

«Энергетика» Нижневартковского государственного университета; доцент кафедры «Теплоэнергетика» Омского государственного технического университета (ОмГТУ).

SPIN-код: 8887-0523,

AuthorID (РИНЦ): 776613

Адрес для переписки: vrbn@mail.ru

**МОСТОВЕНКО Любовь Владимировна**, аспирантка, ассистент кафедры «Теплоэнергетика» ОмГТУ.

SPIN-код: 6690-6134

AuthorID (РИНЦ): 828260

ORCID: 0000-0003-0675-0622

AuthorID (SCOPUS): 57193122905

ResearcherID: M-9932-2015

Адрес для переписки: teploblv@mail.ru

#### Для цитирования

Белоглазов В. П., Мостовенко Л. В. К вопросу о «релиминерализации» // Омский научный вестник. 2018. № 4 (160). С. 64–67. DOI: 10.25206/1813-8225-2018-160-64-67.

Статья поступила в редакцию 09.06.2018 г.

© В. П. Белоглазов, Л. В. Мостовенко

УДК 656.259.12:004.85:004.896

DOI: 10.25206/1813-8225-2018-160-67-72

**Д. В. БОРИСЕНКО  
И. В. ПРИСУХИНА  
С. А. ЛУНЁВ**

Омский государственный  
университет путей сообщения,  
г. Омск

## МАШИННАЯ КЛАССИФИКАЦИЯ РЕЖИМА РАБОТЫ ЭЛЕКТРИЧЕСКОЙ РЕЛЬСОВОЙ ЦЕПИ НА ОСНОВЕ ЛОГИСТИЧЕСКОЙ РЕГРЕССИИ

Электрическая рельсовая цепь широко применяется на железнодорожном транспорте в качестве датчика информации о положении подвижных единиц и исправности пути. Повышение эффективности систем мониторинга рельсовых цепей требует решения задачи автоматического анализа информации об их состоянии. В этой статье под такой задачей мы понимаем автоматическую классификацию режима работы электрической рельсовой цепи. Для решения задачи мы разработали алгоритм машинной классификации на основе логистической регрессии. В статье представлены основные этапы разработки алгоритма, выполнено их теоретическое обоснование, продемонстрирована работа алгоритма на синтезированных данных.

**Ключевые слова:** железнодорожная автоматика, электрическая рельсовая цепь, машинное обучение, классификация, логистическая регрессия.

**Введение.** На железных дорогах Российской Федерации электрическая рельсовая цепь является основным источником информации о положении подвижных единиц. Ее можно рассматривать как самостоятельную электротехническую систему. Различают три режима работы данной электротехнической системы: нормальный, шунтовой и контрольный [1].

С развитием систем диагностики и мониторинга на железнодорожном транспорте растет объем собираемой и накапливаемой электротехнической информации, в том числе и получаемой от рельсовых цепей. Закономерно возникает задача автоматической обработки этой информации. Решение данной задачи является одним из приоритетных направлений в рамках проекта «Цифровая железная дорога» [2, 3]. Таким образом, актуальность разработки алгоритмов автоматической классификации режима работы электрических рельсовых цепей не вызывает сомнений.

Очевидно, что на современном этапе задача такого рода должна решаться методами машинного обучения. В настоящее время накоплен большой опыт успешного решения подобных задач в различных областях [4–8]. Базовым и наиболее простым методом, позволяющим решить задачу машинной классификации, на наш взгляд, является логистическая регрессия [4].

**Данные для обучения.** Логистическая регрессия относится к семейству алгоритмов машинного обучения с учителем.

Для построения классификатора на основе логистической регрессии требуются данные о параметрах электрических сигналов при работе рельсовой цепи в различных режимах — обучающая и тестовая выборки, содержащие идентификаторы режимов.

Обучающая и тестовая выборки могут быть синтезированы на основе математической модели электрической рельсовой цепи. Теория электрических

Параметры модели рельсовой цепи  
при синтезе обучающей выборки

Режим	Параметр модели	Начальное значение	Конечное значение	Шаг
Нормальный	$R_{из'}$ , Ом·км	1	50	0,5
	$U_{вх'}$ , В	140	160	1
Шунтовой	$R_{из'}$ , Ом·км	1	50	1
	$U_{вх'}$ , В	140	160	5
	$X_{ш'}$ , км	0	2	0,2
Контрольный	$R_{из'}$ , Ом·км	1	50	1
	$U_{вх'}$ , В	140	160	5
	$X_{об'}$ , км	0	2	0,2

