

ABSTRACT

The power system has developed to become more complex with the integration of renewable energy (RE), distributed generation, and interconnection between systems which can bring system operations closer to the limit of capability. It makes the system more sensitive to instability, one of which is transient stability. Therefore, a monitoring system is needed that can monitor the condition of the system in real-time, one of which uses a phasor measurement unit (PMU). However, the use of PMUs has challenges because it generates large volumes of data. Conventional methods such as time-domain simulation (TDS) are not suitable for handling PMU measurement data because they have a large computational load. In addition, the TDS method requires complete network parameter information to detect transient stability. So, it cannot be used for the early detection of transient stability. In fact, transient stability has a big impact on the system, especially with the development of an increasingly complex system, where the worst impact is the occurrence of blackouts.

This research focuses on developing a convolutional neural network – long short-term memory (CNN-LSTM) method to detect transient stability. The CNN-LSTM method is a combination of the convolutional neural network (CNN) and long short-term memory (LSTM) methods. The CNN section is used to extract the features contained in the input data, while the LSTM section is used to support the prediction of time series data. The CNN-LSTM method was chosen because it can overcome the problem of high computational load on the TDS method and other deep learning methods, such as CNN, and can study time series characteristics of the data so that the resulting performance increases. In addition, the CNN-LSTM method does not require complete system parameter information, but only requires voltage magnitude and voltage angle of the PMU measurement data. So that the CNN-LSTM method is suitable for early detection of transient stability.

This research will also pay attention to data time time-series information, noise, delay, data loss, network changes caused by disturbances such

as line outage, number of PMUs, RE integration, and out-of-step protection on generators when loss of synchronism occurs. There are two main steps, namely data generation to produce synthetic data and CNN-LSTM modelling for transient stability detection. Data generation will produce bus voltage magnitude data, bus voltage angle, generator out of step status, and generator rotor angle. The bus voltage magnitude and angle data are used for training, validation, and testing, while the out of step status and rotor angle are used for the data labelling process. The CNN-LSTM method needs to be trained to learn how the pattern in each data class through the signal of the bus voltage magnitude and bus voltage angle. The model needs to be validated to ensure that underfitting and overfitting do not occur. Then it is also necessary to do testing to see the performance of the model against the data that has not been learned. The output of the CNN-LSTM model is to classify whether the system is stable or unstable.

Based on the results of the research using a modified IEEE 39 bus system, the proposed CNN-LSTM method is able to produce an accuracy of 99.85% in the training process, 99.94% validation accuracy, 99.89% testing accuracy, and F1-score with data testing of 0.999 by taking into account the PV penetration of 10%, noise of $\pm 1\%$, data loss of 10 data points, delay of 100 ms, and using 13 PMUs or 30% of the total 39 buses in the system. The research results show that PV penetration can affect the transient stability detection results. Data quality such as the presence of noise, loss, and delay in the data as well as the number of PMUs used in training the CNN-LSTM model can also affect the performance of the transient stability detection. The CNN-LSTM method has a computation time of 3,807 seconds, which is smaller than the CNN method of 80,035 seconds and the convLSTM method of 4,595 seconds. The CNN-LSTM method is also able to improve the performance of the CNN and convLSTM methods.

Keywords – transient stability, stable, unstable, accuracy, CNN-LSTM.

INTISARI

Sistem tenaga listrik berkembang menjadi lebih kompleks dengan adanya integrasi pembangkit energi baru dan terbarukan (EBT), pembangkitan tersebar, dan interkoneksi antar sistem yang dapat membuat operasi sistem semakin mendekati batas kemampuan. Hal itu membuat sistem lebih sensitif terhadap ketidakstabilan, salah satunya adalah stabilitas transien. Oleh karena itu, diperlukan sistem pemantauan yang dapat memonitor kondisi sistem secara *real-time*, salah satunya menggunakan *phasor measurement unit* (PMU). Namun, penggunaan PMU memiliki tantangan karena menghasilkan data bervolume besar. Metode konvensional seperti *time domain simulation* (TDS) kurang cocok untuk menangani data hasil pengukuran PMU karena memiliki beban komputasi yang besar. Selain itu, metode TDS memerlukan informasi parameter jaringan yang lengkap untuk mendeteksi stabilitas transien. Sehingga tidak dapat digunakan untuk deteksi dini terhadap stabilitas transien. Padahal, stabilitas transien memiliki dampak yang besar bagi sistem, terutama dengan perkembangan sistem yang semakin kompleks, yang mana dampak paling buruknya adalah terjadinya *blackout*.

