

2. *Liu Fei Tony, Kai Ming Ting, Zhi-Hua Zhou*. Isolation forest. Data Mining, 2008. ICDM'08. Eighth IEEE International Conference on. IEEE, 2008.

3. *Abe N, Zadrozny B, Langford J*. Outlier detection by active learning. In Proceedings of the 12th ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining, pages 504–509. ACM Press, 2006.

4. Support vector method for novelty detection / B Schölkopf [et al.] // Advances in neural information processing systems, 1999.

5. *Shi T, Horvath S*. Unsupervised learning with random forest predictors. Journal of Computational and Graphical Statistics, 15(1):118–138, March 2006.

Дементий Ю.А., Николаев К.П.
(Чебоксары, ООО «Релематика»)

МЕТОД ПОВЫШЕНИЯ ИНФОРМАТИВНОСТИ ОБУЧАЮЩЕЙ ВЫБОРКИ КЛАССИФИКАТОРА РЕЖИМОВ РАБОТЫ ОБЪЕКТА

Одной из важнейших задач релейной защиты является задача разграничения режимов работы объекта. Разграничению подлежат режимы, в которых защита должна срабатывать – контролируемые режимы (α -режимы) и режимы, в которых срабатывание запрещено – альтернативные режимы (β -режимы) [1]. Релейная защита (РЗ), в свою очередь, представляет собой классификатор, который принимает решение об отключении.

В статье [2] обсуждалось применение концепции активного обучения для построения классификаторов режимов работы объекта. Была показана зависимость распознающей способности классификатора от информативности обучающей выборки. Метод, представленный в данном докладе, направлен на составление выборки прецедентов, обладающей максимально возможной информативностью.

В информационной теории РЗ [1] режим работы объекта описывается вектором наблюдаемых величин \mathbf{v} , который полу-

чается путём отображения вектора объектных параметров \mathbf{x} имитационной моделью объекта (ИМО) F :

$$F : \mathbf{x} \rightarrow \mathbf{v},$$

$$G \rightarrow S,$$

$$C \rightarrow A,$$

$$\mathbf{x} \in G \subset C, \mathbf{v} \in S \subset A,$$

где $\mathbf{x} = [x_1, \dots, x_d]$ – d - мерный вектор объектных параметров ИМО; $\mathbf{v} = [v_1, \dots, v_n]$ – n - мерный вектор наблюдаемых величин; G – область определения ИМО (объектная область); S – отображение области определения ИМО; C – пространство, образованное векторами объектных параметров (объектное пространство); A – пространство, образованное векторами наблюдаемых величин (наблюдаемое пространство).

Область G определяется диапазонами допустимых значений объектных параметров, представленными в виде векторов $\mathbf{x}_{\min} = [x_{1 \min}, \dots, x_{d \min}]$ и $\mathbf{x}_{\max} = [x_{1 \max}, \dots, x_{d \max}]$, содержащих минимальные и максимальные значения объектных параметров соответственно, и представляет собой d -мерный гиперпрямоугольник.

Алгоритмы классификации, используемые в [2], являются классическими алгоритмами обучения с учителем, следствием чего является зависимость эффективности их работы от обучающей выборки. В работах [3, 4] была обнаружена необходимость контроля информативности обучающей выборки для построения качественных классификаторов. В связи с этим были предложены методы, основанные на активном обучении, в процессе работы которых синтезируются новые прецеденты обучающей выборки для увеличения её информативности.

Отдельный интерес представляет разработка методов получения выборок, обладающих максимально возможной информативностью. При наличии таких выборок стало бы возможным построение классификатора путём использования любого подходящего алгоритма и настройки его параметров, поэтому разработка метода, формирующего подобную выборку, является актуальной задачей. Поскольку каждому виду режима соответствует своя выборка, характеризующаяся диапазонами допусти-

мых объектных параметров, процедура получения выборки должна осуществляться лишь для одного вида режима.

Метод во многом опирается на взаимодействие тел, рассматриваемом в механике: задачи двух и трёх тел. Пусть дана система материальных точек, воздействующих друг на друга с отталкивающей силой обратно пропорциональной расстоянию друг от друга. В результате такого взаимодействия система точек примет состояние, при котором суммарная сила отталкивания снизится до значений, близких к нулю.

Применительно к поставленной задаче в качестве системы материальных точек выступает выборка прецедентов, полученная с помощью имитационной модели объекта (ИМО) и диапазонов допустимых объектных параметров. Для всех прецедентов известны вектор объектных параметров \mathbf{x} и вектор наблюдаемых величин \mathbf{v} . Векторы наблюдаемых величин рассматриваются в виде точек в наблюдаемом пространстве. Согласно взаимодействию, описанному выше, они будут отталкиваться друг от друга.

