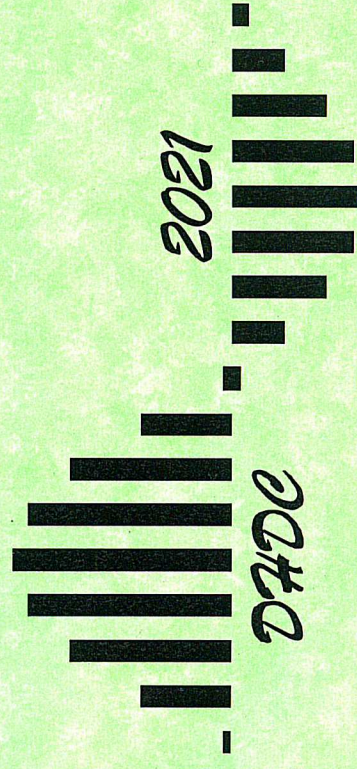


**ДИНАМИКА
НЕЛИНЕЙНЫХ ДИСКРЕТНЫХ
ЭЛЕКТРОТЕХНИЧЕСКИХ
И ЭЛЕКТРОННЫХ СИСТЕМ**

Материалы

XIV Всероссийской научно-технической
конференции



УДК 621.3:004(063)
ББК 381:321Я73
Д44

Редакционная коллегия:

ректор, канд. экон. наук, доцент *А.Ю. Александров*;
д-р техн. наук, профессор *Г.А. Белов*;
канд. техн. наук, доцент *А.В. Серебрянников*

*Печатается по решению Ученого совета
Чувашского государственного университета имени И.Н. Ульянова*

**Динамика нелинейных дискретных электротехнических
Д44 и электронных систем: материалы XIV Всерос. науч.-техн.
конф. Чебоксары: Изд-во Чуваш. ун-та, 2021. 536 с.**

ISBN 978-5-7677-3286-9

Рассматриваются вопросы математических основ и математического моделирования нелинейных дискретных систем, цифровой обработки сигналов, построения и анализа устройств и систем силовой электроники, систем электроэнергетики и электропривода.

Для научных работников, инженеров, менеджеров и студентов старших курсов.

УДК 621.3:004(063)
ББК 381:321Я73
© Издательство
Чувашского университета, 2021

ISBN 978-5-7677-3286-9

**ДИНАМИКА СИСТЕМ УПРАВЛЕНИЯ
И ЭЛЕКТРОПРИВОДА**

Алифов А.А.
(Москва, ИМАШ РАН)

**ПАРАМЕТРИЧЕСКИЕ КОЛЕБАНИЯ ПРИ ОГРАНИЧЕННОМ
ВОЗБУЖДЕНИИ И ЗАПАЗДЫВАНИИ**

В устройствах различного рода (системы автоматического управления, следящие системы, электроника, регуляторы и др.) широко распространены системы с запаздыванием. В автономных и телеуправляемых системах (подвижные роботы, манипуляторы и др.) источником запаздывания является канал передачи данных и пренебрежение им может привести к существенным ошибкам при управлении группой роботов [1]. В данной статье рассматриваются параметрические колебания при запаздывающей силе упругости в русле теории колебаний систем с ограниченным возбуждением [2–3]. В основу положена описанная в [2] модель стержня с пружиной (рис. 1), соединенной с кривошипом, приводимым в движение двигателем ограниченной мощности.

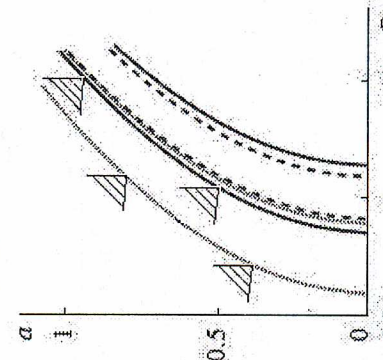
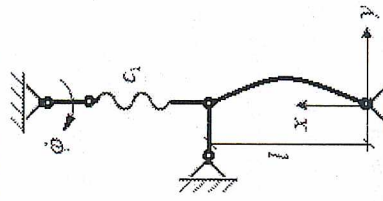


Рис. 1. Модель системы Рис. 2. Амплитудно-частотные кривые Система, являясь нелинейной, имеет уравнения движения

$$\ddot{y} + (\omega^2 + b \sin \varphi) y = -\beta_1 \dot{y} - m^{-1} f(y) - c_t y_\tau, \quad (1)$$

$$J \ddot{\varphi} = M(\varphi) - 0,5 c_3 y^2 \cos \varphi - 0,5 c_3 \sin 2\varphi - c_4 \cos \varphi,$$

энергетика глазами молодежи-2020: материалы XI Междунар. науч.-техн. конф. Т. I. Ставрополь: Изд-во Северо-Кавказского федерального университета, 2020. С. 323–326.

