

УДК 621.311

**ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ПОТЕРЬ В ЛИНИЯХ ЭЛЕКТРОПЕРЕДАЧ
LOSS PREDICTION IN POWER LINES**

К.А. Марчук, В.С. Карпов

Научный руководитель – А.Л. Старжинский, к.т.н., доцент
Белорусский национальный технический университет, г. Минск

K. Marchuk, V. Karpov

Supervisor – A. Starzhinsky, Candidate of Technical Sciences, Docent
Belarusian national technical university, Minsk

Аннотация: в работе рассматривается возможность применения моделей машинного обучения для решения задачи прогнозирования потерь в линиях электропередач, а также осуществляется отбор модели по критерию MSE.

Abstract: the paper considers the possibility of using machine learning models to solve the problem of predicting losses in power lines, and also selects the model according to the MSE criterion.

Ключевые слова: машинное обучение, потери в сети, корреляционная матрица.
Keywords: machine learning, network losses, correlation matrix.

Введение

Машинное обучение уже сегодня позволяет решать огромное количество задач, но в данной работе будет рассмотрена перспектива прогнозирования потерь в линиях электропередач по параметрам режима.

Достижению высокой точности прогнозирования мешают несколько факторов:

- погрешность счетчиков;
- отсутствие возможности учета случайных событий.

Основная часть

Для данной работы, как и для любого проекта, необходимо собрать данные, обработать, а затем на этих же данных обучиться. Для учета электроэнергии в электрических сетях энергосистемы Беларуси, как правило, используются цифровые приборы учёта, которые в отличие от индукционных, позволяют учитывать график потребления электроэнергии с получасовыми интервалами усреднения (рисунок 1).

Параметры трансформаторов сведем в таблицы 1 и 2 и осуществим расчет параметров схемы.

При длине линии более 300 км её параметры нужно уточнить [1]:

$$\underline{Z} = R + j \cdot X = (r_0 + j \cdot x_0) \cdot L \cdot \underline{k}_z \quad (1)$$

$$\underline{Y} = G + j \cdot B = (g_0 + j \cdot b_0) \cdot L \cdot \underline{k}_y, \quad (2)$$

где r_0 , x_0 – удельные активное и реактивное сопротивления соответственно, Ом/км;

