DENOISING SINYAL EKG MENGGUNAKAN DEEP NEURAL NETWORK DENGAN STACKED DENOISING AUTOENCODERS

ECG SIGNAL DENOISING USING DEEP NEURAL NETWORK WITH STACKED DENOISING AUTOENCODERS

Tedy Suwega[1], Jondri, M.Si.[2], Untari Novia Wisesty, S.T, M.T.[3]

[1,2,3]Prodi S1 Teknik Informatika, Fakultas Informatika, Universitas Telkom
tedysuwega@gmail.com, **jondri@telkomuniversity.ac.id**, **untari@telkomuniversity.ac.id**

Abstrak

Sinyal EKG memainkan peran penting dalam diagnosis primer, prognosis dan analisis survival penyakit jantung. Elektrokardiografi telah memiliki pengaruh besar pada praktek kedokteran. Sinyal elektrokardiogram berisi informasi penting yang dapat dimanfaatkan dengan cara yang berbeda. Sinyal EKG memungkinkan untuk analisis aspek anatomi dan fisiologis otot jantung secara keseluruhan. sinyal EKG sering terkontaminasi oleh berbagai jenis noise, seperti baseline wander(BW), electrode contact noise, dan motion artifacts(MA). Pada Tugas Akhir ini berbagai nosie yang terdapat pada sinyal EKG dihilangkan (denoising) dengan menggunakan metode Deep learning yaitu Stacked Denoising AutoEncoder (SDAE). Deep Learning berfokus pada menemukan reperesentasi fitur bertingkat yang dimana pada tingkatan fitur yang lebih tinggi merepresentasikan lebih banyak aspek abstrak dari data. Dengan Deep Learning, noise pada data sinyal EKG ini dapat diproses dengan SDAE sehingga menghasilkan data sinyal EKG yang bersih.

Kata kunci : EKG, Deep Neural Network, SDAE.

Abstract

ECG signals have an important role in the primary diagnosis, prognosis and survival analysis of heart disease. Electrocardiography has had a major influence on the practice of medicine. Electrocardiogram signal contains important information that can be utilized in different ways. ECG signal allows for the analysis of anatomical and physiological aspects of the heart muscle an overall. ECG signals are often contaminated by various kinds of noise, such as baseline wander (BW), electrode contact noise and motion artifacts (MA). In this Final various noise contained in the ECG signal is removed (denoising) using the method of learning is Deep Stacked Denoising AutoEncoder (SDAE). Deep Learning focuses on finding representation multilevel features are where the high level features representing more abstract aspects of the data. With Deep Learning, noise in the ECG signal data can be processed by SDAE to produce clean ECG signal data.

Keywords: ECG, Deep Neural Network, SDAE.

1. Pendahuluan

EKG atau ECG (electrocardiogram) merupakan sinyal yang didapat dari aktivitas gelombang listrik yang dihasilkan oleh jantung. Sinyal ECG ini didapat dari aktivitas listrik yang dihasilkan oleh otot jantung dengan bantuan alat yang disebut elektrocardiograf. Sinyal ECG ini bermanfaat untuk menggambarkan pola dari aktivitas jantung, mengetahui dan menilai kinerja jantung. Dalam penerapannya di dalam kehidupan nyata, sinyal ECG memainkan peran penting dalam diagnosis primer, prognosis dan analisis survival penyakit jantung. Elektrokardiografi telah memiliki pengaruh besar pada praktek kedokteran. Sinyal elektrokardiogram berisi informasi penting yang dapat dimanfaatkan dengan cara yang berbeda. Sinyal EKG memungkinkan untuk analisis aspek anatomi dan fisiologis otot

jantung secara keseluruhan. Namun, pada penerapannya, sinyal EKG sering terkontaminasi oleh berbagai jenis noise, seperti baseline wander(BW), electrode contact noise, dan motion artifacts(MA) [1].

Deep learning adalah salah satu metode pada machine learning yang dapat digunakan untuk melakukan klasifikasi, denoising data sinyal. Kelebihan dari metode deep learning adalah dapat melakukan hierarchical feature learning dari data yang digunakan, sehingga dapat menciptakan reperesentasi bertingkat [2]. Dimana representasi tersebut semakin abstrak dari tingkatan sebelumnya sehingga diharapkan menghasilkan representasi yang baik. Beberapa metode deep learning dalam melakukan denoising yaitu, AutoEncoder (AE), Denoising AutoEncoder (DAE), Stacked Denoising AutoEncoder (SDAE).

