Jurnal Praktik
Keinsinyuran
e-ISSN:3063-7449

Jurnal **Praktik Keinsinyuran** Vol.3 No.6 (November 2026)
journal homepage: http://ejournal.atmajaya.ac.id/index.php/jpk

Analisis pengaruh *salt-and-pepper noise* terhadap Akurasi *Convolutional Neural Network* pada Dataset MNIST

Karel Octavianus Bachri*

Fakultas Biosains, Teknologi, dan Inovasi, Universitas Katolik Indonesia Atma Jaya, Jalan Sudirman 51, Jakarta 12930

Article Info

Article history:

Received
20 October 2026

Accepted
29 October 2026

Keywords:
Deep Neural Network,
Handwritten Digit,
Robust System Design

Abstract

This paper discusses the effect of salt-and-pepper noise to the accuracy of deep neural network. We use a standard deep neural network with the convolution as the main component. The original MNIST dataset of 60000 samples of handwritten digit is used. Salt and pepper noise with various ratio was added to create augmented dataset. Training process is set to be stopped when the validation loss exceeds the training loss. As the results, the test accuracy of the system decreases as the noise level increases. While in the train process, this trend does not occur.

Info Artikel

Histori Artikel:

Diserahkan:
20 Oktober 2026

Diterima:
29 Oktober 2026

Kata Kunci:
Deep Neural Network,
Handwritten Digit,
Robust System Design

Abstrak

Makalah ini membahas tentang pengaruh noise salt and pepper terhadap akurasi convolutional neural network. Pada penelitian ini digunakan model deep neural network standard dengan komponen utama konvolusi. Dataset yang digunakan adalah original sejumlah 60000 sampel digit tulisan tangan MNIST. Dataset tersebut dibuat augmentasi dengan menambahkan noise salt-and-pepper dengan berbagai rasio. Model dilatih dengan rasio pembelajaran 0.001 dan proses pelatihan dihentikan jika nilai *loss* pada proses validasi melebihi nilai *loss* pada proses latih. Pengujian menunjukkan nilai akurasi menurun seiring dengan meningkatnya rasio noise, sedangkan pada saat model dilatih hal ini tidak terjadi.

1. PENDAHULUAN

Noise berpengaruh pada kemapuan sistem dalam melakukan pengolahan digital, terutama data berupa gambar (Egmont-Petersen *et al*., 1997; Horé & Ziou, 2010). Salah satu pengaruhnya adalah menurunnya kualitas prediksi pada sistem jaringan *Deep Neural Network* yang dirancang (G. Li *et al*., 2021). Selain itu *noise* juga menyebabkan menurunnya ketahanan sistem terhadap gangguan (Sáez *et al*., 2016). Semua pengaruh tersebut menyebabkan menurunnya kemampuan sistem terhadap pengambilan keputusan yang dilakukannya (Rahman *et al*., 2024).

Noise pada gambar meliputi *Gaussian Noise*(Bachri, 2025) , *Salt-and-Pepper Noise*, *Poisson Noise*, *Speckle Noise*, *Periodic Noise*, dan *Quantization Noise* (Ilesanmi & Ilesanmi, 2021; Kavitha *et al*., 2023). *Gaussian Noise* terjadi pada saat sensor menangkap gambar dan menghasilkan fluktuasi acak (Kavitha *et al*., 2023). *Salt-and-pepper noise* terjadi umumnya pada saat transmisi(Rani & Bhogal, 2025). Semakin jauh gelombang sinyal merambat dan semakin buruk kualitas kanal, semakin besar pula *noise* yang terjadi (R. Li *et al*., 2024). *Poisson noise* terjadi karena sensor menangkap data dalam jumlah yang kurang sehingga kualitas gambar menjadi tidak ideal untuk diolah pada proses selanjutnya(Ilesanmi

*Corresponding author. Karel Octavianus Bachri
Email address: karel.bachri@atmajaya.ac.id

& Ilesanmi, 2021). *Speckle noise* dan *Periodic noise* terjadi karena interferensi gelombang pada berbagai perangkat elektronik dan banyak terjadi pada citra medis (Kamran *et al*., 2024; B. Li *et al*., 2024). *Quantization noise* terjadi pada saat sinyal analog dikonversi menjadi sinyal digital (Lin *et al*., 2022).

Dari beberapa jenis *noise* tersebut, *salt and pepper noise* dipilih untuk diatasi. Hal ini dilakukan karena beberapa faktor, antara lain dengan adanya *noise* tersebut, menurunkan kualitas gambar secara signifikan (Senthamizh Selvi *et al*., 2023), yang selanjutnya menyebabkan gangguan terhadap interpretasi citra pada proses selanjutnya(Nazir *et al*., 2024). Pada bidang pengenalan objek juga adanya *noise* tersebut menurunkan performansi, secara khusus akurasi (Sáez *et al*., 2016; Wu *et al*., 2023). Dengan adanya penurunan tersebut, proses segmentasi dan pengenalan juga terpengaruh (Cai *et al*., 2025). Dengan tingkat *noise* yang lebih tinggi, pengaruh *salt-and-pepper noise* menjadi sangat signifikan, yaitu mengurangi informasi tepi pada objek, dan merusak keandalan citra(Islam, 2025; Kamran *et al*., 2024; Nazir *et al*., 2024; Shi *et al*., 2023).

