

Deep Learning Berbasis CNN Untuk Pengenalan Pola Partial Discharge Isolasi Silicone Rubber

Ferlian Seftianto¹, Sukemi², Zainuddin Nawawi³

^{1,2}Magister Ilmu Komputer, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Sriwijaya
Jalan Srijaya Negara No. 409, Palembang, Indonesia

³Laboratorium Electrical Energy and Safety, Fakultas Teknik, Universitas Sriwijaya
Jalan Padang Selasa, Palembang, Indonesia

e-mail: ferlian37@gmail.com¹, sukemi@unsri.ac.id², zainuddinnawawi@unsri.ac.id³

Received : July, 2023

Accepted : July, 2023

Published : August, 2023

Abstract

Partial discharge (PD) activity measurements have been carried out by selecting noise signals (de-noising) using Support Vector Machine (SVM) and then recognized using Convolutional Neural Network (CNN). CNN testing was carried out using various models such as activation methods: Sigmoid, Softmax, Relu, Tanh, Swish. Number of layers used is 1, 2, 3, 4 with filter sizes of 32, 64, 128, 256 and kernel sizes 3x3, 2x2, 1x1, 1x2, 1x3 in the MaxPooling and AveragePooling pooling methods. The results obtained, On sigmoid method the MaxPooling and AveragePooling with 1 layers having a low accuracy around 14.40% but the other layers configurations gets a high accuracy around 98.99% both has been done with or without de-noising. In Softmax activation method, MaxPooling pooling method has an accuracy around 84.94% and has de-noising 90.66%. The AveragePooling pooling method has an accuracy 65.25% and around 75.29% with de-noised. The result shows that SVM de-noising increases the accuracy around 11.12% in the Softmax activation method. In the Tanh, Relu, and Swish activation methods, a low level of accuracy is obtained with an average of 14.40%, and SVM de-noising doesn't increase the accuracy, so CNN-based deep learning with SVM de-noising is more suitable using the Sigmoid and Softmax.

Keywords: partial discharge, de-noising, pattern recognition, CNN, SVM

Abstrak

Pengukuran aktifitas partial discharge (PD) telah dilakukan dengan menseleksi sinyal noise (de-noising) menggunakan metode Support Vector Machine (SVM) lalu dilakukan pengenalan pola PD dengan metode Convolutional Neural Network (CNN). Pengujian CNN dilakukan dengan berbagai model seperti metode aktivasi: Sigmoid, Softmax, Relu, Tanh, dan Swish. Jumlah layer 1, 2, 3, 4 dengan ukuran filter masing-masing 32, 64, 128, 256 serta kernel size 3x3, 2x2, 1x1, 1x2, 1x3 pada metode pooling MaxPooling dan AveragePooling. Hasil pengujian telah didapat yaitu pada metode Sigmoid metode pooling MaxPooling dan AveragePooling dengan jumlah layer 1 memiliki tingkat akurasi rendah yaitu sekitar 14,40% akan tetapi pada jumlah layer lain mendapatkan nilai akurasi tinggi yaitu sekitar 98,99% baik yang telah dilakukan de-noising ataupun belum. Pada metode aktivasi Softmax metode pooling MaxPooling memiliki tingkat akurasi sekitar 84,94% dan yang telah de-noising 90,66%. Metode pooling AveragePoolingnya memiliki tingkat akurasi 65,25% dan yang telah dide-noising sekitar 75,29% hasil ini menunjukkan bahwa de-noising SVM meningkatkan tingkat akurasi sekitar 11,12% pada metode aktivasi Softmax. Pada metode aktivasi Tanh, Relu, dan Swish didapatkan tingkat akurasi yang rendah dengan rata-rata 14.40%, dan de-noising SVM tidak meningkatkan tingkat akurasi pengenalan polanya, maka deeplearning berbasis CNN dengan de-noising SVM lebih cocok menggunakan metode aktivasi Sigmoid dan Softmax.

Kata Kunci: partial discharge, de-noising, pengenalan pola, CNN, SVM

1. PENDAHULUAN

Kualitas bahan isolasi listrik merupakan hal penting dalam peralatan tenaga listrik untuk menjaga sistem tenaga listrik tetap memberikan suplai energi listrik yang baik, maka pemilihan bahan isolasi yang digunakan pada peralatan listrik itu sangat penting. Material polimer *silicone rubber* merupakan salah satu bahan isolasi yang memiliki keunggulan kinerja yang lebih baik dalam mencegah terjadinya kegagalan isolasi dibandingkan dengan isolator keramik maupun isolator kaca[1]–[3].

