

ПРИМЕНЕНИЕ ОДНОКЛАССОВЫХ МОДЕЛЕЙ ДЛЯ КЛАССИФИКАЦИИ РЕЖИМОВ РАБОТЫ ОБЪЕКТА

Релейная защита представляет собой классификатор, который использует определённые инструменты для принятия решения об отключении. Разграничению подлежат аварийные режимы (α -режимы) и все остальные режимы (β -режимы). Одним из вариантов выполнения релейной защиты может служить разграничивающая поверхность в наблюдаемом пространстве [1]. В зависимости от того, по какую сторону от разделяющей поверхности располагается прецедент, соответствующий наблюдаемому состоянию объекта, принимается решение об отключении.

Построение разграничивающей поверхности может быть выполнено с помощью алгоритмов машинного обучения. В работе [2] рассматривались противостоящие режимы: вариант двухклассовой классификации, в которой модель обучается на основе прецедентов обоих классов (α - и β -режимах), а разграничивающая поверхность располагается в месте их пересечения. В данной работе рассматриваются одноклассовые модели: вариант двухклассовой классификации, в которой модель обучается на прецедентах лишь одного класса, в данном случае β -режимах.

Пусть имеются имитационные модели двух режимов работы объекта (α - и β -) F_α, F_β , на вход которых подаются d -мерные векторы объектных параметров $\mathbf{x}_\alpha, \mathbf{x}_\beta$, а на выходе формируются векторы наблюдаемых величин $\mathbf{v}_\alpha, \mathbf{v}_\beta$. Области G_α, G_β являются d_α - и d_β -мерными гиперпрямоугольниками, сформированными множеством векторов объектных параметров, соответствующих определённому типу режимов. Данные области определены векторами, компонентами которых являются максимальные и минимальные значения объектных параметров для каждого типа режима

$$\mathbf{x}_{\min}^\alpha = [x_{1\min}^\alpha, \dots, x_{d_\alpha\min}^\alpha], \quad \mathbf{x}_{\max}^\alpha = [x_{1\max}^\alpha, \dots, x_{d_\alpha\max}^\alpha],$$

$\mathbf{x}_{\min}^{\beta} = [x_{1\min}^{\beta}, \dots, x_{d_{\beta}\min}^{\beta}]$, $\mathbf{x}_{\max}^{\beta} = [x_{1\max}^{\beta}, \dots, x_{d_{\beta}\max}^{\beta}]$. Области S_{α}, S_{β} представляют собой множества, сформированные векторами наблюдаемых величин. На основании имитационной модели F_{β} и векторов $\mathbf{x}_{\min}^{\beta}$, $\mathbf{x}_{\max}^{\beta}$, необходимо построить классификатор $a(\mathbf{v})$ векторов $\mathbf{v} \in S_{\alpha} \cup S_{\beta}$ так, чтобы результатом классификации являлась метка принадлежности вектора наблюдаемых величин к классу β -режимов или же к классу, представляющего собой все остальные режимы работы, при выполнении условий гарантированной селективности и максимальной чувствительности. Поскольку требованием селективности является верная классификация всех β -режимов, то для выполнения данного требования необходимо, чтобы модель в процессе обучения подбирала коэффициенты разграничивающей поверхности таким образом, чтобы она располагалась вокруг прецедентов β -режимов.

Поскольку целью является определение разграничивающей поверхности, которая отделяет β -режимы от всех остальных режимов, в качестве разграничивающей модели предлагается использовать одноклассовую машину опорных векторов [3]. В задаче двухклассовой классификации машина опорных векторов в процессе обучения подбирает коэффициенты разграничивающей кривой так, чтобы максимизировать расстояние между этой кривой и ближайшими к ней представителями обоих классов (опорными векторами). В случае одноклассовой классификации суть метода заключается в построении разграничивающей кривой, которая расположена максимально близко к выборке данных.

Построение классификатора и формирование обучающей выборки осуществляется с помощью метода активного обучения, описанного в [2]. Отличием является лишь использование для обучения прецедентов только одного типа режимов (β -режимов).

Рассматривается построение характеристики блокировки для защиты линии электропередач (рис. 1) с помощью предлагаемого метода. В качестве варьируемых параметров выбраны со-

противление замыкания R_f , место замыкания X_f и угол передачи δ , диапазоны варьируемых параметров показаны в таблице. Постоянными параметрами являются модуль и угол сопротивления линии $|Z_l|$ и $\text{angle}(Z_l)$, модули и углы сопротивления систем $|Z_s|$, $|Z_r|$ и $\text{angle}(Z_s)$, $\text{angle}(Z_r)$, отношения ЭДС систем к номинальному напряжению K_s и K_r .