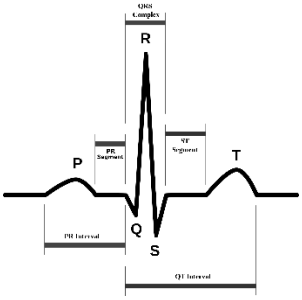
Autoencoder memiliki ciri yaitu mengembalikan atau mengupayakan hasil dari data output sama seperti data input [6]. DAE memiliki ciri yang sama dengan AE hanya saja didalam DAE data yang diproses adalah data yang telah diberi noise sehingga pelatihan atau proses training akan menghasilkan data yang abstrak dibandingkan dengan AE. Sedangkan SDAE, pada dasarnya sama seperti AE dan DAE, hanya didalam SDAE dilakukan penumpukan layer sehingga proses training akan dilakukan terus menerus sehingga terjadi kontruksi layer yang berlapis atau deep. Dalam tugas ahir ini metode yang digunakan untuk mengatasi noise pada sinyal EKG adalah dengan SDAE, dimana SDAE memiliki tahapan layer yang lebih banyak sehingga didapat representasi yang lebih baik. Berbeda dengan DAE yang hanya memiliki layer yang sedikit, begitupula dengan AE yang hanya menggunakan 3 layer.

Pada Tugas Akhir ini penyusun membangun sebuah Deep Neural Network (DNN) dengan Stacked Denoising AutoEncoder (SDAE) sebagai pembangun DNN untuk membangun representasi bertingkat dari data EKG dan menggunakannya untuk proses Denoising.

2. Metode dan Dataset

2.1. Electrocardiogram

EKG atau ECG (electrocardiogram) merupakan sinyal yang didapat dari aktivitas gelombang listrik yang dihasilkan oleh jantung. Sinyal ECG ini didapat dari aktivitas listrik yang dihasilkan oleh otot jantung dengan bantuan alat yang disebut elektrocardiograf, yaitu dengan menempelkan elektroda pada kulit sekitaran jantung. Sinyal ECG ini bermanfaat untuk menggambarkan pola dari aktivitas jantung, mengetahui dan menilai kinerja jantung.



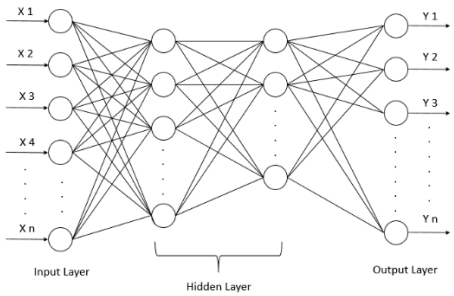
Gambar 2.1 data sinyal EKG

2.2. Dataset

Dalam pengerjaannya, dataset yang digunakan adalah dataset signal ECG yang didapat dari MIT-BIH Arrthythmia Database untuk analisis performa. Signal ECG dari dataset ini mencakup rekaman 48 Holter berdurasi lebih 30 menit dengan masing-masing memiliki frekuensi 360 Hz, diperoleh dari Beth Israel Hospital Aritmia Laboratory [7]. Untuk mendapatkan data yang memiliki noise, dilakukan pemberian noise. Ada dua jenis nosie yang digunakan dalam pengerjaan sistem ini,yaiut Gaussian Noise dan Masking Noise.

2.3. Deep Learning

Deep Learning adalah sebuah jenis dari prosedur representation learning dimana algorima tersebut akan mencari representasi bertingkat dengan tingkat yang lebih tinggi merepresentasikan aspek abstrak data lebih banyak dari tingkatan sebelumnya [2]. Deep learning memberikan hasil yang luar biasa dalam banyak pengaplikasiannya seperti, klasifikasi gambar, rekognisi object, rekognisi wajah, analisis gambar medic dan time series.