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

4. Дементий Ю. А. Активное обучение классификатора режимов работы объекта с использованием имитационной модели // Современные тенденции развития цифровых систем релейной защиты и автоматики: материалы науч.-техн. конф. молодых специалистов форума «РЕЛАВЭКСПО-2021». Чебоксары: Изд-во Чуваш. ун-та, 2021. С. 157–162.

5. Boyd S., Vandenberghe L. Convex Optimization. Cambridge: Cambridge University Press, 2007. 716 p.

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

ОЦЕНКА РАСПОЗНАЮЩЕЙ СПОСОБНОСТИ НЕЙРОСЕТЕВОГО КЛАССИФИКАТОРА РЕЖИМОВ ПРИ НЕДОСТАТОЧНОМ КОЛИЧЕСТВЕ ПРЕЦЕДЕНТОВ

Построение любого алгоритма релейной защиты преследует цель обеспечения селективности. В то же время необходимо достигнуть достаточной распознающей способности.

Известно, что при достаточном количестве информативных прецедентов нейросетевой классификатор способен обеспечить абсолютную селективность, обеспечив при этом максимальную чувствительность [1].

В работе оценивается распознающая способность нейросетевого классификатора, то есть способность отличать короткие замыкания в пределах защищаемой зоны от коротких замыканий за пределами защищаемой зоны при различном количестве прецедентов в обучающей выборке.

Для генерации прецедентов использовалась математическая модель линии с двухсторонним питанием, изображённая на рис. 1. Имитационная модель выступает в роли источника информации о токе и напряжении в месте наблюдения. Токи и напряжения используются для расчёта сопротивления Z на зажимах реле. Пара Z и информация о принадлежности данного режима к внешнему или внутреннему короткому замыканию образует прецедент. Множество различных значений сопротивления, принадлежащих только к внутренним КЗ или только к внешним, образует класс.

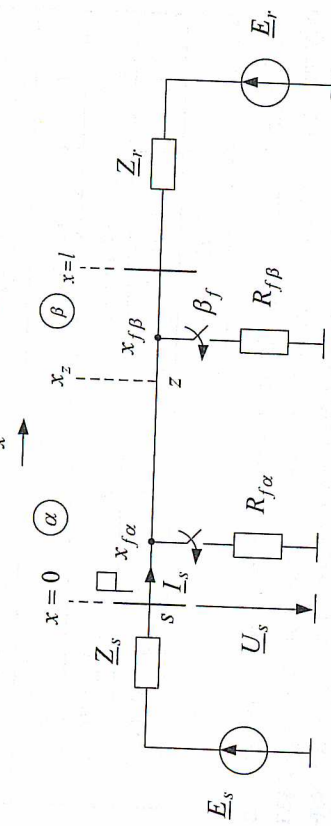


Рис. 1. Имитационная модель линии

Фиксированные параметры модели приведены в табл. 1, варьируемые параметры в табл. 2. Варьируемые параметры генерируются с использованием генератора псевдослучайных чисел. Угол передачи линии δ , а также расстояние до места повреждения x_f распределены равномерно, так как все значения в пределах диапазона варьирования принимаются равновероятными. Переходное сопротивление в месте повреждения R_f распределено логарифмически равномерно из предположения, что наиболее часто возникают короткие замыкания через сравнительно небольшие переходные сопротивления.

Распознающая способность классификатора оценивается по отложенной выборке прецедентов (10000 режимов каждого класса) [2]. Порог срабатывания классификатора выбирается таким образом, чтобы все прецеденты, относящиеся к внешним коротким замыканиям, распознавались классификатором верно. Таким образом, класс, соответствующий внешним коротким замыканиям, устанавливается в качестве приоритетного. Обучение классифика-

тора осуществляется 1000 раз для N прецедентов каждого класса, где N принимает значения от 1 до 1500. При этом для каждого случая обучения генерируются новые прецеденты.