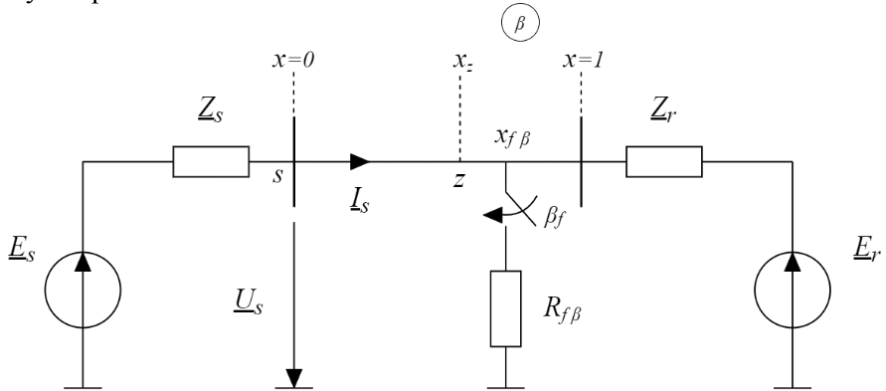


Рис.1. Схема замещения линии электропередач

Таблица. Параметры модели

Величина	Значения
R_f , Ом	0 ... 1000
X_f , о.е.	0,8 ... 1
δ , градусы	-30 ... 30
$ Z_s $, Ом	15
$ Z_r $, Ом	50
$ Z_l $, Ом	41,23
$\text{angle}(Z_s)$, градусы	87
$\text{angle}(Z_r)$, градусы	87
$\text{angle}(Z_l)$, градусы	75,96
K_s , о.е.	1
K_r , о.е.	1

В качестве наблюдаемых величин взяты действительная и мнимая части проводимости в месте наблюдения

$$\underline{Y} = \frac{I_s}{\underline{U}_s}, \mathbf{v} = [\operatorname{Re} \underline{Y}, \operatorname{Im} \underline{Y}].$$

На рис. 2 показан результат обучения: темная линия – истинная граница β -режимов, полученная аналитически[4], светлая линия – истинная граница α -режимов, полученная аналитически, область с точками, классифицирована как область β -режимов, остальная область классифицирована как область «не β -режимов», точки – прецеденты, принадлежащие группе β -режимов.

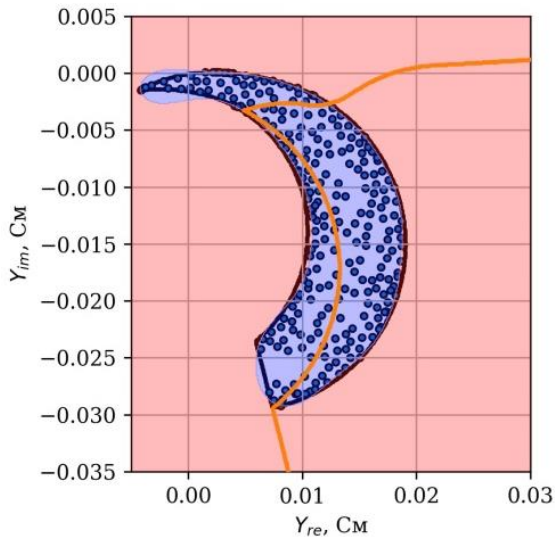


Рис. 2. Результат работы алгоритма

Таким образом, в работе предложен метод построения классификаторов режимов работы объекта с применением одноклассовых моделей и подхода активного обучения. Для обеспечения селективности в качестве целевого класса используются β -режимы.

Литература

1. Граничные режимы в методике обучения релейной защиты. Ч. 1. Граничные условия и обучающие процедуры /

Ю. Я. Лямец [и др.] // Известия вузов. Электромеханика. 2009. С. 24–30.

2. Дементий Ю. А. Активное обучение интеллектуальной релейной защиты. Противостоящие режимы // Электрические станции. 2021. № 9(1082). С. 45–53.

3. Estimating the Support of a High-Dimensional Distribution / V. Schölkopf [et al.] // Neural Computation, № 13. 2001. PP. 1443–1471.

4. Мартынов М. В. Исследование и разработка обучаемых модулей микропроцессорных защит линий электропередачи: дис. ... канд. техн. наук. Чебоксары, 2014. 226 с.

Маслов А.Н., Дементий Ю.А.
(Чебоксары, ООО «Релематика»)

АВТОМАТИКА УПРАВЛЕНИЯ ДУГОГАСЯЩИМ РЕАКТОРОМ НА ОСНОВЕ АЛГОРИТМА ОБУЧЕНИЯ С ПОДКРЕПЛЕНИЕМ

Алгоритмы с использованием машинного обучения не просто демонстрируют результаты, аналогичные результатам классических алгоритмов, но зачастую опережают их, позволяя добиться максимально возможных показателей качества для имеющейся информационной базы [1, 2]. В рассматриваемой работе будет показано применение алгоритма обучения с подкреплением (reinforcement learning) с целью создания автоматики управления дугогасящим реактором (ДГР) плунжерного типа. Работа является демонстрацией возможного принципа построения автоматики управления ДГР, поэтому рассматривается одна из наиболее простых моделей реактора.

В алгоритме обучения с подкреплением имеется агент (в данном случае автоматика управления ДГР) и среда, с которой он взаимодействует (модель ДГР). За один шаг агент может формировать одно из трёх действий – движение плунжера вверх, движение плунжера вниз, запрет движения плунжера. Среда реагирует на действие, выдаваемое агентом, и формирует состояние (расстройка компенсации ёмкостного тока сети), ха-