Penelitian ini berfokus pada pengembangan metode *convolutional neural network – long short-term memory* (CNN-LSTM) untuk mendeteksi stabilitas transien. Metode CNN-LSTM merupakan gabungan metode *convolutional neural network* (CNN) dan *long short-term memory* (LSTM). Bagian CNN digunakan untuk mengekstraksi fitur yang terdapat pada data masukan sedangkan bagian LSTM berperan untuk mendukung prediksi data runtun-waktu. Metode CNN-LSTM dipilih karena dapat mengatasi permasalahan beban komputasi yang tinggi pada metode TDS maupun metode *deep learning* lain seperti CNN, serta dapat mempelajari karakteristik runtun waktu data sehingga performa yang dihasilkan meningkat. Selain itu, dengan metode CNN-LSTM tidak diperlukan informasi parameter sistem yang lengkap, melainkan hanya memerlukan data magnitudo tegangan dan sudut tegangan hasil pengukuran PMU. Sehingga metode CNN-LSTM cocok digunakan untuk deteksi dini terhadap stabilitas transien.

Penelitian ini juga akan memperhatikan informasi runtun-waktu data, *noise*, *delay*, dan *data loss* pada data, perubahan jaringan yang akibat gangguan seperti lepasnya saluran, jumlah PMU, integrasi EBT, dan memperhatikan proteksi *out of step* pada generator ketika terjadi *loss of synchronism*. Terdapat dua langkah utama yaitu pembangkitan data untuk memproduksi data sintetis dan pemodelan CNN-LSTM untuk deteksi stabilitas transien. Pembangkitan data akan menghasilkan data magnitudo tegangan bus, sudut tegangan bus, status *out of step* generator, dan sudut rotor generator. Data magnitudo dan sudut tegangan bus digunakan untuk pelatihan atau *training*, validasi, dan *testing*, sedangkan status *out of step* dan sudut rotor digunakan untuk proses pelabelan data. Metode CNN-LSTM perlu dilatih untuk mempelajari bagaimana pola pada masing-masing kelas data yang didefinisikan melalui sinyal magnitudo dan sudut tegangan bus. Model perlu divalidasi untuk memastikan tidak terjadi *underfitting* dan *overfitting*. Lalu juga perlu dilakukan *testing* untuk melihat performa model terhadap data yang belum dipelajari. Keluaran dari model CNN-LSTM yaitu untuk mengklasifikasikan apakah sistem stabil atau tidak stabil.

Berdasarkan hasil penelitian menggunakan sistem IEEE 39 bus yang dimodifikasi, metode CNN-LSTM yang diusulkan mampu menghasilkan akurasi pada proses *training* sebesar 99,85%, akurasi validasi sebesar 99,94%, akurasi testing sebesar 99,89%, serta *F1-score* dengan data *testing* sebesar 0,999 dengan memperhatikan tingkat penetrasi PV sebesar 10%, *noise* sebesar $\pm 1\%$, *data loss* sebanyak 10 titik data, *delay* sebesar 100 ms, dan menggunakan 13 buah PMU atau 30% dari total 39 bus pada sistem. Penetrasi EBT, dalam penelitian ini adalah PV, dapat memengaruhi hasil deteksi stabilitas transien. Kualitas data seperti adanya *noise*, *loss*, dan *delay* dalam data serta jumlah PMU yang digunakan dalam melatih model CNN-LSTM juga dapat memengaruhi performa deteksi stabilitas transien yang dihasilkan. Metode CNN-LSTM memiliki waktu komputasi sebesar 3.807 detik, yang mana lebih kecil dibandingkan metode CNN sebesar 80.035 detik dan metode convLSTM sebesar 4.595 detik. Metode CNN-LSTM juga mampu meningkatkan performa dari metode CNN dan convLSTM.

Kata kunci – stabilitas transien, stabil, tidak stabil, akurasi, CNN-LSTM.