Tujuan penelitian ini adalah melakukan analisis pengaruh penambahan *salt-and-pepper noise* terhadap akurasi model *Deep Neural Network* pada *dataset MNIST*. Penambahan *noise* dilakukan dengan berbagai tingkat mulai dari lima persen sampai 30%. Model yang digunakan adalah *Convolution Neural Network* yang bertindak sebagai lapisan ekstraksi fitur dilanjutkan dengan *fully-connected layer* yang berfungsi untuk klasifikasi. Penelitian ini dapat menjadi dasar untuk merancang model yang lebih tahan terhadap *noise.* Kelanjutan penelitian ini dapat berupa perancangan model baru, maupun modifikasi dari modul yang ada.

2. METODE PELAKSANAAN

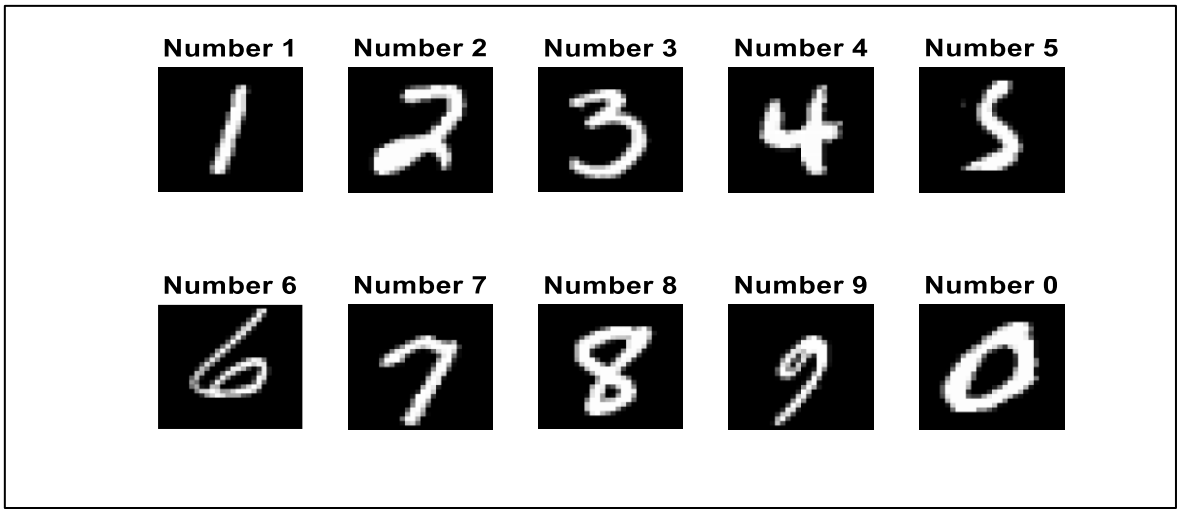
Penelitian ini dilakukan dengan melalui beberapa tahap, yaitu pengumpulan data, pre-processing, data splitting, perancangan model, training, testing. Secara lebih terperinci dijelaskan dalam bagian ini.

2.1 Pengumpulan data

Data diambil dari *handwritten digit dataset* Modified National Institute of Standards and Technology (MNIST) (Lecun *et al*., 1998) berupa citra angka yang dihasilkan dengan tulisan tangan berukuran 28 x 28 piksel sejumlah 60000 sampel yang terbagi menjadi 10 kelas dengan label 0, 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9. Data ini terkumpul di dalam satu folder dengan nama file sebagai pembeda untuk menentukan label diikuti oleh delapan karakter acak seperti ditunjukkan pada Tabel 1 dengan sampel secara acak ditunjukkan pada Tabel 1.

Tabel 1.
Perincian dataset

No.	Digit	Label	Banyak Sampel	Nama file
1	0	“0”	5923	“0-xxxxxxxx.png”
2	1	“1”	6742	“1-xxxxxxxx.png”
3	2	“2”	5958	“2-xxxxxxxx.png”
4	3	“3”	6131	“3-xxxxxxxx.png”
5	4	“4”	5842	“4-xxxxxxxx.png”
6	5	“5”	5421	“5-xxxxxxxx.png”
7	6	“6”	5918	“6-xxxxxxxx.png”
8	7	“7”	6265	“7-xxxxxxxx.png”
9	8	“8”	5851	“8-xxxxxxxx.png”
10	9	“9”	5949	“9-xxxxxxxx.png”



Gambar 1.
Contoh sampel dataset setiap label dipilih secara acak.