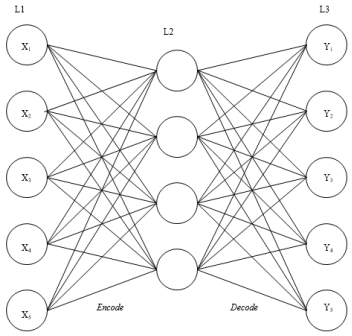


Gambar 2.2 Struktur Deep Learning

Deep Learning secara substansional adalah membangun model mesin multi layer untuk meningkatkan akurasi klasifikasi atai prediksi dengan mendapatkan fitur yang lebih berguna melalui data training yang besar. Sebuah jaringan deep learn dalam multi layer, terdiri dari layer input, sejumlah lapisan unit pengolahan nonlinear yang juga disebut layer hidden, dan layer output. Dan setiap lapisan memiliki beberapa atau banyak unit. Untuk membangun sebuah struktur yang wajar, yaitu untuk menentukan jumlah unit masing-masing hidden layer. Karena tidak ada ekspresi analitis untuk menentukan angka, para desainer hanya dapat menentukan jumlah unit lapisan tersembunyi berdasarkan pengalaman dan eksperimen. Desainer biasanya menetapkan sedikit unit hidden layer di awal dan kemudian secara bertahap menambahkan unit ke hidden layer sesuai dengan situasi belajar, atau mereka masukan banyak unit di hidden layer dan kemudian menghapus unit valid dalam proses pelatihan. Namun ketika hanya ada sedikit hidden layer, informasi yang diperoleh oleh model begitu kecil sehingga efisiensi identifikasi model terlalu rendah. Ketika ada terlalu banyak hidden layer, itu akan meningkatkan waktu pelatihan dan dapat mengakibatkan kemampuan generalisasi lemah dan overfitting dari model pelatihan [3].

2.4. Autoencoder

AutoEncoder merupakan sebuah neural network yang digunakan untuk melatih data agar data yang dihasilkan pada output sama seperti data yang digunakan sebagai data inputnya. Struktur Autoencoder dapat dilihat pada gambar

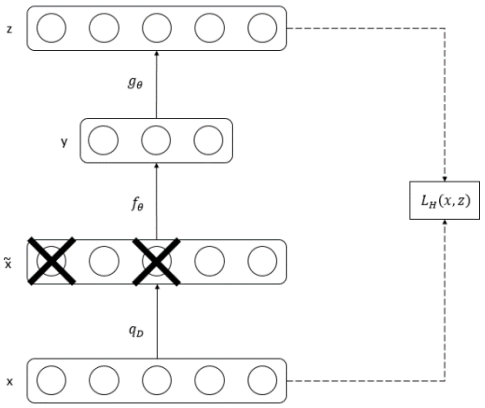


Gambar 2.3 Struktur Autoencoder

2.5. Denoising Autoencoder

Denoising AutoEncoder (DAE) memiliki struktur yang mirip dengan struktur basic dari AutoEncoder, tetapi memiliki perbedaan dalam tahapan denoising [5]. Pada AutoEncoder(AE) dimensi input memiliki dimensi yang sama dengan dimensi output yang dimana hal ini dapat menghasilkan rekontruksi yang sempurna dengan mempelajari pemetaan identitas atau belajar untuk mengubah inputmenjadi representasi. Tidak adanya kriteria tambahan menyebabkan representasi yang lebih baik tidak dapat ditemukan. Oleh karena itu definisi dari representasi yang baik adalah representasi robust yang didapatkan dari input yang dirusak yang berguna untuk mendapatkan input yang utuh. Inilah yang melahirkan Denoising AutoEncoder(DAE), DAE bertujuan untuk merekontruksi data input yang rusak menjadi data yang utuh [6]. Pada DAE data input yang bersih diubah menjadi data input yang memiliki noise atau

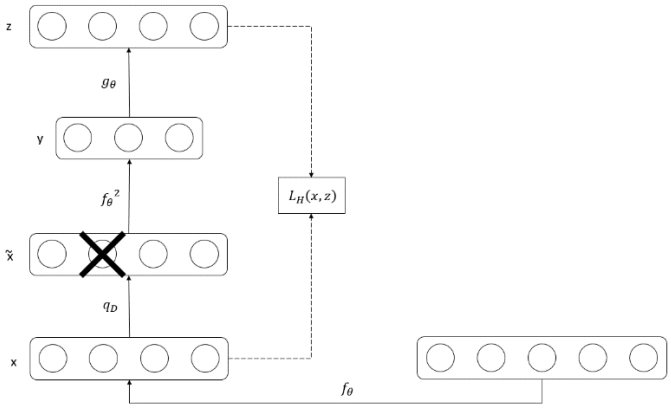
rusak. Perbedaan antara DAE dan AE terletak pada pemetaan data inputnya, pada DAE digunakan data input yang telah dirusak.