Параметры модели рельсовой цепи  
при синтезе тестовой выборки

Режим	Параметр модели	Начальное значение	Конечное значение	Шаг
Нормальный	$R_{из'}$ , Ом·км	0,5	49,5	0,5
	$U_{вх'}$ , В	135	155	1
Шунтовой	$R_{из'}$ , Ом·км	0,5	49,5	1
	$U_{вх'}$ , В	135	155	5
	$X_{ш'}$ , км	0	2	0,2
Контрольный	$R_{из'}$ , Ом·км	0,5	49,5	1
	$U_{вх'}$ , В	135	155	5
	$X_{об'}$ , км	0	2	0,2

рельсовых цепей к настоящему времени разработана [1, 9–11], апробирована и вполне адекватно описывает предметную область. Применение математической модели, во-первых, позволяет проверить принципиальную возможность решения поставленной задачи машинной классификации, а во-вторых, снимает проблему размера выборок, который будет ограничен лишь ресурсами используемых вычислительных средств.

Для синтеза обучающей и тестовой выборок использована модель кодовой электрической рельсовой цепи 25 Гц, подробно описанная в [12]. Эта модель позволяет рассчитывать электрические сигналы на входе и выходе рельсовой цепи при заданных диапазонах изменения ее параметров. Параметрами модели являются сопротивление изоляции рельсовой линии  $R_{из'}$ , напряжение на входе рельсовой цепи  $U_{вх'}$ , координата поездного шунта  $X_{ш'}$  и координата обрыва рельсовой нити  $X_{об'}$ . Длина рельсовой цепи фиксирована и составляет 2 км. Диапазоны изменения параметров модели при синтезе обучающей выборки приведены в табл. 1.

Тестовая выборка получена аналогичным образом. Смещение начальных и конечных значений задаваемых диапазонов обеспечивает ее непересечение с обучающей выборкой. Значения параметров модели, использованные при синтезе тестовой выборки, приведены в табл. 2.

При сформулированных условиях синтеза выборок их размер составляет по 7579 примеров.

Визуализация обучающей выборки приведена на рис. 1. Используемая модель рельсовой цепи позволяет построить описание ее электрических сигналов в семимерном пространстве (на входе рельсовой цепи — напряжение, ток, фаза тока; на выходе рельсовой цепи — напряжение, фаза напряжения, ток, фаза тока). Вместе с тем разделимость областей, соответствующих разным режимам ее работы, достигается уже в трех измерениях (модуль и фаза напряжения на выходе, а также модуль тока на входе рельсовой цепи).

Рис. 1 позволяет также предположить линейную разделимость изображенных на нем областей.

Обучающая выборка представлена в виде матрицы данных  $\mathbf{X}$  и вектора меток (идентификаторов режима работы рельсовой цепи)  $\mathbf{Y}$  так, как показано формулами (1). В матрице данных обучающие при-

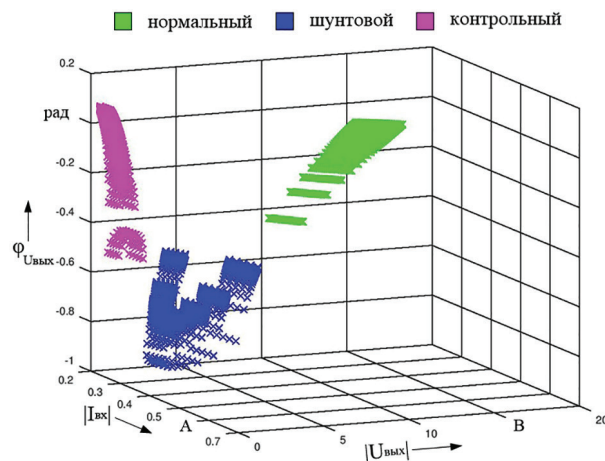


Рис. 1. Визуализация обучающей выборки

меры содержатся в строках, а признаки обучения — в столбцах. Аналогичным образом представлена и тестовая выборка.

$$\mathbf{X} = \begin{pmatrix} x_1^{(1)} & x_2^{(1)} & x_3^{(1)} \\ x_1^{(2)} & x_2^{(2)} & x_3^{(2)} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ x_1^{(m)} & x_2^{(m)} & x_3^{(m)} \end{pmatrix}, \quad \mathbf{Y} = \begin{pmatrix} y^{(1)} \\ y^{(2)} \\ \vdots \\ y^{(m)} \end{pmatrix}, \quad (1)$$

где  $x_1^{(i)}$  — модуль напряжения на выходе рельсовой цепи в  $i$ -ом обучающем примере;  $x_2^{(i)}$  — фаза напряжения на выходе рельсовой цепи в  $i$ -ом обучающем примере;  $x_3^{(i)}$  — модуль тока на входе рельсовой цепи в  $i$ -ом обучающем примере;  $y^{(i)} \in \{0, 1, 2\}$  — идентификатор режима работы рельсовой цепи (0 — нормальный, 1 — шунтовой, 2 — контрольный).