2.2 Penambahan noise salt and pepper

Noise salt and pepper dikenal dengan impulse noise dengan model dinyatakan pada (1).

$$F_{(i,j)c} = \begin{cases} X_s, q_1 \\ X_p, q_2 \\ X_{(i,j)c}, (1 - q_1 - q_2) \end{cases} \quad \text{..... (1)}$$

Dengan X_s menyatakan intensitas minimum dengan probabilitas q_1, X_p menyatakan intensitas maximum dengan probabilitas q_2, dan $X_{(i,j)c}$ menyatakan intensitas pada posisi (i,j) untuk warna c dengan probabilitas 1-q. Tingkat intensitas dinyatakan dengan angka nol untuk sangat rendah hingga satu untuk sangat tinggi. Pada sistem 8-bit, dengan nilai maximum 255, model ini dinyatakan pada (2). Penambahan noise ini mengakibatkan perubahan ukuran input layer menjadi 28x28x3 dari yang semula 28x28x1.

$$F_{(i,j)c} = \begin{cases} X_s, q_1 \\ 255, q_2 \\ X_{(i,j)c}, (1 - q_1 - q_2) \end{cases} \quad \text{..... (2)}$$

2.3 *Data splitting*

Dataset dipisah menjadi dua bagian, yaitu data latih 80% dan data uji 20% dengan pemilihan secara acak tiap label seperti ditunjukkan pada Tabel 2.

Tabel 2.
Pemisahan data latih dan data uji.

No.	Digit	Label	Banyak Sampel	Data latih	Data Uji
1	0	"0"	5923	4738	1185
2	1	"1"	6742	5394	1348
3	2	"2"	5958	4766	1192
4	3	"3"	6131	4905	1226
5	4	"4"	5842	4674	1168
6	5	"5"	5421	4337	1084
7	6	"6"	5918	4734	1184
8	7	"7"	6265	5012	1253
9	8	"8"	5851	4681	1170
10	9	"9"	5949	4759	1190

2.4 Perancangan Model

Model yang digunakan adalah Deep neural network sederhana (Bachri, 2025; Xing *et al*., 2019) yang ditunjukkan pada Tabel 3.

Tabel 3.
Daftar jaringan dalam model yang digunakan.

Layer	Nama jaringan	Tipe jaringan	Ukuran	Learning
1	imageinput	Image Input	28x28x3	-
2	conv_1	Convolution	28x28x8	Weights 3x3x1x8 Bias 1x1x8
3	batchnorm_1	Batch Normalization	28x28x8	Offset 1x1x8 Scale 1x1x8
4	relu_1	ReLU	28x28x8	-
5	maxpool_1	Max Pooling	14x14x8	-
6	conv_2	Convolution	14x14x16	Weights 3x3x1x16 Bias 1x1x8
7	batch_ norm2	Batch Normalization	14x14x16	Offset 1x1x16 Scale 1x1x16
8	relu_2	ReLU	14x14x16	-
9	maxpool_2	Max Pooling	7x7x16	-
10	conv_3	Convolution	7x7x32	Weights 3x3x1x32 Bias 1x1x32
11	batch_norm3	Batch Normalization	7x7x32	Offset 1x1x32 Scale 1x1x32
12	relu_3	ReLU	7x7x32	-
13	fc	Fully Connected	1x1x10	10x1568 Bias 10x1
14	softmax	Softmax	1x1x10	-
15	classoutput	Classification Output	-	-

Pelatihan dan pengujian model dilakukan dengan *training option* seperti ditunjukkan pada Tabel 4.

Tabel 4.
Training option

No.	Property	Value
1	Optimizer	Adaptive movement
2	Learning rate	0.001
3	Minibatch size	128
4	Shuffle	1
5	Validation data	Augmented test set
6	Stop option	Validation loss increase

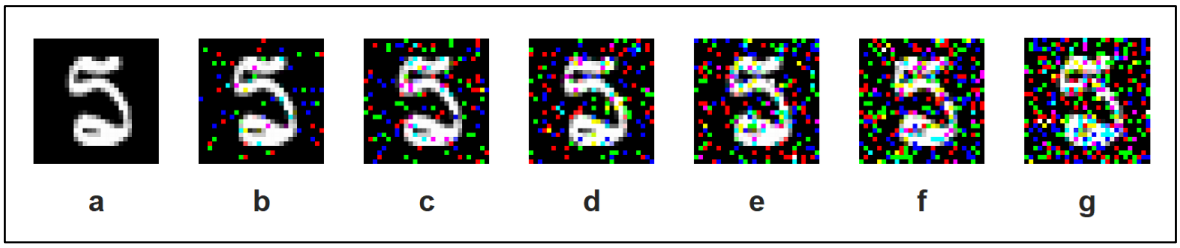
Saat proses *training,* sistem terus mengubah bobot yang ada di setiap node sehingga akurasi akan selalu meningkat. Pada kondisi data yang tidak bersih, peningkatan akurasi saat *training* tidak diimbangi dengan peningkatan akurasi saat *testing.* Hal ini menyebabkan terjadinya *loss* yang meningkat jika proses *training* dilanjutkan. Untuk itu diperlukan penghentian proses *training* saat loss meningkat.