Gambar 2.4 Struktur Denoising Autoencoder

2.6. Stacked Denoising Autoencoder

Pada dasarnya Stacked Denoising AutoEncoder (SDAE) dengan Denoising AutoEncoder (DAE) tidak jauh berbeda, hanya saja didalam SDAE dilakukan penumpukan pada hidden layer sehingga membentuk struktur yang dalam (deep). Pembangunan Deep neural Network dilakukan dengan proses penumpukan dan pelatihan satu per satu pada setiap layernya. Pada gambar 3.4, terlihat bahwa hasil dari proses training di layer pertama akan digunakan sebagai layer input pada hidden layer di proses training selanjutnya. Proses training yang digunakan sama dengan proses training yang digunakan pada DAE. Setelah semua layer melewati tahap training, dilanjutkan dengan penambahan layer output diakhir tumpukan hidden layer, serta dilakukan fine tuning untuk mereduksi error dengan pembaharuan bobot menggunakan gradient discent [6]. Pada proses akhir tumpukan dilakukan proses seperti pada ANN pada umumnya.



Gambar 2.5 Struktur Stacked Denoising Autoencoder

2.7. Gaussian Noise

Gaussian Noise adalah salah satu metode untuk memberikan noise pada data, baik data sinyal, gambar, maupun data lainnya. Gaussian noise adalah salah satu noise yang bersifat statistikal yang dimana nosie dari amplitudo mengikuti suatu dsitribusi yaitu dsitribusi gaussian. Pada gaussian noise, density dari spektrum daya berdistribusi normal.

2.8. Masking Noise

Masking Noise adalah salah satu metode pemberian nosie pada data. Masking noise memberikan noise pada data dengan cara menghapus value atau nilai data dan merubahnya dengan niali nol. Banyaknya pemberian nilai nol tergantung dengan persentase data noise yang diberikan.

2.9. Normalisasi

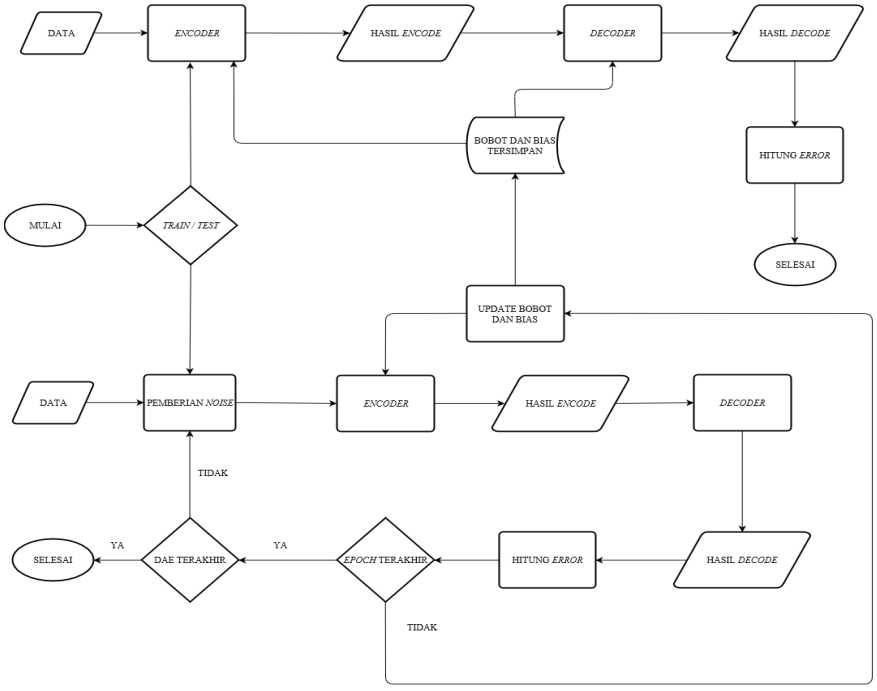
Hal ini dilakukan sebagai upaya menyeragamkan range amplitudo sinyal dengan range sistem. Normalisasi yang dilakuakan adalah merubah rentang data dengan batas bawah -0.95 dan batas atas 0.95, dengan Perhitungan sebagai berikut:

$$\hat{x} = (a-b)\frac{x - min(x)}{max(x) - min(x)} + b$$

Dengan x adalah nilai sebenarnya, a dan b sebagai batas atas dan bawah, dan adalah nilai setelah dinormalisasi.