Apabila kegagalan isolasi pada peralatan tegangan tinggi seperti pada isolasi kabel tenaga terjadi maka akan mengakibatkan isolasi tidak lagi berfungsi dengan baik. Isolasi digunakan sebagai pemisah antara bagian bertegangan dan tidak bertegangan. Kegagalan fungsi isolasi ini mengakibatkan hubung singkat yang membuat sistem kelistrikan padam (*blackout*) dan penyaluran dayanya terhenti[3]–[5]. Terhentinya penyaluran daya menimbulkan kerugian besar bagi penyedia jasa layanan di bidang kelistrikan. Kegagalan isolasi mengakibatkan berkurangnya pendapatan karena turunnya jumlah energi listrik yang terjual. Kegagalan dalam penyaluran energi listrik ini juga mengakibatkan kerugian di pihak konsumen, terutama konsumen industri, oleh karena itu kualitas isolasi dalam sistem kelistrikan harus baik. Salah satu penyebab kegagalan isolasi berawal dari terjadinya peluahan sebagian (*partial discharge*). *Partial discharge* (PD) yang terjadi di dalam isolasi secara terus menerus berjalan dengan waktu akan berakhir kepada terjadinya tembus sempurna (*complete breakdown*)[6]–[8].

Pengukuran aktifitas PD merupakan metode yang banyak digunakan untuk mengetahui kerusakan isolasi secara dini agar tidak sampai

merusak peralatan atau sistem secara keseluruhan[5], [9]–[11]. Pengukuran ditujukan untuk mengetahui pola PD (*PD pattern*) yang terjadi pada suatu bahan isolasi. Dengan mengetahui PD pattern pada suatu bahan isolasi, dapat mendiagnosa adanya cacat atau kerusakan pada isolasi tersebut sebelum terjadi kerusakan yang lebih parah [12]–[14].

Berapa metode pendeteksian telah dilakukan untuk melakukan pendeteksian PD yaitu metode *Random Forest* seperti yang pernah dilakukan oleh Ismail Hartanto pada tahun 2018. Peneliti menyimpulkan bahwa penggunaan metode *Random Forest* untuk pengenalan PD memiliki tingkat akurasi sebesar 94,44%[14]. Metode *Convolutional Neural Network* (CNN) juga sering digunakan karena kemampuan beradaptasi, kemampuan non linier, dan kemampuan pemrosesan paralel yang baik [15]–[17]. Pada tahun 2018 Xiaosheng et.al melakukan penelitian yang menerapkan metode CNN untuk pengenalan pola PD. Dalam penelitian tersebut peneliti menyimpulkan bahwa penggunaan CNN dalam proses pengenalan PD memiliki tingkat akurasi yang cukup tinggi yakni 92,57%[15].

Berdasarkan penelitian diatas metode CNN memiliki akurasi yang tinggi untuk pendeteksian pola PD. Penulis sendiri bermaksud untuk meneliti bagaimana bila sebelum dilakukan CNN dilakukan proses menghilangkan *noise* (*de-noising*) terlebih dahulu pada data *partial discharge* yang akan digunakan karena *noise* akan membuat Pola PD yang didapat tidak membentuk sempurna sehingga mempengaruhi nilai akurasi pendeteksiannya[18], [19]. Metode untuk *de-noising* membedakan sinyal PD dan sinyal noise yang banyak digunakan yaitu *Support Vector Machine* (SVM) karena memiliki performa stabil dalam pengenalan pola [15], [20], [21]

2. METODE PENELITIAN

Penelitian ini memakai data yang akan diambil langsung dengan melakukan pengujian *partial discharge* pada sampel uji *silicone rubber* yang ditunjukkan pada Gambar 1 di Laboratorium Teknik Tegangan Tinggi dan Pengukuran Listrik (TTTPL) Universitas Sriwijaya menggunakan

sistem elektroda CIGRE Method II (Gambar 2) dan menggunakan rangkaian pengujian seperti yang ditunjukkan pada gambar 3. Pengujian *partial discharge* akan dilakukan pada tegangan 2; 2,5; 3; 3,5; 4; 4,5; dan 5 kV untuk didapatkan bentuk polanya pada setiap tegangan. Sampel yang akan diuji berjumlah 100 sampel uji pada

setiap tegangan lalu akan melalui proses *preprocessing de-noising SVM*. Setelah melalui proses *preprocessing* dari total 700 data *partial discharge* yang direkam 70% akan digunakan untuk *training data* dan sisanya untuk mengevaluasi kinerja pengklasifikasian CNN dalam hal akurasi. Material untuk sampel uji *silicone rubber*, sistem elektroda CIGRE Method II dan rangkaian pengujian secara ringkas diuraikan pada beberapa sub-bab sebagai berikut.

