

ПРИМЕНЕНИЕ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ С ДОЛГОЙ КРАТКОСРОЧНОЙ ПАМЯТЬЮ ДЛЯ УСКОРЕНИЯ РАСЧЕТОВ ДИНАМИЧЕСКОЙ УСТОЙЧИВОСТИ ЭЛЕКТРОСТАНЦИЙ

И.А. Тамошкин, А.В. Прохоров
НИ ТПУ, Инженерная школа энергетики

Анализ динамической устойчивости требует значительных временных затрат, так как в настоящее время основывается на использовании моделей энергосистем, описываемых системами нелинейных дифференциальных уравнений, для решения которых применяются итерационные методы расчета. Время расчета и загрузка вычислительных ресурсов при этом напрямую зависят от размерности модели, длительности переходного процесса, который необходимо воспроизвести для определения факта нарушения динамической устойчивости, а также числа расчетных возмущений.

Подобный подход применяется как при анализе динамической устойчивости, выполняемом технологом, так и в алгоритмах информационно-управляющих систем, обеспечивающих расчет в режиме онлайн или реальном времени по мере обновления телеметрической информации, например, в алгоритмах централизованных систем противоаварийной автоматики и систем мониторинга запасов устойчивости.

Для сокращения времени расчета переходных процессов могут использоваться алгоритмы прогноза временных рядов, успешные примеры применения которых показаны в зарубежных публикациях. При этом, независимо от того, решается задача анализа динамической устойчивости технологом или в цикле реального времени, сокращение времени расчетов будет определяться тем, во сколько раз меньшую длительной переходного процесса необходимо воспроизвести с помощью программ, основанных на традиционных методах расчета электромеханических переходных процессов.

Обзор существующих методов анализа динамической устойчивости

Работы, посвященные анализу и прогнозированию динамической устойчивости, разделяют на следующие категории - time-domain simulation, transient energy function, machine learning [1]. В рамках данной работы при выборе метода прогнозирования в качестве основы для алгоритма анализа динамической устойчивости принимаются следующие критерии: возможность его реализации с использованием уже готовых программных библиотек, высокая

скорость расчета, точность (в данном случае критерием точности выступает совпадение тренда прогнозируемого значения угла с трендом изменения угла, полученным с помощью ПК «RusTab»). Метод time-domain simulation - моделирование изменения параметров режима во времени посредством интегрирования дифференциальных алгебраических уравнений, на данный момент используется в ПК «RusTab» и требует значительных вычислительных ресурсов и времени для выполнения расчета. Метод transient energy function также требует значительных временных затрат для расчета [1]. Поэтому первые два метода не рассматриваются в данном исследовании.

В работе [2] предлагается метод прогнозирования динамической устойчивости с использованием свёрточной нейронной сети (СНС). Для обучения данной сети могут использоваться как ретроспективные данные, так и данные, полученные при моделировании переходных процессов. В качестве признаков используются: относительный угол генератора, относительная угловая скорость, относительное угловое ускорение, активная мощность генератора. Описанные в работе алгоритмы машинного обучения обеспечивают высокую скорость расчета и точность - время расчета составляет 1-5 мс, а точность расчета 98,5-99,5%, однако, не позволяют определить какие именно генераторы остались работать параллельно с исследуемой станцией после возмущения, так как прогнозируется только состояние системы – устойчиво/не устойчиво.

Для определения состава станций, которые продолжают работать параллельно с исследуемой станцией после ликвидации возмущения, необходимо выполнять непосредственно прогноз значений взаимного угла роторов генераторов, что по сути является прогнозированием временных рядов. На сегодняшний день наиболее точным типом нейронных сетей, применяемых для прогнозирования временных рядов, является рекуррентная нейронная сеть LSTM. В работе [4] предлагается использовать LSTM для прогнозирования траектории изменения угла ротора генератора в системе скользящего окна в реальном времени. Преимуществом LSTM выступает высокая точность прогноза временного ряда относительно других нейронных сетей, что необходимо при решении задачи определения момента нарушения устойчивости. Точность составляет 99,73%, время расчета прогноза 0,066 мс.

Выбор модели нейронной сети и прогнозируемых параметров

Для выбора наилучшей модели прогнозирования временных рядов и набора признаков, характеризующих параметры динамического перехода, была проведена серия расчетных эксперимент на тестовой схеме – была сформирована обучающая выборка данных для схемы, представленной на рисунке 1, обучены несколько моделей нейронных сетей, оценена их точность при разном наборе признаков. Тип генераторов ТГВ-200-2УЗ.

В качестве параметров модели прогнозирования были выбраны:

- ток генератора (modI);
- напряжение генератора (vras);
- угол ротора генератора (delta);
- первая производная по углу ротора (w);
- вторая производная по углу ротора (a).