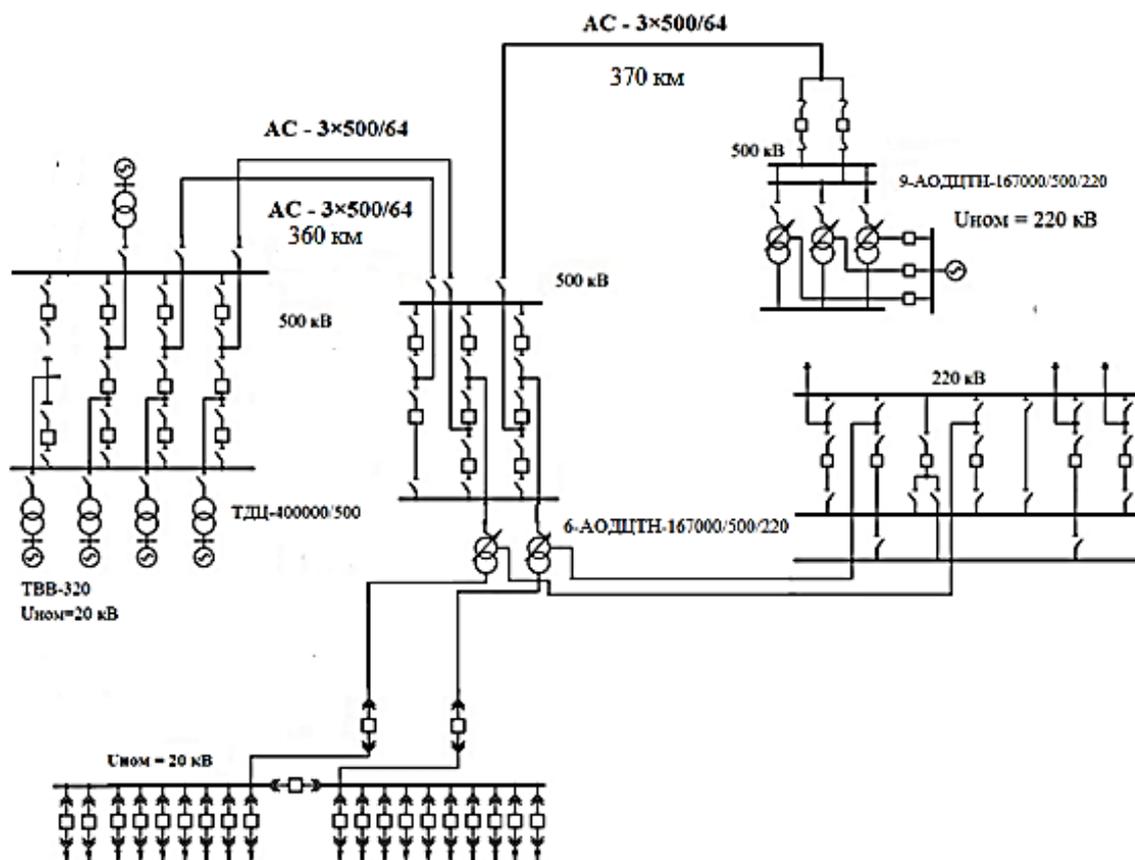


Рисунок 1 – Схема электропередачи

Таблица 1 – Параметры трансформатора АОДЦТН-167000/500/220

Тип	$S_{\text{НОМ}}$, МВ·А	Каталожные данные					
		$U_{\text{НОМ}}$, кВ			$U_{\text{к}}$, %		
АОДЦТН-167000/500/220	167	ВН	СН	НН	В-С	В-Н	С-Н
		$500/\sqrt{3}$	$230/\sqrt{3}$	11	11	35	21,5
		$\Delta P_{\text{к}}$, кВт		$\Delta P_{\text{х}}$, кВт		$I_{\text{х}}$, %	
		ВН-СН		125		0,4	
		325					
		Расчетные данные					
		$R_{\text{т}}$, Ом			$X_{\text{т}}$, Ом		
		ВН	СН	НН	ВН	СН	НН
		0,58	0,39	2,9	61,1	0	113,5
		$\Delta Q_{\text{х}}$, квар					
2004							

Таблица 2 – Параметры ТДЦ-400000/500

Тип	$S_{\text{НОМ}}$, МВ·А	Каталожные данные					
		$U_{\text{НОМ}}$, кВ		$U_{\text{к}}$, %	$\Delta P_{\text{к}}$, кВт	$\Delta P_{\text{х}}$, кВт	$I_{\text{х}}$, %
ТДЦ-400000/500	400	ВН	НН				
		525	20	13	800	350	0,4
		Расчётные данные					
		$R_{\text{т}}$, Ом		$X_{\text{т}}$, Ом		$\Delta Q_{\text{х}}$, квар	
		1,4		89,5		1600	

g_0, b_0 – удельные активная и реактивная проводимость соответственно, См/км;

$\underline{k}_z, \underline{k}_y$ – поправочные коэффициенты, зависящие от удельных параметров линии.

Удельную активную проводимость можно определить по удельным потерям на корону:

$$g_0 = \frac{\Delta P_{\text{кУ}}}{U_{\text{НОМ}}^2}, \quad (3)$$

Поправочные коэффициенты можно определить:

$$\underline{k}_z = \frac{\text{sh}(\underline{\gamma}L)}{\underline{\gamma}L}, \quad (4)$$

$$\underline{k}_y = \frac{\text{th}(\underline{\gamma}L/2)}{\underline{\gamma}L/2}, \quad (5)$$

$$\underline{\gamma} = \sqrt{(r_0 + j \cdot x_0)(g_0 + j \cdot b_0)}, \quad (6)$$

где γ – коэффициент распространения электромагнитной волны на единицу длины, о.е.

Исходные данные по линиям занесены в таблицу 3.

Таблица 3 – Параметры участков

№	Сечение	r_0 , Ом/км	x_0 , Ом/км	$b_0 \cdot 10^{-6}$, См/км	$\Delta P_{\text{кУ}}$, кВт/км	L , км
1	3×500/64	0,02	0,302	3,46	9	360
2	3×500/64	0,02	0,302	3,46	9	370

По формулам (1) – (6) производится расчет параметров, Результаты расчета сведены в таблицу 4.