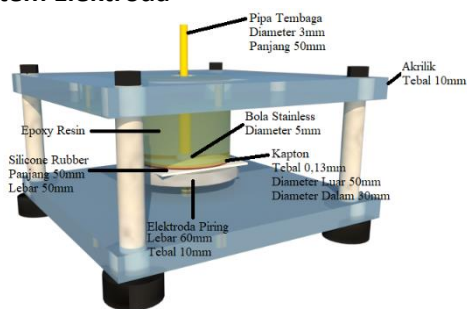
2.1. Material Isolasi Sampel

Material yang akan diuji untuk mendapatkan nilai *partial dischargenya* yaitu isolasi polimer *silicone rubber* (SiR) berbentuk lembaran berukuran 50 mm x 50 mm dengan ketebalan 1 mm seperti yang ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Silicone rubber sheet

2.2. Sistem Elektroda



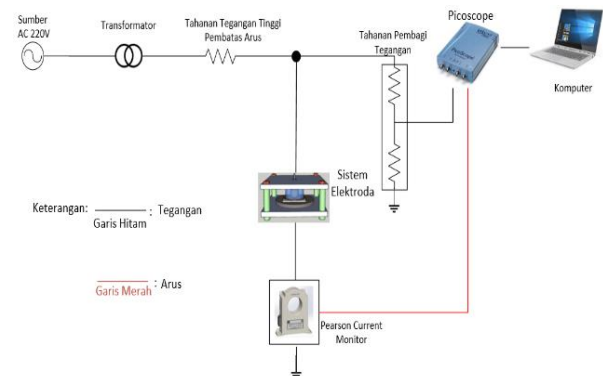
Gambar 2. CIGRE Method II

Sistem elektroda yang digunakan pada penelitian ini (Gambar 2) mengadopsi sistem *CIGRE Method-II* dimana sistem elektroda ini merupakan standar untuk pengujian fenomena *partial discharge (discharge phenomenon)*. Sistem elektroda ini terdiri dari bagian atas dan bawah. Bagian atas yaitu elektroda bola baja dari bahan *stainless steel* ber-diameter 5 mm

yang tersambung elektrik menggunakan *silverpaint conductor* dengan pipa tembaga berdiameter 3 mm sebagai elektroda penghubung untuk aplikasi tegangan tinggi (*upper electrode*). Untuk melindungi elektroda dari pengaruh lingkungan sekitarnya, elektroda dicetak dalam epoksi resin (*resin epoxy*) yang dibuat silinder dengan diameter 50 mm. Untuk elektroda bawah (*lower electrode*) digunakan sebuah elektroda piring (*disc electrode*) yang terbuat dari bahan *stainless steel* yang sudah dihaluskan dengan diameter 60 mm dan ketebalan 10 mm. Untuk membuat rongga antara elektroda atas (*upper electrode*) dengan sampel yang ditempatkan diatas elektroda piring (*disc electrode*), digunakan penyanggah (*spacer*) berbentuk cincin dari bahan *polyimide film (capton)* dengan ketebalan 130 μm .

2.3. Rangkaian Pengujian

Setelah sampel uji dan sistem elektroda siap digunakan, susun sampel uji sesuai dengan gambar 3 kemudian lakukan pengujian secara langsung untuk mendapatkan data primer pola PD

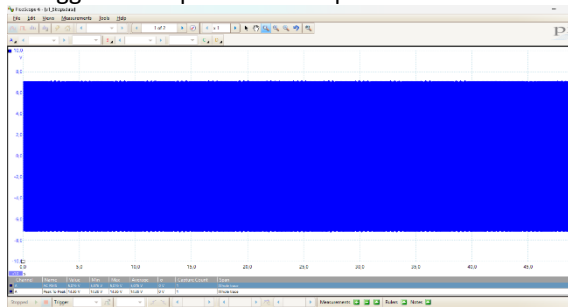


Gambar 3. Rangkaian Pengujian

Dengan menggunakan tegangan bolak balik dari sumber 220 V PLN kemudian dinaikan oleh transformator dan dihubungkan ke elektroda tegangan tinggi berupa elektroda tembaga yang tersambung secara listrik ke stainless ball steel melalui tahanan tinggi (185 k Ω) yang berfungsi sebagai pembatas arus yang masuk ke sistem elektroda. Pembatasan arus perlu dilakukan karena yang diperlukan pada eksperimen ini adalah nilai tegangan yang tinggi, disamping untuk keperluan keamanan sistem dan peralatan yang digunakan. Sampel uji ditempatkan diantara elektroda bola dan piring yang diberi kapton spacer dengan ketebalan 130 μm yang dibuat berbentuk ring sebagai pembentuk rongga buatan (*artificial void*).

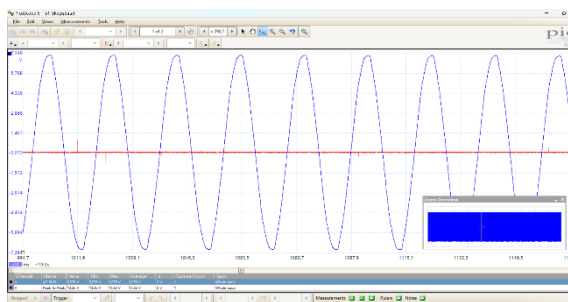
2.4. Dataset Partial Discharge

Pada saat pengujian perekaman data *partial discharge* dilakukan oleh aplikasi Picoscope dengan alat bantu *High Voltage Probe* untuk melihat nilai tegangan dan *Pearson Current Monitor* untuk melihat nilai arus. Berikut merupakan contoh tampilan data yang didapat menggunakan aplikasi Picoscope.