Untuk mengatasi hal ini Optimimasi dilakukan dengan adaptive movement dengan gradient belajar berubah bertahap sehingga hasil prediksi semakin akurat. Learning rate diatur 0.001. Data dibagi menjadi beberapa minibatch dengan pemilihan secara acak dan prediksi training dibandingkan dengan prediksi testing. Validasi dilakukan dengan *augmented data testing*. Proses ini diulangi dengan epoch maximum 200, akan tetapi akan dihentikan jika terjadi *loss* saat testing lebih dari *loss* saat *training* untuk mencegah *overfitting*.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Hasil preprocessing

Gambar 2 Menunjukkan sampel bersih dibandingkan dengan beberapa sampel yang telah ditambahkan noise salt and pepper dengan tingkat dari lima persen hingga 30 persen.

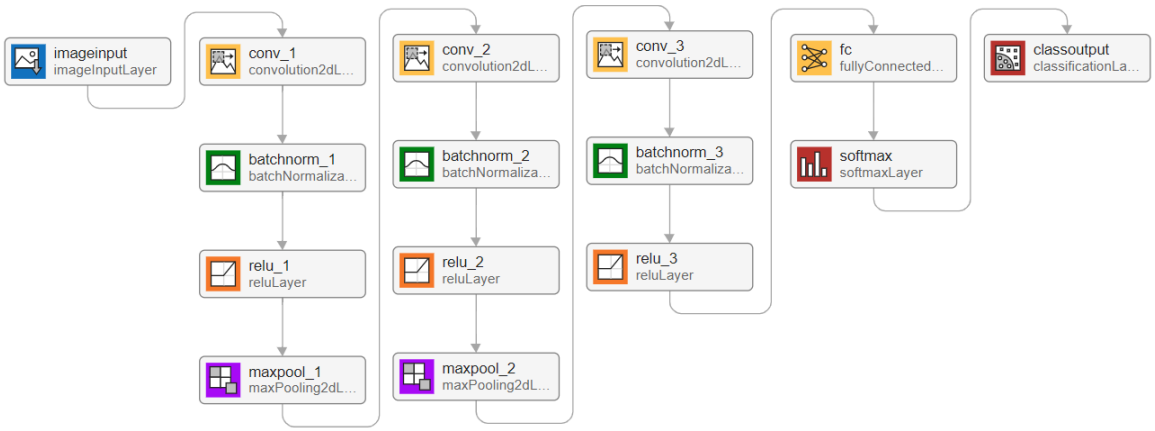


Gambar 2.
Hasil penambahan noise salt and pepper dengan tingkat dari nol hingga 30%. (a) data awal, (b) 5% noise salt and pepper (c) 10% noise salt and pepper (d) 15% noise salt and pepper (e) 20% noise salt and pepper (f) 25% noise salt and pepper (g) 30% noise salt and pepper

3.2 Hasil perancangan model.

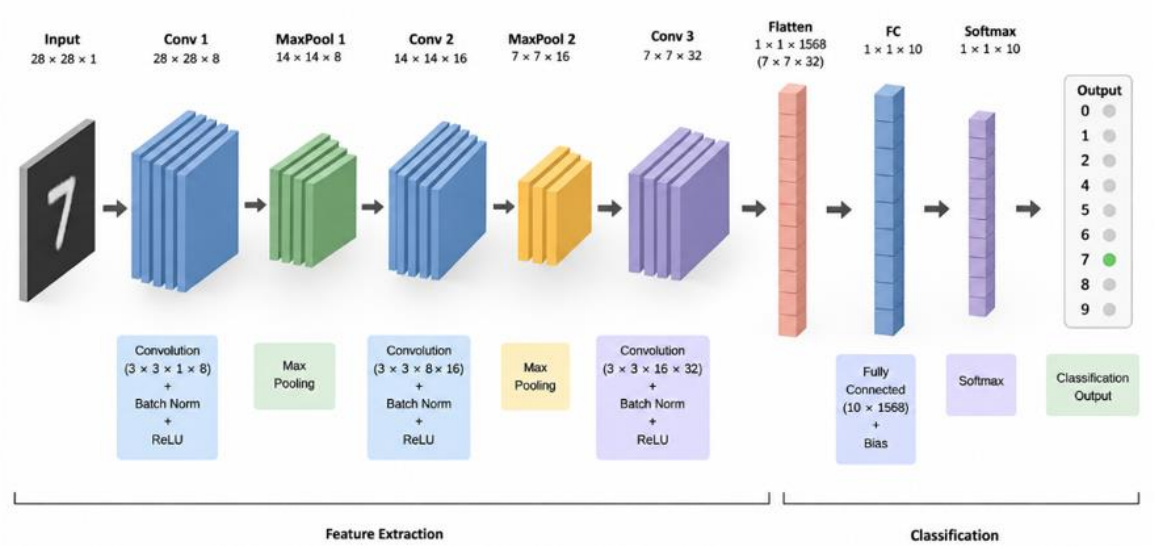
Berdasarkan Tabel 3 dilakukan visualisasi model dengan hasilnya dapat dilihat pada Gambar 3. Masukan berupa gambar diletakkan pada imageinput layer. Proses berikutnya adalah konvolusi tahap pertama yang dilakukan oleh conv_1 dengan membuat jendela kecil yang digeser dan dikalikan dengan masukan. Proses ini dilanjutkan dengan normalisasi oleh batchnorm_1 dan diaktivasi oleh relu_1.

