

АНАЛИЗ ЭФФЕКТИВНОСТИ АКТИВНОГО ОБУЧЕНИЯ В ЗАДАЧЕ РАЗГРАНИЧЕНИЯ РЕЖИМОВ РАБОТЫ ЭНЕРГООБЪЕКТА

Дементий Ю. А., ООО «Релематика», г. Чебоксары, Россия, dementiу.yu.a@gmail.com.

Петряшин А. Е., ООО «Релематика», г. Чебоксары, Россия, petryashin.a.e@mail.ru.

Петряшин И. Е., ООО «Релематика», г. Чебоксары, Россия, petryashin.i.e@mail.ru.

***Аннотация:** в статье рассматривается применение активного обучения для разграничения режимов работы энергообъекта. Рассмотрена реализация алгоритма, позволяющего решить эту задачу в двумерном пространстве. Сформулированы принципы формирования частей, составляющих алгоритм. Произведено сравнение алгоритма с аналогами. Приведены качественные и количественные характеристики, позволяющие оценить эффективность алгоритма.*

Ключевые слова: машинное обучение, активное обучение.

Введение

Работа алгоритма релейной защиты может быть сформулирована как решение задачи разграничения режимов работы энергообъекта. Множество режимов объекта состоит из множеств отслеживаемых и альтернативных режимов (α - и β -режимов). В случае возникновения α -режимов требуется срабатывание защиты, при этом должна гарантироваться блокировка работы в случае возникновения бета режимов для обеспечения селективности.

В контексте машинного обучения данная задача рассматривается как задача двухклассовой классификации, где в роли классов выступают α - и β -режимы. Требование селективности, а также тот факт, что области α - и β -режимов в общем случае пересекаются, накладывают на решение этой задачи ограничения. Для её решения предлагается использовать концепцию активного обучения [1] с применением в роли “оракула” (источника информации) имитационных моделей α -

и β - режимов.

Условия, накладываемые на алгоритм обучения

Решение задачи классификации означает построение в наблюдаемом пространстве (пространство, элементами которого являются вектора, образованные доступными для измерения величинами) линии, а в общем случае - гиперповерхности, разделяющей классы. В случае линейной модели уравнение этой линии имеет вид:

$$\vec{\omega}^T \vec{x} = 0, \quad (1)$$

где $\vec{\omega}$ - вектор параметров модели (ее веса), \vec{x} - обучающая выборка.

В наиболее распространённой, статистической формулировке задачи классификации, это решение является результатом оптимизации функции потерь, не предполагающей выполнения требования селективности, поэтому часть области пересечения может быть классифицирована как область α - режимов. Для обеспечения селективности защиты необходимо изменить работу классификатора таким образом, чтобы точки из области пересечения были полностью отнесены к классу β - режимов. В таком случае полнота (recall) классификации β - режимов будет равна 1:

$$recall_{\beta} = 1 \quad (2)$$

Условие (2) достигается путем изменения параметров обучения модели. Необходимо отметить, что это условие будет выполняться и в случаях, когда классификатор относит часть области α - режимов, лежащей вне пересечения, к классу β - режимов, что является нежелательным, так как вследствие этого снижается чувствительность защиты. Поэтому к условию (2) необходимо добавить дополнительное требование (3), ограничивающее излишнее расширение области, классифицируемой как область β - режимов. Условие сформулировано с использованием точности (precision) классификации, которая может быть интерпретирована как мера распознающей способности классификатора:

$$precision_{\alpha} \rightarrow \max \quad (3)$$

Одновременное выполнение условий (2) и (3) означает, что максимально возможная часть α -режимов классифицируется верно.

Построение границы классов

Процесс построения границы классов имеет итеративный характер. Вначале формируются вектора x_α и x_β со случайными комбинациями объектных параметров. Имитационные модели отображают эти вектора в наблюдаемое пространство: $X_\alpha = F(x_\alpha)$, $X_\beta = F(x_\beta)$. Классификатор обучается на векторах X_α и X_β до тех пор, пока не будут выполнены условия (2) – (3), после чего в наблюдаемом пространстве отбираются наиболее информативные точки. В качестве критерия информативности в данном исследовании выбрана близость точки к разделяющей линии – чем ближе точка, тем выше ее информативность. Наиболее информативные точки используются для получения дополнительной информации об областях α - и β - режимов - для каждой точки создается семейство подобных ей точек, объектные параметры которых распределены вокруг объектных параметров исходной точки. Таким образом формируются новые векторы x'_α и x'_β , которые на следующей итерации объединяются в единое множество с векторами x_α и x_β .

Описанный процесс повторяется до тех пор, пока граница классов не будет построена с необходимой точностью.

Базовый алгоритм

В качестве базового алгоритма используется линейный классификатор – логистическая регрессия. Это означает, что разделяющей классы линией является прямая. В общем случае форма границы областей возможных режимов может быть слишком сложна для точного её описания прямой линией. Одним из возможных решений этой проблемы является дополнение вектора обучающей выборки X новыми признаками, полученными при перемножении и возведении в степень исходных. Такой подход позволяет сохранить преимущества работы с линейным классификатором и получить

в наблюдаемом пространстве нелинейную (полиномиальную) границу классов [2].

Режимы объекта и имитационная модель

В качестве объекта, режимы которого подлежат разграничению, выбрана линия 110 кВ с двухсторонним питанием. Её имитационная модель показана на рисунке 1 и имеет три варьируемых параметра $x = [x_f, R_f, \delta]$, где x_f - место повреждения, R_f - переходное сопротивление, $\delta = \arg\left(\frac{E_s}{E_r}\right)$ - угол передачи.