2.10. Pelatihan dan Pengujian

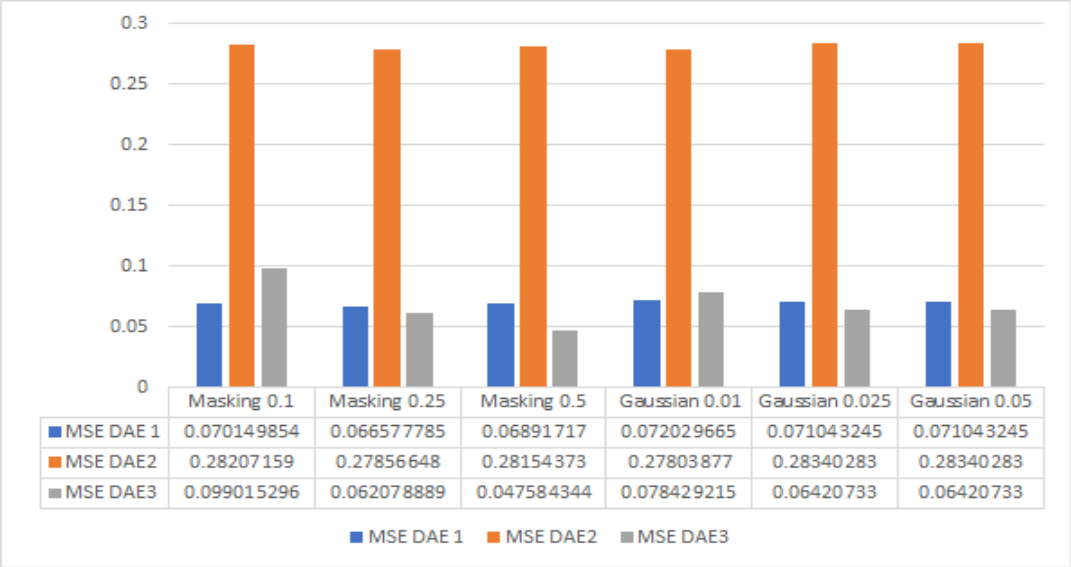
Dalam pelatihan dan pengujian deep learning ini adalah tahapan pembangunan DNN dengan menggunakan SDAE, dimana di dalam SDAE menggunakan data input dari proses preprocessing. Data yang didapat akan dibagi menjadi dua bagian, sebagian digunakan dalam proses pelatihan dan sebagian sisanya digunakan untuk pengujian. Dalam pelatihan SDAE, data akan dilatih secara supervised dengan data target adalah data yang tidak memiliki noise. Data dalam proses pelatihan disebut dengan data train. Dalam pelatihan ini data akan dilatih berulang-ulang tergantung dengan epoch yang ditentukan atau sampai dengan nilai MSE yang ditentukan. Pelatihan yang dilakukan berulang tersebut bertujuan untuk sistem dapat menemukan ciri atau pola dan kebiasaan dari data, dan inilah yang disebut dalam proses pembelajaran. Dalam proses pelatihan akan didapatkan nilai parameter yang akan digunakan dalam proses pengujian. Dalam tahap testing atau pengujian, tidak berbeda jauh dengan tahap pelatihan, hanya proses dilakukan dengan 1 kali pengujian, tanpa ada proses pelatihan. Dalam proses pengujian parameter yang digunakan tidak dicari melainkan menggunakan parameter yang telah didapatkan dalam proses pembelajaran.