В [5] было выяснено, что отображения объектных областей G представляют собой области, окаймлённые граничной поверхностью. Поскольку области режимов ограничены, то при отталкивании прецедентов точки, формирующие обучающую выборку, будут изменять своё положение лишь внутри данных областей. В определённый момент при достаточном количестве точек они достигнут граничной поверхности, и процесс расталкивания будет продолжаться до тех пор, пока силы, отталкивающие точки, не уравновесят друг друга. В результате получится выборка, окаймлённая граничной поверхностью, с равномерной плотностью точек внутри неё. Данный процесс предлагается называть «обучением выборки».

Сила отталкивания прецедентов представляет собой вектор в наблюдаемом пространстве, компонентами которого являются проекции силы отталкивания на оси наблюдаемых величин. В общем случае компоненты вектора \mathbf{v} имеют разные диапазоны значений, например, действительные части наблюдаемых тока и напряжения. Так как сила отталкивания напрямую зависит от изменения параметров, необходимо нормализовать наблюдае-

мые величины. Нормализация проводится по принципу *MinMax*, нормализованные диапазоны изменения параметров – $[0, 1]$.

Выражение для вычисления силы, с которой «точка 1» воздействует на «точку 2»:

$$\mathbf{F} = \frac{\mathbf{v}_2 - \mathbf{v}_1}{|\mathbf{v}_2 - \mathbf{v}_1|^3},$$

где $|\mathbf{v}_2 - \mathbf{v}_1|$ – расстояние между двумя точками в наблюдаемом пространстве.

Для увеличения скорости сходимости рассматривается влияние на прецедент лишь k - ближайших к нему прецедентов. Выражение для вычисления результирующей силы примет вид

$$\mathbf{F} = \sum_i^k \mathbf{F}_i,$$

где \mathbf{F}_i – сила отталкивания i -го прецедента.

Определение факта попадания точки в заранее неизвестную область в наблюдаемом пространстве не представляется возможным. Целесообразно определять факт попадания точки в объектном пространстве, поскольку проверка попадания точки в объектную область, определяемую векторами \mathbf{x}_{\min} и \mathbf{x}_{\max} , представляет собой тривиальную задачу.

В общем случае функция ИМО нелинейная и многозначная [6], так что перейти непосредственно к изменениям объектных параметров не представляется возможным. Однако если рассматривать функцию в точке, то её лучшей линейной аппроксимацией будет являться матрица Якоби. Тогда в точке \mathbf{x} можно записать равенство

$$\mathbf{J}_F(\mathbf{x})\Delta\mathbf{x} = \Delta\mathbf{F}, \quad (1)$$

где $\mathbf{J}_F(\mathbf{x})$ – матрица Якоби в точке \mathbf{x} ; $\Delta\mathbf{x}$ – вектор изменений объектных параметров; $\Delta\mathbf{F}$ – вектор отталкивающих сил.

В выражении (1) неизвестным является вектор изменения объектных параметров $\Delta\mathbf{x}$, который может быть вычислен как

$$\Delta\mathbf{x} = \mathbf{J}_F^+(\mathbf{x})\Delta\mathbf{F},$$

где $\mathbf{J}_F^+(\mathbf{x})$ – псевдообратная матрица к матрице Якоби в точке \mathbf{x} .

Когда количество объектных параметров d больше количества наблюдаемых величин n , что наиболее вероятно на практи-

ке, система становится недоопределённой, и матрица Якоби принимает прямоугольный вид. В этом случае псевдообратная матрица вычисляется с помощью сингулярного разложения (SVD). Так как недоопределённая система уравнений имеет бесконечное количество решений, искомое решение вычисляется по методу наименьших квадратов (МНК) путём минимизации нормы вектора, являющегося решением [7]. Минимизация нормы вектора является наиболее правильным решением, так как матрица Якоби является линейным приближением, которое применимо лишь при небольших изменениях объектных параметров.

Далее приведён эксперимент по построению обучающей выборки с помощью данного подхода. Рассматривается составление обучающей выборки для характеристики блокировки линии электропередач (рис. 1) с помощью предлагаемого метода. В качестве варьируемых параметров выбраны сопротивление замыкания R_f , место замыкания X_f и угол передачи δ , диапазоны варьируемых параметров показаны в таблице. Постоянными параметрами являются сопротивление линии \underline{Z}_l , сопротивления систем \underline{Z}_s и \underline{Z}_r .