Proses selanjutnya adalah konvolusi tahap kedua yang dilakukan oleh conv_2 yang dilanjutkan dengan normalisasi oleh batchnorm_2 dan aktivasi yang dilakukan oleh relu_2. Proses terakhir dari ekstraksi fitur adalah konvolusi tahap ketiga yang dilakukan oleh conv_3 yang dilanjutkan dengan normalisasi oleh batchnorm_3 dan aktivasi yang dilakukan oleh relu_3.



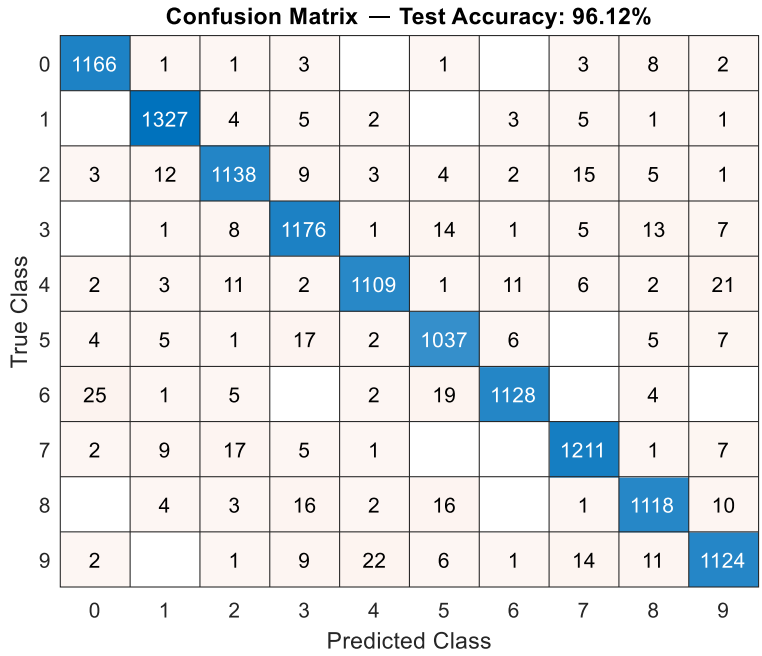
Gambar 3.
Diagram blok hasil visualisasi jaringan.

Hasil dari ekstraksi fitur dihubungkan dengan proses selanjutnya, yaitu klasifikasi. Klasifikasi dilakukan dengan lapisan yang terhubung penuh fc dan softmax untuk aktivasi tahap akhir. Lapisan ini yang terhubung lapisan keluaran yang berjumlah sama dengan jumlah label. Secara keseluruhan, model yang digunakan ditunjukkan pada Gambar 4.



Gambar 4.
Hasil visualisasi 3D model rancangan.