Gambar 4. Data Pola Partial Discharge

Data partial discharge diatas merupakan gelombang tegangan yang direkam selama 1 menit dengan frekuensi kerja 50Hz.



Gambar 5. Peggalan Data Pola PD

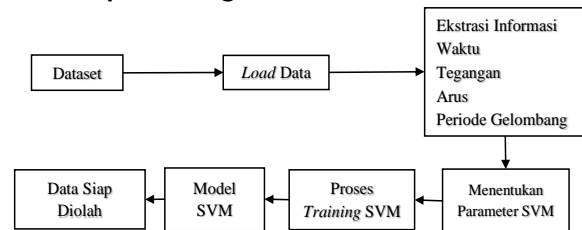
Berdasarkan data yang dicontohkan pada Gambar 4 dan 5 diatas dataset diolah menjadi data CSV yang mencakup nilai waktu (ms), tegangan (V), dan arus (mA) dengan jumlah data sebanyak 4.000.000 titik data dengan 2500 siklus gelombang persatu sampel uji *silicone rubber*. Berikut contoh peggalan data csv (Tabel 1) yang didapat:

Tabel 1. Peggalan Data CSV

Time (ms)	Tegangan (V)	Arus (mA)
15.89749906	2.417287	0.6043218
15.89754906	2.773776	-2.273837
15.89759906	2.737150	1.617019
15.89764906	2.757905	-1.126847
15.89769906	2.757905	0.6867294
15.89784906	2.748138	0.4120376
15.89789906	2.737150	-0.4535466
15.89794906	2.732267	0.4529361

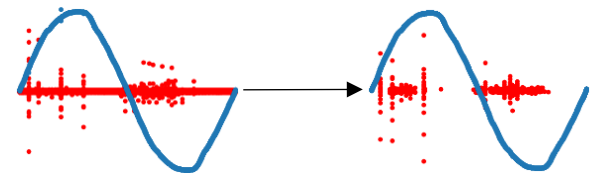
18.01039893	5.690392	0.7618117
18.01064893	6.100598	-0.7282383
18.01069893	6.059089	0.6623123

2.5. Preprocessing Data



Gambar 7. Proses Preprocessing Data SVM

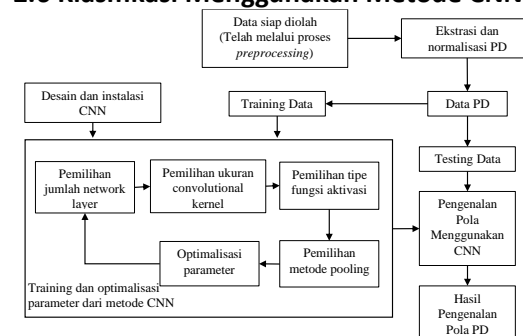
Setelah dataset didapatkan maka dilakukanlah proses *de-noising* data untuk menghilangkan sinyal *nois*nya dan melihat pengaruh *de-noising* SVM terhadap pengenalan pola menggunakan CNN.



Gambar 7. Hasil Preprocessing Data SVM

Data yang telah *dide-noising* akan menunjukan bentuk pola PD yang sebenarnya seperti pada Gambar 7.

2.6 Klasifikasi Menggunakan Metode CNN



Gambar 9. Flowchart Klasifikasi CNN

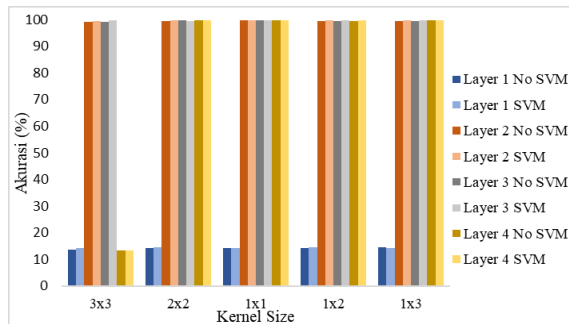
Sebagaimana yang disajikan pada Gambar 8 data PD yang telah dikumpulkan dilakukan *preprocessing data* menggunakan metode SVM untuk menghilangkan *nois*nya. Data PD yang telah dihilangkan *nois*nya dibagi menjadi 2. 70% untuk *training*, dan 30% untuk mengevaluasi kinerja pengklasifikasian CNN dalam hal akurasi. Adapun rumus menghitung akurasi menggunakan persamaan 1 sebagai berikut:

$$\text{Akurasi} = \frac{n}{\sum n} \times 100\% \dots\dots\dots 1$$

Dimana n adalah jumlah pola PD yang dapat dikenali dan $\sum n$ adalah jumlah pola PD yang diujikan.