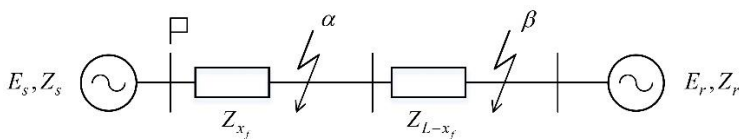


Рис.1. Имитационная модель

Неизменяемые параметры модели:

$$E_s = E_r = \frac{110}{\sqrt{3}} \text{ кВ}, \quad Z_s = 20 + j15 \text{ Ом}, \quad Z_r = 20 + j25 \text{ Ом},$$

$$Z_0 = 0.1 + j0.4 \text{ Ом/км}, \quad L = 100 \text{ км},$$

$$-60^\circ \leq \delta \leq 60^\circ, \quad 0.001 \leq R_f \leq 100, \quad 0 \leq x_f \leq L$$

α -режимами считаются замыкания, для которых $0 \leq x_f \leq 0.7L$, а β -режимами – замыкания, для которых $0.7L < x_f \leq L$.

Имитационные модели отображают вектора x_α и x_β на плоскость замера сопротивления:

$$X_\alpha = F(x_\alpha) = \frac{\dot{U}(x_\alpha)}{\dot{I}(x_\alpha)}, \quad X_\beta = F(x_\beta) = \frac{\dot{U}(x_\beta)}{\dot{I}(x_\beta)},$$

где \dot{U} и \dot{I} - напряжение и ток в месте наблюдения.

Результат работы алгоритма

На рисунке 2 представлена граница классов, построенная

при помощи описанного алгоритма. Также представлена истинная граница β -режимов, построенная согласно [3]. Белым и черным показаны точки обучающих выборок X_α и X_β соответственно.

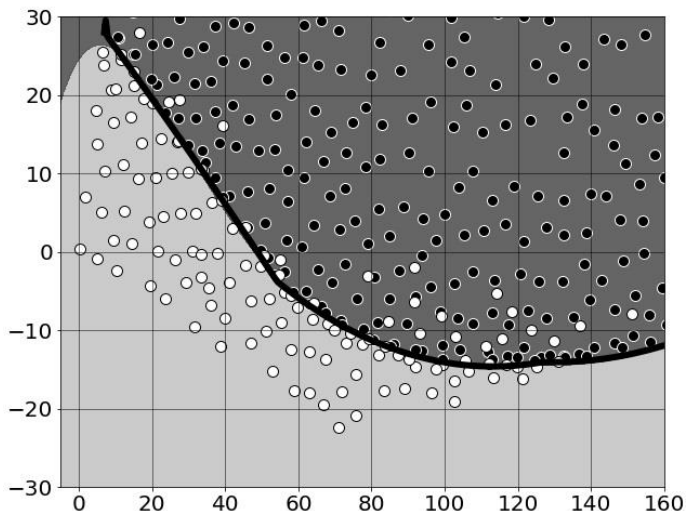


Рис.2. Граница классов, полученная при обучении классификатора

Построенная граница позволяет разделить точки, соответствующие β -режимам, от точек α -режимов со 100% полнотой, что свидетельствует о выполнении условия (2). Кроме того, в области наблюдаемого пространства, заполненной точками, эта граница практически совпадает с границей β -режимов, что говорит о выполнении требования (3).

Заключение

1. Реализован метод, позволяющий провести построение релейной защиты путем итеративного обучения с учетом ограничений селективности.
2. Задача построения защиты и ограничения на её решение сформулированы в терминах машинного обучения с использованием общепринятых метрик точности и полноты классификации.

3. Показано, что близость точки к разделяющей кривой является удобным и эффективным критерием её информативности для использования в задаче активного обучения.
4. Предлагаемый метод применен для задачи построения дистанционной защиты линии. Результирующий алгоритм релейной защиты имеет предельно возможную для заранее заданной информационной базы распознающую способность.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. *Balcan MF., Uerner R.* (2016) Active Learning – Modern Learning Theory. In: Kao MY. (eds) Encyclopedia of Algorithms. Springer, New York, NY. https://doi.org/10.1007/978-1-4939-2864-4_769
2. *Миронов, А. М.* Машинное обучение [Текст]: учебное пособие / А. М. Миронов; Московский государственный университет имени М. В. Ломоносова, Механико-математический факультет, Кафедра математической теории интеллектуальных систем. - Москва : МАКС Пресс, 2018.
3. *Мартынов, М. В.* Исследование и разработка обучаемых модулей микропроцессорных защит линий электропередачи: специальность 05.14.02 "Электрические станции и электроэнергетические системы" : автореферат диссертации на соискание ученой степени кандидата технических наук / Мартынов Михаил Владимирович. – Чебоксары, 2014. – 22 с.

Авторы:

Дементий Юрий Анатольевич, ООО «Релематика», кандидат технических наук, руководитель группы, e-mail: dementiy.u.a@gmail.com.

Петряшин Александр Евгеньевич, ООО «Релематика»/ЧГУ им. И.Н. Ульянова, инженер-исследователь, окончил в 2020 г. факультет Энергетики и Электротехники ЧГУ им. И.Н. Ульянова, получил степень бакалавра по направлению «Релейная защита и автоматизация электроэнергетических систем», e-mail: petryashin.a.e@mail.ru.

Петряшин Илья Евгеньевич, ООО «Релематика»/ЧГУ им. И.Н. Ульянова, техник-исследователь, студент факультета Энергетики и Электротехники ЧГУ им. И.Н. Ульянова по направлению «Релейная

*защита и автоматизация электроэнергетических систем», e-mail
petryashin.i.e@mail.ru.*