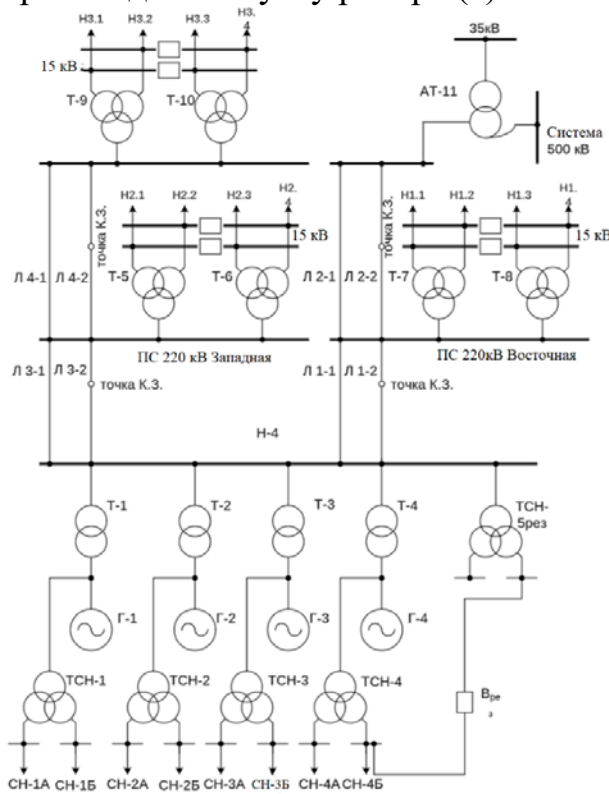


Рисунок 1 - Схема тестовой энергосистемы

В результате экспериментов были определены параметры переходного процесса и модель нейросети, с использованием которых прогноз угла ротора генератора выполняется с наибольшей точностью.

Оценка проводилась по критерию MAE – средняя абсолютная ошибка:

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |y_i - \bar{y}_i| \quad (1)$$

где y_i - действительное значение;
 \hat{y}_i - прогнозируемое значение;

По результатам опыта было подтверждено, что наибольшую точность прогноза обеспечивает рекуррентная нейронная сеть LSTM с набором параметров delta, w, a. Результаты расчетов представлены в таблице 1.

Таблица 1 - Оценка точности моделей прогнозирования

Номер опыта	Прогнозируемые параметры	MAE, о.е.		
		Модель линейной регрессии	СНС	LSTM
1	vras, delta, modl	0,6920	0,4271	0,2836
2	vras, delta, modl, w	0,6582	0,4022	0,2574
3	vras, delta, w	0,6685	0,3816	0,2891
4	delta, a, w	0,7089	0,4016	0,2390
5	delta, w	0,7151	0,4074	0,2655

Результаты исследований также показали, что для обеспечения приемлемой точности результата прогноза, на вход нейронной сети необходимо подать данные временного ряда, включающего интервал от момента возникновения до момента ликвидации короткого замыкания релейной защитой, а также некоторый интервал времени после ликвидации возмущения (окно наблюдения на рис. 2). Ширина окна наблюдения определяется на этапе обучения нейронной сети исходя из оценки точности результатов прогноза исхода динамического перехода.

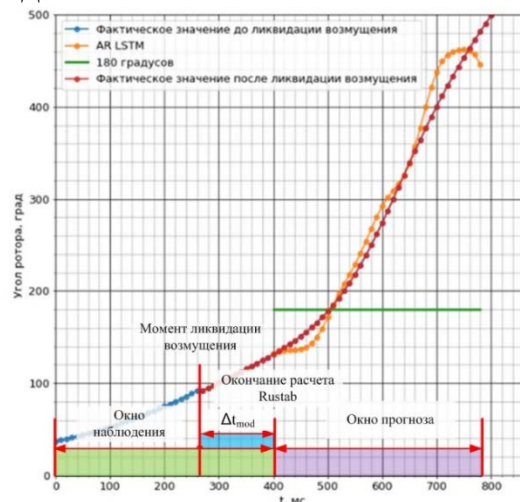


Рисунок 2 - Структура временного ряда

Для обеспечения правильной работы алгоритма прогноза ДУ необходимо сформировать обучающую выборку, которая будет включать в себя результаты моделирования нормативных возмущений при различных комбинациях влияющих факторов, таких как: состав включенного в работу генерирующего оборудования (ГО) исследуемой станции, загрузку её ГО, топология схемы выдачи мощности (СВМ), состав ГО смежных станции. Следует отметить, что если математическая модель, с помощью которой выполняются расчет и анализ динамической устойчивости, отличается от модели, на которой выполнялось обучение, то точность прогноза может значительно снижаться. Например, если в модели электростанции изменились параметры генератора или модель системы возбуждения, то специалисту придется заново сформировать обучающую выборку.