Диапазоны изменения признаков обучения в матрице данных различаются. Для повышения эффективности алгоритма обучения классификатора признаки обучения подлежат нормализации [13]. Нормализация выполнена путем приведения значений признаков обучения к интервалу  $[0, 1]$  по формуле (2).

$$x_j^{(i) \text{ норм}} = \frac{x_j^{(i)} - \min(x_j)}{\max(x_j) - \min(x_j)}, \quad (2)$$

где  $x_j^{(i) \text{ норм}}$  — нормализованное значение  $j$ -го признака обучения на  $i$ -й строке матрицы данных  $j \in \{0, 1, 2\}$ ;  $x_j^{(i)}$  — исходное значение  $j$ -го признака обучения на  $i$ -й строке матрицы данных;  $\min(x_j)$ ,  $\max(x_j)$  — минимальное и максимальное значения  $j$ -го признака обучения в матрице данных.

Для простоты изложения там, где это следует из контекста, будем опускать верхний индекс, а кортеж значений  $\langle x_1, x_2, x_3 \rangle$ , описывающий электрические сигналы рельсовой цепи, по которым требуется выполнить классификацию, будем обозначать буквой  $\mathbf{x}$  и называть вектором признаков.

**Структура задачи классификации режима работы рельсовой цепи.** Как показано в [4–8], классификация на основе логистической регрессии сводится к оценке вероятности принадлежности вектора признаков к заданному классу. Таким образом, базовый алгоритм позволяет выполнить бинарное разделение пространства признаков. Задача классификации режима работы рельсовой цепи является более сложной — она требует выделения в пространстве признаков трех областей соответствующих нормальному, шунтовому и контрольному режимам. Решить эту задачу предлагается путем ее декомпозиции в соответствии со схемой, приведенной на рис. 2. При таком подходе для каждого из режимов требуется построить отдельный классификатор, работающий по принципу «один против всех» [14]. Решение о принадлежности вектора признаков к одному из  $k$ -классов предлагается принимать путем выбора номера классификатора  $K$  с наибольшим значением вероятности принадлежности  $P_k(\mathbf{x})$  на его выходе.

Таким образом, для классификации режима работы рельсовой цепи требуется построить три классификатора, каждый из которых определяет принадлежность вектора признаков к заданному классу. Эта задача может быть решена с помощью логистической регрессии.

**Классификация режима работы рельсовой цепи с помощью логистической регрессии.** Исходя из гипотезы о линейной разделимости классов, соответствующих режимам работы рельсовой цепи (рис. 1), граница принятия решения о принадлежности вектора признаков к классу описывается линейным полиномом (3).

$$z(\mathbf{x}) = w_0 + w_1 x_1 + w_2 x_2 + w_3 x_3, \quad (3)$$

где  $w_0, w_1, w_2, w_3$  — весовые коэффициенты, определяющие положение границы принятия решения в пространстве признаков.

Если весовые коэффициенты представить в виде вектора, а вектор признаков дополнить единицей, так, как это показано в соотношениях (4), то формулу (3) можно более компактно записать в векторной форме (5).

$$\mathbf{w} = \{w_0, w_1, w_2, w_3\}, \quad \mathbf{x} = \{1, x_1, x_2, x_3\}. \quad (4)$$

$$z(\mathbf{x}) = \mathbf{xw}^T. \quad (5)$$

Классификация с помощью логистической регрессии выполняется на основе сигмоидальной функции, которая описывается формулой (6) [4].