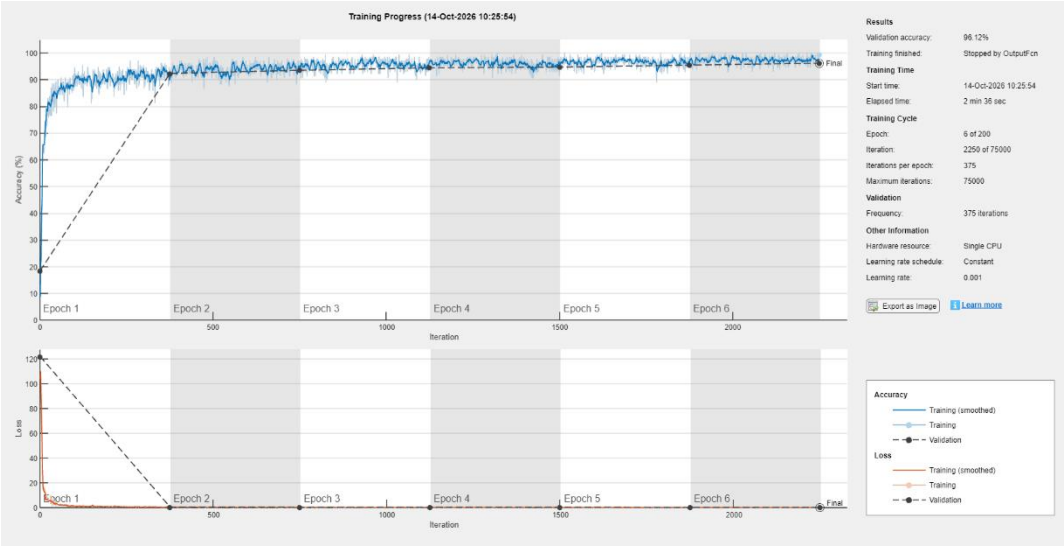
Hasil pengujian model ditunjukkan dengan confusion matrix pada Gambar 5 . Confusion matrix menggambarkan kelas yang sebenarnya (true class) dibandingkan dengan kelas hasil prediksi (predicted class). Daerah yang diberi warna biru menunjukkan true class sama dengan predicted class, yang berarti prediksi yang dilakukan system akurat. Angka di dalam setiap kotak menunjukkan banyak sampel yang memenuhi kriteria tersebut.



Gambar 5.
Confusion matrix

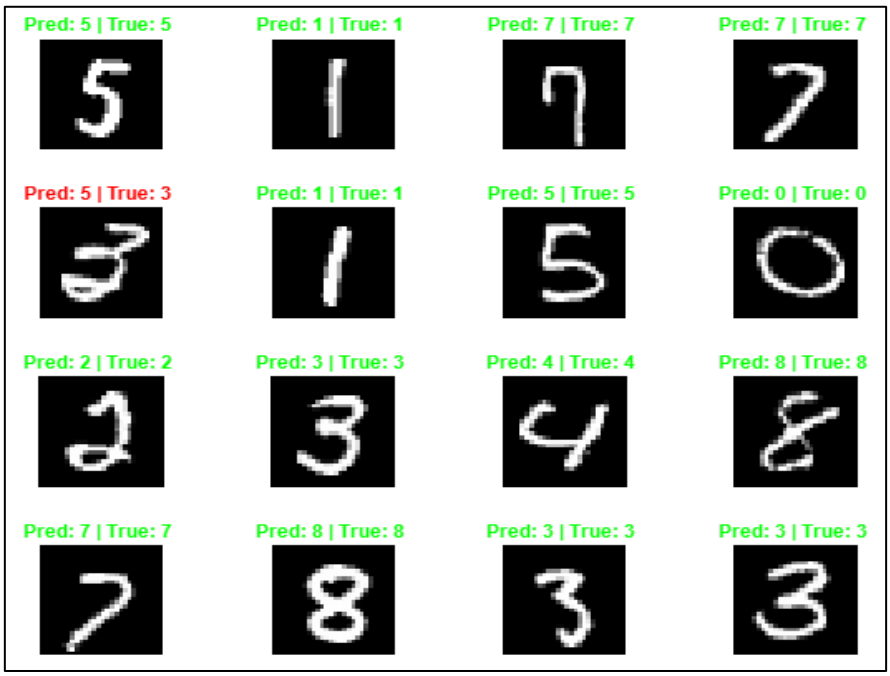
Sebagai contoh pada baris pertama dengan total data uji 1185. Pada sampel angka 0 terdapat 1166 sampel dengan prediksi akurat. Satu sampel dikenali sebagai angka 1. Satu sampel dikenali sebagai angka 2. Tiga sampel dikenali sebagai angka 3, satu sampel dikenali sebagai angka 5, tiga sampel dikenali sebagai angka 7, delapan sampel dikenali sebagai angka 8, dan dua sampel dikenali sebagai angka 9. Akurasi sistem dinyatakan dengan banyak prediksi akurat 11534 dibandingkan dengan semua prediksi 12000.

Kemajuan dalam latihan dinyatakan dengan kurva training progress seperti ditunjukkan pada Gambar 6. Sumbu x menyatakan iterasi ke-n, sedangkan sumbu y menyatakan akurasi system. Kurva biru menyatakan pelatihan pada minibatch, sedangkan kurva putus-putus hitam menyatakan validasi setelah pelatihan minibatch selesai. Pada awal Latihan, akurasi pada proses validasi rendah dan mengalami peningkatan yang cukup besar, sedangkan pada proses selanjutnya peningkatan ini melandai.