Оценка точности прогнозирования переходного процесса на примере ОЭС Сибири

Для оценки точности и эффективности предлагаемого подхода к сокращению времени анализа динамической устойчивости, были выполнены исследования по прогнозированию относительного угла ротора генератора Харанорской ГРЭС с использованием модели LSTM и рассмотренного ранее набора параметров.

Для обучения и оценки точности модели прогноза было смоделировано 560 возмущений при различных значениях факторов, влияющих на границы динамической устойчивости электростанции.

В качестве моделируемых возмущений рассматривались: отключение сетевого элемента основной защитой при однофазном КЗ с отказом одного выключателя и отключение сетевого элемента основной защитой при однофазном и трехфазном КЗ с неуспешным АПВ. Полученные результаты моделирования были разделены на обучающую выборку, валидационную и тестовую. Валидационная выборка используется для предотвращения переобучения модели, стандартно принимается, что она составляет 10% от общего количества данных, обучающая выборка занимает 70% и тестовая 20%.

Результаты прогнозирования значения угла генератора Харанорской ГРЭС относительно Читинской ТЭЦ представлены на рисунке 3.

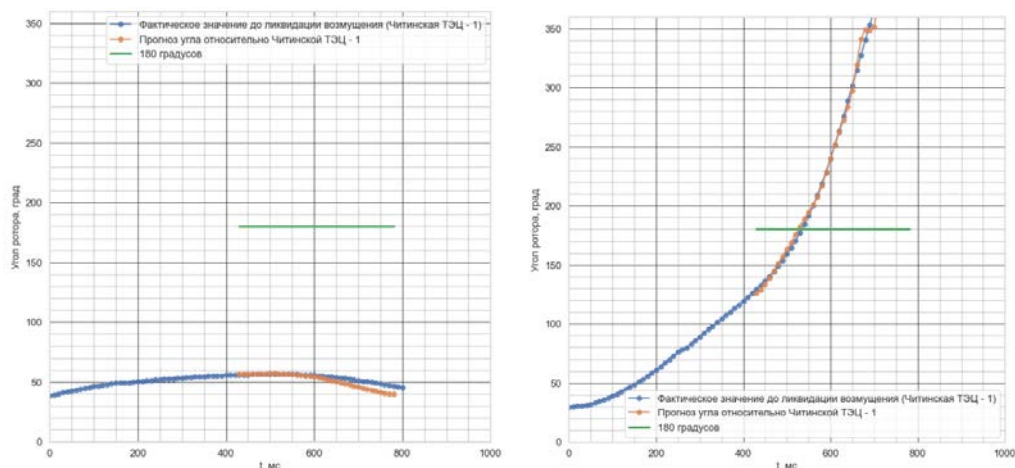


Рисунок 3 - Результаты прогнозирования угла генератора Харанорской ГРЭС при разной интенсивности переходного процесса

В результате выполненных экспериментов было определено, что использование модели прогноза с ошибкой прогноза $MAE = 0,195$ позволяет однозначно определить исход переходного процесса.

Как итог удалось достигнуть следующего сокращения длительности моделирования переходного процесса:

1) Для случая отключения сетевого элемента основной защитой при однофазном КЗ с неуспешном АПВ время расчета сократилось в среднем с 75 секунд, при расчете только в RusTab, до 45 секунд, при комбинировании расчета в RusTab и прогноза с помощью LSTM (аналогичный показатель для опыта с трехфазным КЗ);

2) Для случая отключения сетевого элемента основной защитой при однофазном КЗ с отказом одного выключателя время расчета сократилось в среднем с 85 секунд до 55 секунд;

Заключение

В работе предложен новый метод анализа динамической устойчивости с использованием нейронных сетей с долгой краткосрочной памятью, позволяющий сократить время, затрачиваемое на вычисление значений угла ротора генератора в программных комплексах для расчета электромеханических переходных процессов на 30-40%.

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

1. Sobbouhi, A. R., & Vahedi, A. (2021). Transient stability prediction of power system; a review on methods, classification and considerations. *Electric Power Systems Research*, 190, 106853. doi:10.1016/j.epsr.2020.106853;

2. Mahdi, M., & Genc, V. M. I. (2018). Post-fault prediction of transient instabilities using stacked sparse autoencoder. *Electric Power Systems Research*, 164, 243–252. doi:10.1016/j.epsr.2018.08.009

3. Huang, D., Yang, X., Chen, S., & Meng, T. (2018). Wide-area measurement system-based model-free approach of post-fault rotor angle trajectory prediction for on-line transient instability detection. *IET Generation, Transmission & Distribution*, 12(10), 2425–2435. doi:10.1049/iet-gtd.2017.1523;

4. Li, B., Wu, J., Hao, L., Shao, M., Zhang, R., & Zhao, W. (2020). Anti-jitter and Refined Power System Transient Stability Assessment Based on Long-short Term Memory Network. *IEEE Access*, 1–1. doi:10.1109/access.2020.2974915;