Таблица 4 – Уточнённые параметры для линейных участков

Показатель	Линейные участки	
	1	2
g_0 , мкСм/км	$36 \cdot 10^{-9}$	$36 \cdot 10^{-9}$
γ , о.е.	$3,989 \cdot 10^{-5} + j \cdot 1,049 \cdot 10^{-3}$	$3,989 \cdot 10^{-5} + j \cdot 1,049 \cdot 10^{-3}$
\underline{k}_{z1} , о.е.	$0,9776 + j \cdot 0,0017$	$0,9763 + j \cdot 0,0018$
\underline{k}_{y1} , о.е.	$1,011 - j \cdot 8,887 \cdot 10^{-4}$	$1,012 - j \cdot 9,402 \cdot 10^{-4}$
R , Ом	3,427	7,024
X , Ом	53,148	109,11
G , мкСм	38,43	14,68
B , мкСм	2520	1296

Для начала обучения необходимо собрать данные, для этого был произведен расчет режима с разными нагрузками на средней и низшей стороне 90 раз, первые три снимаемых значения приведем в таблице 5.

Следующим этапом будет проверка взаимосвязи с параметров друг с другом, отличным вариантом будет построить матрицу корреляции [2] (рисунок 2). Значение корреляции колеблется от -1 до +1. Нулевой коэффициент корреляции означает, что две переменные не зависят друг от друга.

Таблица 5 – Данные режимов

Нагрузка_сн, МВт	Нагрузка_сн, Мвар	Нагрузка_нн, МВт	Нагрузка_нн, Мвар	Линия_1	Линия_2	dЛЭП, МВт	dP_пост, МВт	dP_Гр, МВт
450	100	75	32	2	1	55,2956	16,52	2,453
350	100	50	32	2	1	63,0155	16,509	2,454
355	100	50	32	2	1	62,68	16,509	2,453

Положительная корреляция указывает на то, что переменные движутся в одном направлении, а отрицательная корреляция указывает на противоположное.