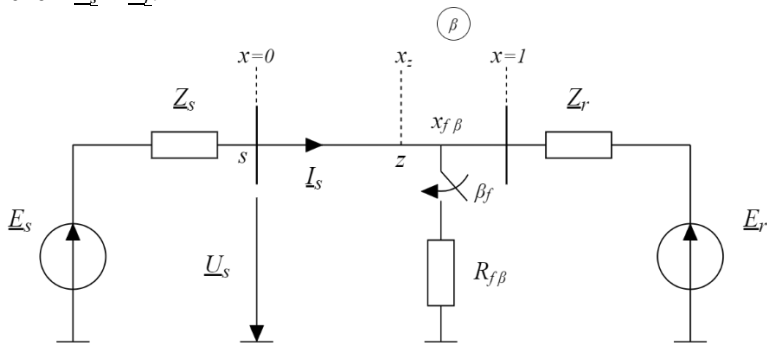


Рис. 1. Схема замещения линии электропередач

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

$$\underline{Z} = \frac{U_s}{I_s}, \mathbf{v} = [\text{Re}(\underline{Z}), \text{Im}(\underline{Z})].$$

Таблица. Параметры модели

Величина	Значения
R_f , Ом	0 ... 30
X_f , о.е.	0,8 ... 1
δ , градусы	-30 ... 30
Z_{δ} , Ом	$5 \angle 85^\circ$
Z_r , Ом	$50 \angle 85^\circ$
Z_l , Ом	$41,23 \angle 75,96^\circ$

Значения X_f и δ генерируются согласно равномерному распределению, а R_f согласно логарифмически равномерному, исходя из предположения, что на практике наиболее часто встречаются замыкания через небольшие переходные сопротивления. Для эксперимента сгенерирована выборка, состоящая из 200 прецедентов (рис. 3, а).

На рис. 3, б показана обученная выборка. Как видно, обучение прошло успешно. Для контроля сходимости алгоритма введено следующее условие: как только прецедент достигает границы области определения имитационной модели, производная вдоль оси, на которой достигнуто граничное значение объектного параметра, устанавливается равной нулю. Данное условие основывается на том, что прообраз граничной линии (гиперповерхности) области отображения режимов проходит по поверхности области определения ИМО, т.е. по граням и рёбрам гиперпрямоугольника [5].

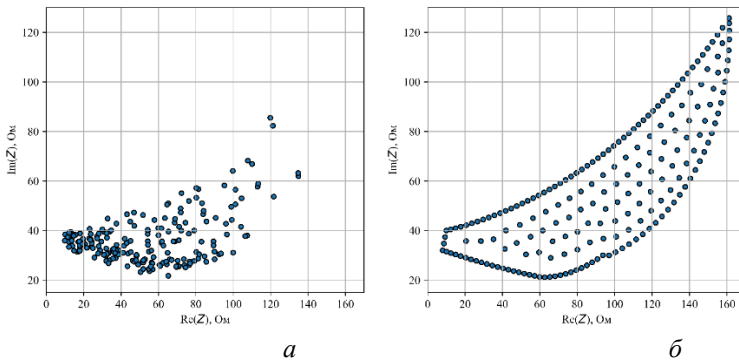


Рис. 3. Выборки: а – сгенерированная; б – обученная

Таким образом, в работе предложен метод получения выборок, обладающих максимальной информативностью, использование которых позволяет сосредоточиться на выборе алгоритма классификации и настройке его параметров. Описаны шаги алгоритма обучения выборки.

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. Дементий Ю. А., Петряшин А. Е., Петряшин И. Е. Анализ применимости классических алгоритмов ML в практических задачах энергетики // Современные тенденции развития цифровых систем релейной защиты и автоматики: Материалы III Междунар. науч.-техн. конф. молодых специалистов форума «РЕЛАВЭКСПО-2021». Чебоксары: Изд-во Чуваш. ун-та, 2021. С. 142–147.

4. Дементий Ю. А., Маслов А. Н., Николаев К. П. Нейросетевая классификация режимов работы объекта // Современные тенденции развития цифровых систем релейной защиты и автоматики: Материалы III Междунар. науч.-техн. конф. молодых специалистов форума «РЕЛАВЭКСПО-2021». Чебоксары: Изд-во Чуваш. ун-та, 2021. С. 147–153.

5. Мартынов М. В. Исследование и разработка обучаемых модулей микропроцессорных защит линий электропередачи: дис. ... канд. техн. наук / Мартынов Михаил Владимирович. – Чебоксары, 2014. 226 с.

6. Дементий Ю. А., Шорников Е. В. Машинное обучение для интервальной оценки параметров объекта // Современные тенденции развития цифровых систем релейной защиты и автоматики: Материалы III Междунар. науч.-техн. конф. молодых специалистов форума «РЕЛАВЭКСПО-2021». Чебоксары: Изд-во Чуваш. ун-та, 2021. С. 153–157