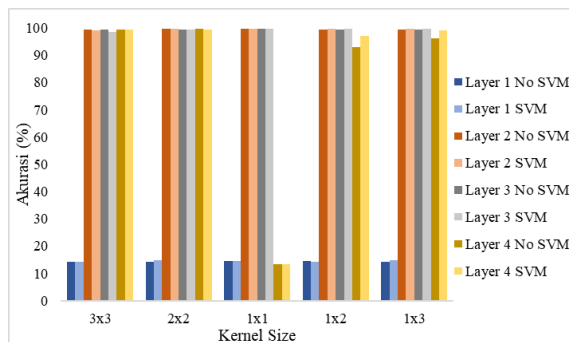
Pembuatan model CNN dilakukan dengan pemilihan jumlah *layer* yang terdiri dari 1, 2, 3, dan 4 *layer*, ukuran *convolutional kernel* 3x3, 2x2, 1x1, 1x2, dan 1x3, tipe aktivasi Sigmoid, Softmax, Tanh, Relu, dan Swish, dan pemilihan metode *pooling AveragePooling* dan *MaxPooling*

3. HASIL DAN PEMBAHASAN



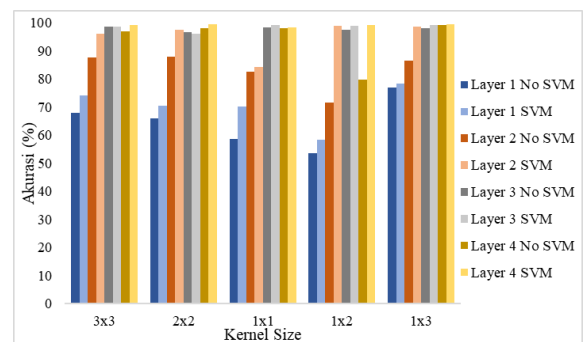
Gambar 9. Hasil Pengujian Model CNN Menggunakan Metode Aktivasi Sigmoid pada Metode Pooling MaxPooling

Pada Gambar 9 metode aktivasi Sigmoid, metode *pooling MaxPooling* dengan jumlah *layer* 1 pada *kernel size* 3x3; 2x2; 1x1; 1x2; dan 1x3 didapatkan tingkat akurasi yang sangat rendah yaitu 13.73%; 14.29%; 14.08%; 14.35%; 14.45% jadi dapat disimpulkan bahwa dengan menggunakan jumlah *layer* 1 pada metode Sigmoid tidak dapat melakukan pengenalan pola *partial discharge*, akan tetapi pada jumlah *layer* selain 1 tingkat akurasi pengenalan pola *partial discharge* didapatkan nilai yang sangat baik yaitu sekitar 99.66%. Pada pengenalan pola *partial discharge* yang telah dilakukan *de-noising SVM* memiliki tingkat akurasi yang sama tingginya dengan yang tidak dilakukan *de-noising SVM*.



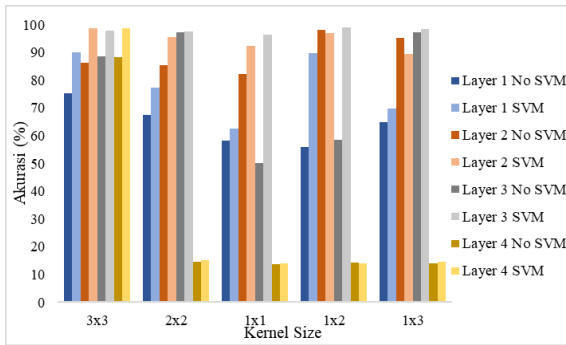
Gambar 10. Hasil Pengujian Model CNN Menggunakan Metode Aktivasi Sigmoid pada Metode Pooling AveragePooling

Pada Gambar 10 metode aktivasi Sigmoid dengan metode *pooling AveragePooling* ini mendapatkan rata-rata nilai akurasi yang tinggi yaitu sebesar 98,99% akan tetapi pada setiap *kernel size* dengan jumlah *layer* 1 dan pada jumlah *layer* 4 hanya pada *kernel size* 1x1 mendapatkan rata-rata nilai yang rendah yaitu masing-masing 14.18% dan 13.35% baik yang telah dilakukan *de-noising SVM* ataupun belum. Pada metode aktivasi Sigmoid ini tingkat akurasi yang paling tinggi pada *kernel size* 1x1, jumlah *layer* 2 dengan menggunakan *de-noising SVM*. Dengan melihat perbandingan tingkat akurasi pada metode *pooling MaxPooling* dan *AveragePooling* dapat disimpulkan bahwa penggunaan metode *pooling MaxPooling* memiliki tingkat akurasi yang lebih tinggi sebesar 0.5% dibandingkan metode *pooling AveragePooling*.