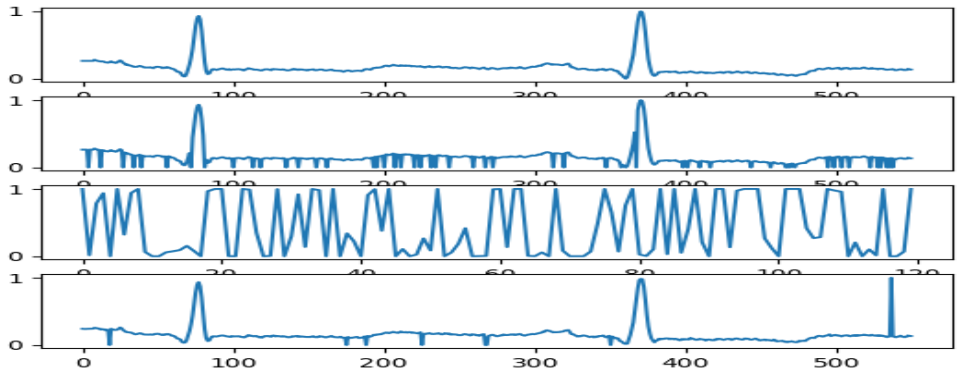
Gambar 2.6 Pelatihan dan Pengujian

3. Hasil Eksperimen

Pengujian dilakukan dalam beberapa skenario berdasarkan parameter kedalaman layer dan jenis noise.



	Masking 0.1	Masking 0.25	Masking 0.5	Gaussian 0.01	Gaussian 0.025	Gaussian 0.05
MSE DAE 1	0.070149854	0.066577785	0.06891717	0.072029665	0.071043245	0.071043245
MSE DAE2	0.28207159	0.27856648	0.28154373	0.27803877	0.28340283	0.28340283
MSE DAE3	0.099015296	0.062078889	0.047584344	0.078429215	0.06420733	0.06420733



4. Kesimpulan

Penelitian ini menerapkan beberapa pengujian sistem yang telah dijelaskan pada bab sebelumnya. Pengujian dilakukan guna memperoleh parameter yang optimal sehingga sistem dapat menghasilkan performansi yang terbaik dalam melakukan denoising. Pengujian dilakukan terhadap empat buah skenario. Performansi pada setiap skenario pengujian diukur berdasarkan hasil MSE. Dari hasil pengujian yang dilakukan dapat ditarik kesimpulan sebagai berikut:

1) Jumlah kedalaman pada SDAE tidak terlalu mempengaruhi performansi dari sistem, faktor yang mempengaruhi performansi terletak pada proses pembelajaran yang berguna mencari parameter optimal saat dilakukan proses pengujian.
2) Jumlah gelombang dengan 2 gelombang menghasilkan performansi yang stabil untuk setiap jenis noise.
3) SDAE mampu melakukan denoising dengan parameter tertentu.
4) Hasil MSE yang melebihi nilai 0.09, memiliki kemungkinan besar mendapatkan model yang tidak optimal dari proses pelatihan.
5) Dibutuhkan penanganan khusus untuk menentukan jumlah neuron heidden layer guna mendapatkan performansi yang baik

Daftar Pustaka

[1] Al Rahhal, M. M., Bazi, Y., AlHichri, H., Alajlan, N., Melgani, F., and Yager, R. R. Deep learning approach for active classification of electrocardiogram signals. Information Sciences 345 (2016), 340–354.

[2] Guo, Y., Liu, Y., Oerlemans, A., Lao, S., Wu, S., and Lew, M. S. Deep learning for visual understanding: A review. Neurocomputing 187 (2016), 27–48.

[3] Hao, Q., Zhang, H., and Ding, J. The hidden layer design for staked denoising autoencoder. In Wavelet Active Media Technology and Information Processing (ICCWAMTIP), 2015 12th International Computer Conference on (2015), IEEE, pp. 150–153.

[4] Harikrishnan, M., and Viswanathan, R. A new method of gaussian noise reduction in gray and colour images by fuzzy filter. International Journal 3, 9 (2013).

[5] Muduli, P. R., Gunukula, R. R., and Mukherjee, A. A deep learning approach to fetal-ecg signal reconstruction. In Communication (NCC), 2016 Twenty Second National Conference on (2016), IEEE, pp. 1– 6.

[6] Vincent, P., Larochelle, H., Lajoie, I., Bengio, Y., and Manzagol, P.-A. Stacked denoising autoencoders: Learning useful representations in a deep network with a local denoising criterion. Journal of Machine Learning Research 11, Dec (2010), 3371–3408.

[7] Xiong, P., Wang, H., Liu, M., Zhou, S., Hou, Z., and Liu, X. Ecg signal enhancement based on improved denoising auto-encoder. Engineering Applications of Artificial Intelligence 52 (2016), 194–202.