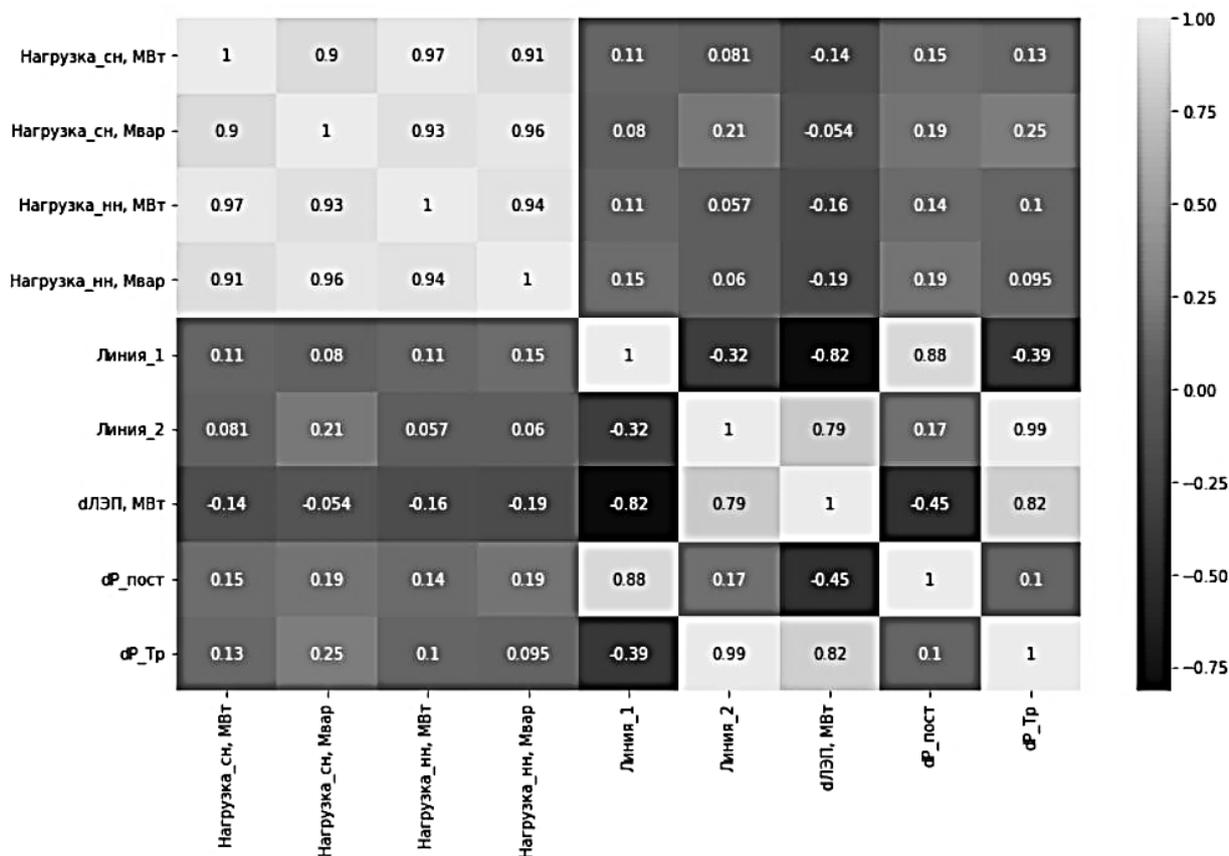


Рисунок 2 – Корреляционная матрица в виде тепловой карты

Перед обучением выделим пределы, в которых будем выдавать точный прогноз. Отобразим на рисунке 3 пределы, в которых модель будет выдавать прогнозы с большой погрешностью.

	Нагрузка_сн, МВт	Нагрузка_сн, Мвар	Нагрузка_нн, МВт	Нагрузка_нн, Мвар	Линия_1	Линия_2	дЛЭП, МВт	dP_пост	dP_Тр
count	90.000000	90.000000	90.000000	90.000000	90.000000	90.0	90.000000	90.000000	90.000000
mean	443.888889	131.611111	137.055556	55.866667	1.555556	1.0	68.037192	14.301084	2.520917
std	44.524818	18.705701	45.201760	17.542372	0.499688	0.0	18.760931	2.500331	0.056940
min	350.000000	100.000000	50.000000	32.000000	1.000000	1.0	45.095881	11.508157	2.447602
25%	415.000000	120.000000	95.000000	40.000000	1.000000	1.0	50.077564	11.524386	2.463761
50%	455.000000	130.000000	150.000000	50.000000	2.000000	1.0	59.632417	16.513989	2.504843
75%	480.000000	145.000000	175.000000	70.000000	2.000000	1.0	85.948031	16.527565	2.572719
max	520.000000	165.000000	210.000000	90.000000	2.000000	1.0	97.573368	16.534635	2.609826

Рисунок 3 – Пределы изменения параметров расчета

После обработки данных и установки всех зависимостей ставиться задача: выбора модели и метрики, по которой будет проводиться оценка модели. В качестве метрики используют MSE (среднеквадратическая ошибка) [3]. Модель будет подобрана путем перебора моделей по лучшему качеству, а лучшие параметры для модели будут определены с помощью встроенных функций. Отобразим результаты точности предсказания каждой модели в таблице 6.

Таблица 6 – Показатели качества для каждой модели

Выборка	KNeighbors Regressor	Random Forest Regressor	DecisionTree Regressor	GradientBoosting Regressor
Тестовая	132,724	0.11	0,353	0.027
Обучающая	68,37	0,006	0,00000000045	0,00057

Как видно из таблицы 6, лучшей моделью является GradientBoostingRegressor, результаты прогноза представлены в таблице 7, где первая строка - это предсказание модели, а вторая строка - результаты расчета Rastr.

Таблица 7 – Показатели качества для каждой модели

Нагрузка_сн, МВт	Нагрузка_сн, Мвар	Нагрузка_нн, МВт	Нагрузка_нн, Мвар	Линия_1	Линия_2	dЛЭП, МВт	dP_пост, МВт	dP_Тр, МВт
350	120	60	33	2	1	62,31	16,51	2,452
350	120	60	33	2	1	62,352	16,51	2,455

Заключение

В данной работе продемонстрирована возможность применения моделей машинного обучения в энергетике: для прогнозирования потерь в линиях электропередач. В ходе работы были обучены модели, на режимных параметрах исходной схемы, лучшей моделью оказалась моделью GradientBoostingRegressor, которая на каждой итерации оптимизировала MSE. Отличие между расчетными и предсказанными данными можно оправдать малой выборкой в 90 значений, для хорошего обучения выборка должна содержать минимум 1000 значений с различными вариациями режима и режимных параметров.

Литература

1. Поспелов, Г.Е. Электрические системы и сети: Учебник/ Г.Е. Поспелов, В.Т. Федин, П.В. Лычёв. - Минск: УП «Технопринт», 2004. - 720 с.
2. Тепловая карта корреляции в Seaborn // [электронный ресурс] – Режим доступа: <https://www.delftstack.com/ru/howto/seaborn/correlation-heatmap-seaborn-python>. Дата доступа: 06.11.2022.
3. Sklearn Python// [электронный ресурс] – Режим доступа: <https://scikit-learn.org/stable>. Дата доступа: 06.11.2022.