Gambar 11. Hasil Pengujian Model CNN Menggunakan Metode Aktivasi Softmax Pada Metode Pooling MaxPooling

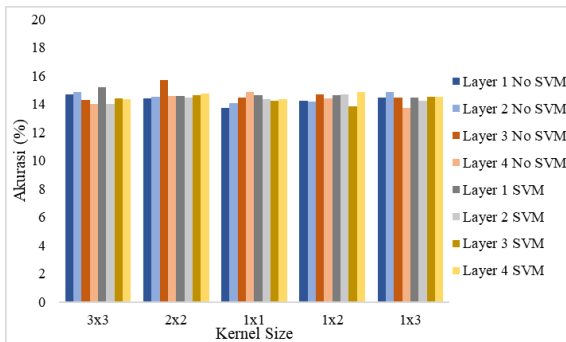
Pada Gambar 11 metode aktivasi Softmax dengan metode *pooling MaxPooling* ini dapat disimpulkan bahwa semakin banyak jumlah *layer* yang digunakan maka tingkat akurasi CNN semakin tinggi, dan penggunaan *de-noising SVM* mampu meningkatkan tingkat akurasi sekitar 6,73%. Pada metode aktivasi Softmax dengan menggunakan metode *pooling MaxPooling* ini didapatkan tingkat akurasi yang paling tinggi pada jumlah *layer* 4, *kernel size* 1x3 dengan menggunakan *de-noising SVM* dimana tingkat akurasinya yaitu sebesar 99.29%.



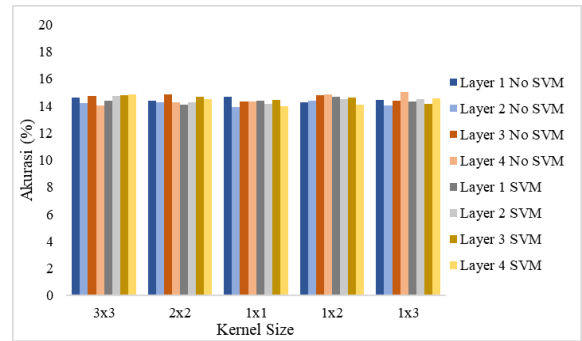
Gambar 13. Hasil Pengujian Model CNN Menggunakan Metode Aktivasi Softmax Pada Metode Pooling Average Pooling

Pada Gambar 12 metode aktivasi Softmax dengan metode *pooling Average Pooling* ini dapat dilihat bahwa semakin banyak jumlah *layer* yang digunakan maka tingkat akurasi CNN semakin tinggi, dan penggunaan *de-noising SVM* mampu meningkatkan akurasi yang cukup tinggi sekitar 15,52%. Pada metode aktivasi Softmax dengan menggunakan metode *pooling Average Pooling* ini didapatkan tingkat akurasi yang paling tinggi pada *kernel size* 1x2 jumlah *layer* 3 yaitu 98.98% dengan menggunakan *de-noising SVM*.

Dengan melihat perbandingan tingkat akurasi pada metode *pooling Max Pooling* dan *Average Pooling* dapat disimpulkan bahwa penggunaan metode *pooling Max Pooling* memiliki tingkat akurasi yang lebih tinggi sebesar 24.84% dibandingkan metode *pooling Average Pooling*.

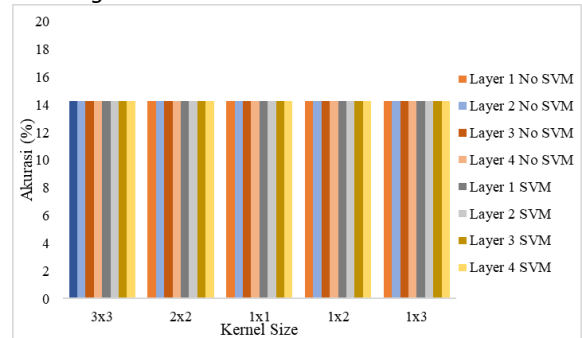


Gambar 13. Hasil Pengujian Model CNN Menggunakan Metode Aktivasi Tanh Pada Metode Pooling Max Pooling

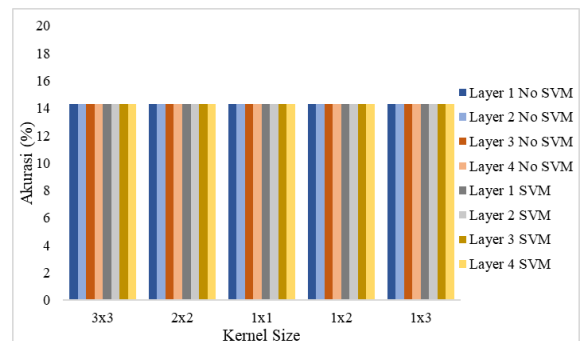


Gambar 14. Hasil Pengujian Model CNN Menggunakan Metode Aktivasi Tanh Pada Metode Pooling Average Pooling

Pada Gambar 13 dan 14 pengujian menggunakan metode aktivasi Tanh dengan metode *pooling Max Pooling* dan *Average Pooling* didapatkan tingkat akurasi yang rendah dengan rata-rata 14.42% pada data yang tidak menggunakan *de-noising SVM* dan 14.41% pada data yang telah menggunakan *de-noising SVM*. *de-noising SVM* tidak meningkatkan tingkat akurasi pengenalan pola *partial discharge* dapat dikatakan pada metode aktivasi Tanh ini tidak dapat mengenali pola *partial discharge*.