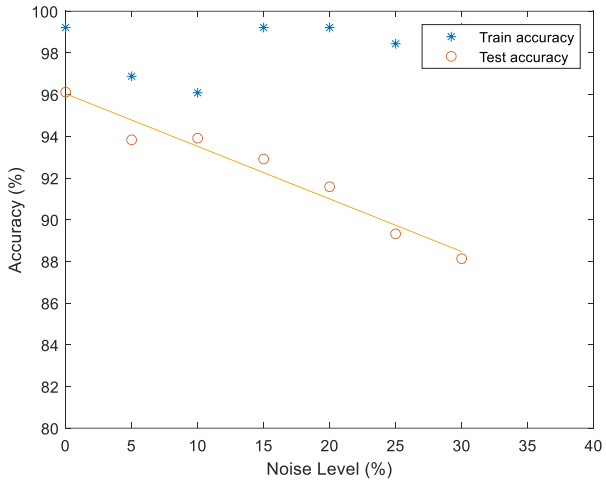
Gambar 6.
Contoh training progress untuk dataset bersih.

Gambar 7 memperlihatkan contoh sampel yang dipilih secara acak dari dataset yang digunakan. Angka 3 terlihat beberapa prediksi akurat, sedangkan 1 sampel diprediksi sebagai angka 5. Hal ini dapat disebabkan oleh cara kerja ekstraksi fitur secara otomatis oleh layer konvolusi.



Gambar 7.
Contoh data beserta label dan prediksi.

Perubahan akurasi terhadap tingkat noise ditunjukkan pada Gambar 8 . Untuk dataset bersih, akurasi sistem adalah 99.22%. Akurasi menurun untuk tingkat noise 5% maupun 10%, akan tetapi kembali naik dan cenderung bertahan untuk tingkat noise 15%, 20%, maupun 30%. Untuk hasil pengujian, dengan semakin tingginya tingkat noise, akurasi sistem cenderung menurun. Hal ini disebabkan karena *training option* yang diatur agar *training* dihentikan ketika *validation loss* meningkat melebihi *training loss*. Pengaturan dalam training option ini berfungsi mencegah *overfitting*.



Gambar 8.
Akurasi sistem menurut tingkat noise pada dataset.

4. KESIMPULAN DAN SARAN

Dari perancangan dan pengujian dapat disimpulkan sebagai berikut:

1. Dataset dapat diperbanyak dengan melakukan modifikasi pada data awal, dalam penelitian ini modifikasi yang dilakukan adalah menambahkan noise salt and pepper.
2. Model deep neural network yang digunakan mampu mengenali tulisan tangan digit, baik pada data bersih, maupun data yang sudah ditambahkan noise.
3. Akurasi pada proses latih dapat berubah, akan tetapi dalam percobaan ini cenderung bertahan. Hal ini disebabkan oleh training option yang akan menghentikan proses latih jika loss yang terjadi pada proses validasi melebihi loss saat proses latih.
4. Akurasi pada pengujian cenderung menurun dengan meningkatnya nilai noise.

Beberapa saran untuk penelitian selanjutnya adalah sebagai berikut:

1. Beberapa jenis noise dibahas pada bagian pendahuluan dengan signifikansinya maupun kecocokannya dengan situasi tertentu yang menyebabkan terjadinya noise tersebut. Penelitian selanjutnya dapat dilakukan untuk membahas pengaruh jenis noise lain dengan berbagai tingkat terhadap akurasi jaringan yang sama.
2. Peluang untuk mengeksplorasi pengaruh berbagai jenis model juga terbuka terhadap jenis noise yang sama sehingga dapat menjadi dasar untuk pemilihan model untuk situasi tertentu.
3. Modifikasi jaringan dapat dilakukan dengan menentukan *hyperparameter* sehingga didapatkan model yang optimal.

DAFTAR PUSTAKA

1. Bachri, K. O. (2025). Performance Analysis of Deep Neural Network to Noisy Digit Dataset. *Jurnal Elektro*, 18(1), 28–40.
2. Cai, R. T., Chen, G. X., Li, J., Du, R. S., Lu, H. Y., Qi, Y. L., & Chen, J. X. (2025). A

Denoising Method for Salt and Pepper Noise in Remote Sensing Based on Swin-Transformer Convolution U-Net and Filtering—FSCU-Net. *Earth and Space Science*, 12(8),1-27. https://doi.org/10.1029/2025EA004225