Табл. 1. Фиксированные параметры модели

Параметр	Значение
$U_{\text{ном}}$	110 кВ
l	100 км
Z^0	$0,1+j0,4$ Ом/км
Z_s	$1+j10$ Ом
Z_r	$5+j50$ Ом

Табл. 2. Варьируемые параметры модели

Параметр	Диапазон значений
δ	$-30^\circ \dots 30^\circ$
$x_{\gamma\alpha}$	$0 \dots 80$ км
$x_{\gamma\beta}$	$80 \dots 100$ км
R_{γ}	$0 \dots 50$ Ом

На оси абсцисс (рис. 2) отложено количество прецедентов в обучающей выборке, а по оси ординат – доверительный интервал для доли режимов, которую удаётся распознать (рис. 2, а), и средневзвешенное переходное сопротивление в месте повреждения для распознанных КЗ (рис. 2, б).

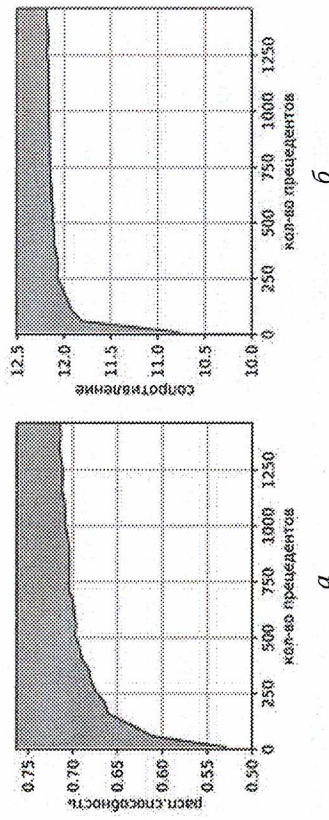


Рис. 2. Зависимости от количества прецедентов в обучающей выборке: доли распознанных режимов (а), средневзвешенного сопротивления (б)

Доля режимов, которые удаётся распознать, рассчитывается как отношение количества распознанных прецедентов, относящихся к повреждению в пределах защищаемой зоны, к общему количеству прецедентов, относящихся к коротким замыканиям в защища-

емой зоне. Средневзвешенное переходное сопротивление рассчитывается как отношение суммы переходных сопротивлений распознанных повреждений к количеству распознанных прецедентов в защищаемой зоне.

По отложенной выборке определяется эталонное значение доли режимов, которые удаётся распознать при использовании в качестве замера комплексного сопротивления на зажимах реле, а также эталонное значение средневзвешенного сопротивления.

На рис. 2 видно, что при увеличении числа прецедентов, генерируемых согласно описанному распределению, графики стремятся к эталонным значениям. Представленные результаты не соответствуют физическому пределу распознаваемости, так как получены с использованием прецедентного подхода к обучению, не позволяющему контролировать информативность обучающей выборки [3].

Таким образом, обучение нейросетевого классификатора возможно на любом количестве прецедентов, отличном от нуля. Чувствительность такого классификатора значительно уступает чувствительности классификатора, обученного с использованием выборки прецедентов с контролируемой информативностью. Показанные результаты получены для заведомо известного порога срабатывания, обеспечивающего селективность, то есть являются наилучшими из всех возможных результатов.

Литература

1. Дементий Ю. А., Маслов А. Н., Николаев К. П. Нейросетевая классификация режимов // Современные тенденции развития цифровых систем релейной защиты и автоматики: материалы науч.-техн. конф. молодых специалистов форума «РЕЛАВЭКСПО-2021». Чебоксары: Изд-во Чуваш. ун-та, 2021. С. 147–152.
2. Haykin S. Neural Networks: A Comprehensive Foundation Subsequent Edition. Prentice Hall PTR, Upper Saddle River, NJ, United States. 1998. 842 p.
3. Дементий Ю. А. Активное обучение классификатора режимов работы объекта с использованием имитационной модели // Современные тенденции развития цифровых систем релейной защиты и автоматики: материалы науч.-техн. конф. молодых специалистов форума «РЕЛАВЭКСПО-2021». Чебоксары: Изд-во Чуваш. ун-та, 2021. С. 157–162.