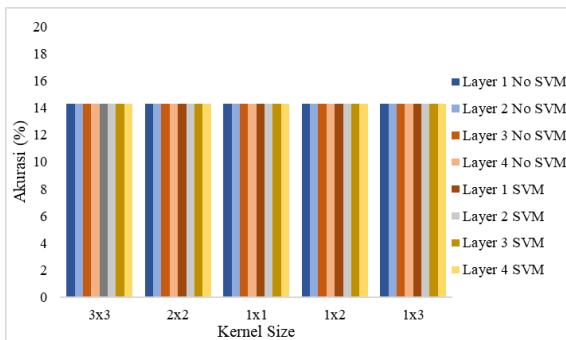


Gambar 15. Hasil Pengujian Model CNN Menggunakan Metode Aktivasi Relu Pada Metode Pooling Max Pooling

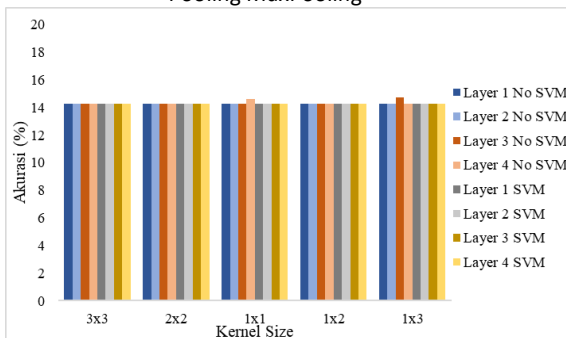


Gambar 16. Hasil Pengujian Model CNN Menggunakan Metode Aktivasi Relu Pada Metode Pooling Average Pooling

Pada Gambar 15 dan 16 pengujian menggunakan metode aktivasi Relu dengan metode *pooling MaxPooling* dan *AveragePooling* didapatkan tingkat akurasi yang rendah baik yang telah menggunakan *de-noising* SVM ataupun yang belum dengan tingkat akurasi 14.29% dengan melihat tingkat akurasinya metode aktivasi Relu tidak cocok untuk pengenalan pola *partial discharge*.



Gambar 17. Hasil Pengujian Model CNN Menggunakan Metode Aktivasi Swish Pada Metode Pooling MaxPooling



Gambar 18. Hasil Pengujian Model CNN Menggunakan Metode Aktivasi Swish Pada Metode Pooling AveragePooling

Pada Gambar 17 dan 18 pengujian menggunakan metode aktivasi Swish dengan metode *pooling MaxPooling* dan *AveragePooling* didapatkan tingkat akurasi yang rendah baik yang telah menggunakan *de-noising* SVM ataupun yang belum dengan tingkat akurasi 14.3% dengan melihat tingkat akurasinya metode aktivasi Swish juga tidak cocok untuk pengenalan pola *partial discharge*

4. KESIMPULAN

Pada metode aktivasi sigmoid hanya pada jumlah layer 1 yang memiliki tingkat akurasi yang rendah yaitu sekitar 14,40% akan tetapi pada model dengan jumlah layer 2, 3, dan 4 memiliki tingkat akurasi tinggi sekitar 98,99%. Pada metode aktivasi ini baik yang telah