3. Egmont-Petersen, M., Talmon, J. L., & Hasman, A. (1997). Robustness metrics for measuring the influence of additive noise on the performance of statistical classifiers. *International Journal of Medical Informatics*, 46(2), 103–112. https://doi.org/https://doi.org/10.1016/S1386-5056(97)00062-2
4. Horé, A., & Ziou, D. (2010). Image Quality Metrics: PSNR vs. SSIM. *2010 20th International Conference on Pattern Recognition*, (pp.2366–2369). https://doi.org/10.1109/ICPR.2010.579
5. Ilesanmi, A. E., & Ilesanmi, T. O. (2021). Methods for image denoising using convolutional neural network: a review. *Complex and Intelligent Systems*, 7(5), 2179–2198. https://doi.org/10.1007/s40747-021-00428-4
6. Islam, M. J. (2025). Adaptive weight-modified Riesz mean filter for high-density salt-and-pepper noise removal. *Journal of Electrical Systems and Information Technology*, 12(1),1-16. https://doi.org/10.1186/s43067-025-00266-1
7. Kamran, S. A., Moghnieh, H., Hossain, K. F., Bartlett, A., Tavakkoli, A., Drumm, B. T., Sanders, K. M., & Baker, S. A. (2024). Automated denoising software for calcium imaging signals using deep learning. *Heliyon*, 10(21) e39574. https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e39574
8. Kavitha, G., Prakash, C., Alhomrani, M., Pradeep, N., Alamri, A. S., Pareek, P. K., & Alhassan, M. (2023). Noise Estimation and Type Identification in Natural Scene and Medical Images using Deep Learning Approaches. *Contrast Media & Molecular Imaging*, 2023, 1–15. https://doi.org/10.1155/2023/3923667
9. Lecun, Y., Bottou, L., Bengio, Y., & Haffner, P. (1998). Gradient-based learning applied to document recognition. *Proceedings of the IEEE*, 86(11), 2278–2324. https://doi.org/10.1109/5.726791
10. Li, B., Zhang, Y., Chen, W., Ma, Y., & Li, L. (2024). Neural Network-Based Investigation of Periodic Noise Reduction Methods for High-Resolution Infrared Line Scanning Images. *Remote Sensing*, 16(5), 1-24. https://doi.org/10.3390/rs16050841
11. Li, G., Zrimec, J., Ji, B., Geng, J., Larsbrink, J., Zelezniak, A., Nielsen, J., & Engqvist, M. K. M. (2021). Performance of Regression Models as a Function of Experiment Noise. *Bioinformatics and Biology Insights*, 15. https://doi.org/10.1177/11779322211020315
12. Li, R., Liu, T., & Yin, J. (2024). An encryption algorithm for color images based on an improved dual-chaotic system combined with DNA encoding. *Scientific Reports*, 14(1). https://doi.org/10.1038/s41598-024-71267-9
13. Lin, J., Qin, J., & Lu, S. (2022). Suppressing Shot Noise Using Quadratic Variable Step-Size Quantization for the Initial Acquisition of Camera-Raw Image Data. *IEEE Transactions on Image Processing*, 31, 5242–5256. https://doi.org/10.1109/TIP.2022.3184256
14. Nazir, N., Sarwar, A., & Saini, B. S. (2024). Recent developments in denoising medical images using deep learning: An overview of models, techniques, and challenges. *Micron*, 180, 103615. https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.micron.2024.103615
15. Rahman, S., Pal, S., Yearwood, J., & Karmakar, C. (2024). Robustness of Deep Learning models in electrocardiogram noise detection and classification. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 253. https://doi.org/10.1016/j.cmpb.2024.108249
16. Rani, A., & Bhogal, R. K. (2025). Efficient real-world image denoising using multi-scale gaussian pyramids. *Scientific Reports*, 15(1). https://doi.org/10.1038/s41598-025-

23942-8
17. Sáez, J. A., Luengo, J., & Herrera, F. (2016). Evaluating the classifier behavior with noisy data considering performance and robustness: The Equalized Loss of Accuracy measure. *Neurocomputing*, 176, 26–35. https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.neucom.2014.11.086
18. Senthamizh Selvi, R., Aarthi Varshini, B., & Deekshiga, S. (2023). A Comparative Analysis of Image Denoising Filters for Salt and Pepper Noise. *2023 9th International Conference on Smart Structures and Systems (ICSSS)*, (pp.1–10). https://doi.org/10.1109/ICSSS58085.2023.10407368
19. Shi, B., Cao, T., Wang, Z., Ge, Q., & Guo, W. (2023). Research on Sonar Image Denoising Based on Optimized Spatial Pixel Ranking Algorithm. *2023 8th International Conference on Signal and Image Processing (ICSIP)*, (pp. 249–253). https://doi.org/10.1109/ICSIP57908.2023.10271087
20. Wu, S., Guo, C., & Wang, X. (2023). Salt-and-pepper Noise Reduction for Medical Images based on Image Fusion. *Current Medical Imaging Formerly Current Medical Imaging Reviews*, 20,1-13. https://doi.org/10.2174/1573405620666230525104841
21. Xing, Y., Xu, J., Tan, J., Li, D., & Zha, W. (2019). Deep CNN for removal of salt and pepper noise. IET Image Processing, 13(9), 1550–1560. https://doi.org/10.1049/iet-ipr.2018.6004