dilakukan *de-noising* ataupun belum memiliki tingkat akurasi yang tinggi. Metode aktivasi softmax metode *pooling MaxPooling* memiliki tingkat akurasi sekitar 84,94% dan yang telah *de-noising* 90,66%. Metode *pooling AveragePooling*nya memiliki tingkat akurasi 65,25% dan yang telah *de-noising* sekitar 75,29% hasil ini menunjukkan bahwa *de-noising* SVM meningkatkan tingkat akurasi sekitar 11,12% pada metode aktivasi Softmax. Metode Tanh, Relu, dan Swish pada setiap model selalu memiliki akurasi yang rendah yaitu sekitar 14,40%. Maka dapat disimpulkan bahwa metode aktivasi sigmoid dan softmax merupakan yang paling baik untuk pengenalan pola PD dengan tingkat akurasi 98,99% dan 90,66%.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] M. T. Nazir, B. T. Phung, and M. Hoffman, "Performance of silicone rubber composites with SiO₂ micro/nano-filler under AC corona discharge," *IEEE Trans. Dielectr. Electr. Insul.*, vol. 23, no. 5, pp. 2804–2815, 2016, doi: 10.1109/TDEI.2016.7736840.
- [2] J. Lehr and P. Ron, *Foundations of Pulsed Power Technology*. 2018.
- [3] M. Abdel-Salam, *High-Voltage Engineering Theory and Practice, Second Edition, Revised and Expanded*, 2nd Editio. CRC Press, 2018.
- [4] Q. M. . M. N. H. Al-Arainy. A.A, *Electrical Insulation in Power System*. 2018.
- [5] A. J. Pansini, "Power Transmission and Distribution," in *Power Transmission and Distribution*, 2005, pp. i–xiv.
- [6] R. Arora and W. Mosch, *High voltage and electrical insulation engineering*. 2011.
- [7] Suwarno, "Partial discharges in high voltage insulations: Mechanism, patterns and diagnosis," *Proc. 2014 Int. Conf. Electr. Eng. Comput. Sci. ICEECS 2014*, no. November, pp. 369–375, 2014, doi: 10.1109/ICEECS.2014.7045280.
- [8] N. A. Awang *et al.*, "Partial Discharge and Breakdown Strength of Plasma Treated Nanosilica/LDPE Nanocomposites," in *2018 5th International Conference on Electrical Engineering, Computer Science and*

- Informatics (EECSI)*, 2018, pp. 391–394, doi: 10.1109/EECSI.2018.8752717.
- [9] E. Kuffel and W. S. Zaengl, *High Voltage Engineering Fundamentals*, 2nd ed. 2000.
- [10] W. R. Putra, I. M. Y. Negara, and I. Satriyadi, “Pengaruh Bentuk dan Material Elektrode terhadap Partial Discharge,” *J. Tek. ITS*, vol. 4, no. 1, 2015.
- [11] N. A. Awang *et al.*, “Effect of humidity on partial discharge characteristics of epoxy/boron nitride nanocomposite under high voltage stress,” *Int. J. Electr. Comput. Eng.*, vol. 7, no. 3, pp. 1562–1567, 2017, doi: 10.11591/ijece.v7i3.pp1562-1567.
- [12] H. B. H. Sitorus, H. H. Sinaga, and M. Jaenussolihin, “Pola Peluahan Parsial Pada Bahan Isolasi Epoxy Resin,” *Electr. J. Rekayasa dan Teknol. Elektro UNILA*, vol. 2, no. 2, 2008.
- [13] R. Arora and W. Mosch, “Solid Dielectrics, their Sources, Properties, and Behavior in Electric Fields,” in *High Voltage and Electrical Insulation Engineering*, 2011, pp. 319–370.
- [14] I. H. Kartojo, “Pengenalan Pola Partial Discharge Pada Transformator Tenaga Menggunakan Metode Random Forest,” *DIGILIB ITB*, 2018, [Online]. Available: <https://digilib.itb.ac.id/index.php/gdl/view/28157>.
- [15] X. Peng *et al.*, “A Convolutional Neural Network-Based Deep Learning Methodology for Recognition of Partial Discharge Patterns from High-Voltage Cables,” *IEEE Trans. Power Deliv.*, vol. 34, no. 4, pp. 1460–1469, 2019, doi: 10.1109/TPWRD.2019.2906086.
- [16] H. Zhang, X. Xu, Y. Yan, P. Xu, Y. Lu, and Z. Hou, “Recognition of Partial Discharge in Switchgear Based on Kohonen Network,” *2020 IEEE Electr. Insul. Conf. EIC 2020*, pp. 542–545, 2020, doi: 10.1109/EIC47619.2020.9158688.
- [17] S. Shalev-Shwartz and S. Ben-David, *Understanding Machine Learning From Theory to Algorithms*. New York: Cambridge University Press, 2014.
- [18] H. Niu, A. Cavallini, G. C. Montanari, and Y. Zhang, “Noise rejection strategy and experimental research on partial discharge at DC voltage,” in *2009 IEEE 9th International Conference on the Properties and Applications of Dielectric Materials*, 2009, pp. 489–492, doi: 10.1109/ICPADM.2009.5252385.
- [19] C. Ma *et al.*, “Background Noise of Partial Discharge Detection and Its Suppression in Complex Electromagnetic Environment,” in *2018 IEEE International Conference on High Voltage Engineering and Application (ICHVE)*, 2018, pp. 1–4, doi: 10.1109/ICHVE.2018.8642084.
- [20] H. Zhou, D. Wan, M. Zhao, J. Fang, W. Zhou, and S. Peng, “Signal Recognition Method of Power Cable Oscillating Wave Partial Discharge Detection Based on Support Vector Machine,” in *2019 IEEE 3rd Conference on Energy Internet and Energy System Integration (EI2)*, 2019, pp. 2334–2337, doi: 10.1109/EI247390.2019.9061706.
- [21] S. Abe, *Support Vector Machines for Pattern Classification*. Springer London, 2010.