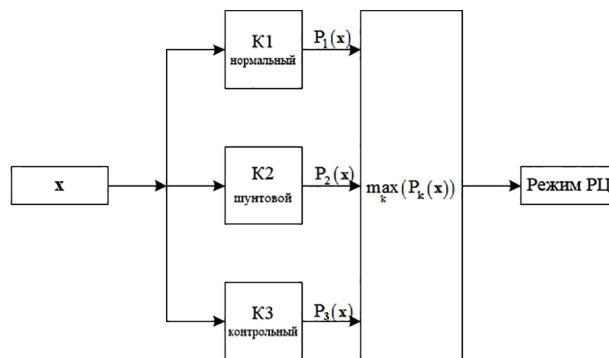


Рис. 2. Декомпозиция задачи классификации режимов работы рельсовой цепи

$$h(\mathbf{x}) = \frac{1}{1 + e^{-z(\mathbf{x})}}. \quad (6)$$

При подстановке (5) в (6) получаем решающую функцию (7), значение которой можно интерпретировать как вероятность принадлежности вектора признаков к заданному классу.

$$h_w(\mathbf{x}) = \frac{1}{1 + e^{-(\mathbf{xw}^T)}}. \quad (7)$$

Параметрами функции (7), определяющими решение о принадлежности вектора признаков к заданному классу, являются весовые коэффициенты. Определение весовых коэффициентов выполняется путем минимизации функции ошибки (8) на обучающей выборке [4, 6].

Этот процесс называется обучением классификатора.

$$J(\mathbf{w}) = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m [-y^{(i)} \log(h_w(\mathbf{x}^{(i)})) - (1 - y^{(i)}) \log(1 - h_w(\mathbf{x}^{(i)}))] + \frac{\lambda}{2m} \sum_{j=1}^n w_j^2, \quad (8)$$

где  $m$  — число примеров в обучающей выборке;  $\mathbf{x}^{(i)}$  —  $i$ -й пример из обучающей выборки (строка матрицы  $\mathbf{X}$  в (1));  $w_j$  —  $j$ -й элемент вектора весовых коэффициентов  $\mathbf{w}$ ;  $y^{(i)}$  — идентификатор режима работы рельсовой цепи, соответствующий  $i$ -му примеру в обучающей выборке;  $\lambda$  — параметр регуляризации, обеспечивающий контроль переобучения классификатора [4] (выбран равным 1).

Как было отмечено ранее, рассматриваемый классификатор работает по принципу «один против всех», то есть отделяет в пространстве признаков заданный класс от всех остальных.

Таким образом,  $y^{(i)} \in \{0, 1\}$ , причем  $y^{(i)} = 1$ , если  $\mathbf{x}^{(i)}$  соответствует заданному классу, и  $y^{(i)} = 0$  в противном случае. Следовательно, при разработке классификатора заданного режима работы рельсовой цепи вектор  $\mathbf{Y}$  из (1) должен быть соответствующим образом преобразован.

Минимизация функции ошибки классификатора (8) может быть выполнена различными алгоритмами оптимизации [15, 16], применение которых к решению данной задачи рассмотрено в [4–6, 13].

Градиент функции (8), который требуется для применения алгоритма оптимизации, определяется на основе формул (9).

$$\begin{cases} \frac{\partial}{\partial w_j} J(\mathbf{w}) = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (h_w(\mathbf{x}^{(i)}) - y^{(i)}) x_j^{(i)}, \text{ для } j=0 \\ \frac{\partial}{\partial w_j} J(\mathbf{w}) = \left( \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (h_w(\mathbf{x}^{(i)}) - y^{(i)}) x_j^{(i)} \right) + \frac{\lambda}{m} w_j, \text{ для } j \geq 1 \end{cases} \quad (9)$$

В соответствии с [4] для функции (7), применяемой в качестве решающей, функция ошибки (8) имеет лишь один минимум, то есть является выпуклой [17, 18]. Таким образом, любой примененный алгоритм оптимизации при случайной инициализации начальных значений весовых коэффициентов  $\mathbf{w}$  будет сходиться к единственной точке. В качестве примера на рис. 3а представлен график функции ошибки (8) при оптимальном значении  $w_1$  и  $w_3$  для классификатора нормального режима. На рис. 3б показаны линии уровня функции ошибки.

Минимизация функции ошибки (8) на обучающей выборке для каждого классификатора выполнена методом сопряженных градиентов, что обусловлено доступностью реализации этого алгоритма в Octave (функция `fmincg`), который использован в качестве вычислительной среды для разработки классификаторов. Формулы, позволяющие построить границы принятия решения для каждого классификатора, получаются путем подстановки найденных весовых коэффициентов в формулу (3), которая приравнивается к нулю. Границы принятия решения для каждого классификатора приведены на рис. 4.

**Заключение.** Из рис. 4 видно, что полученные классификаторы отделяют области, соответствующие режимам работы рельсовой цепи в пространстве признаков. В составе структуры, приведенной на рис. 2, эти классификаторы позволяют

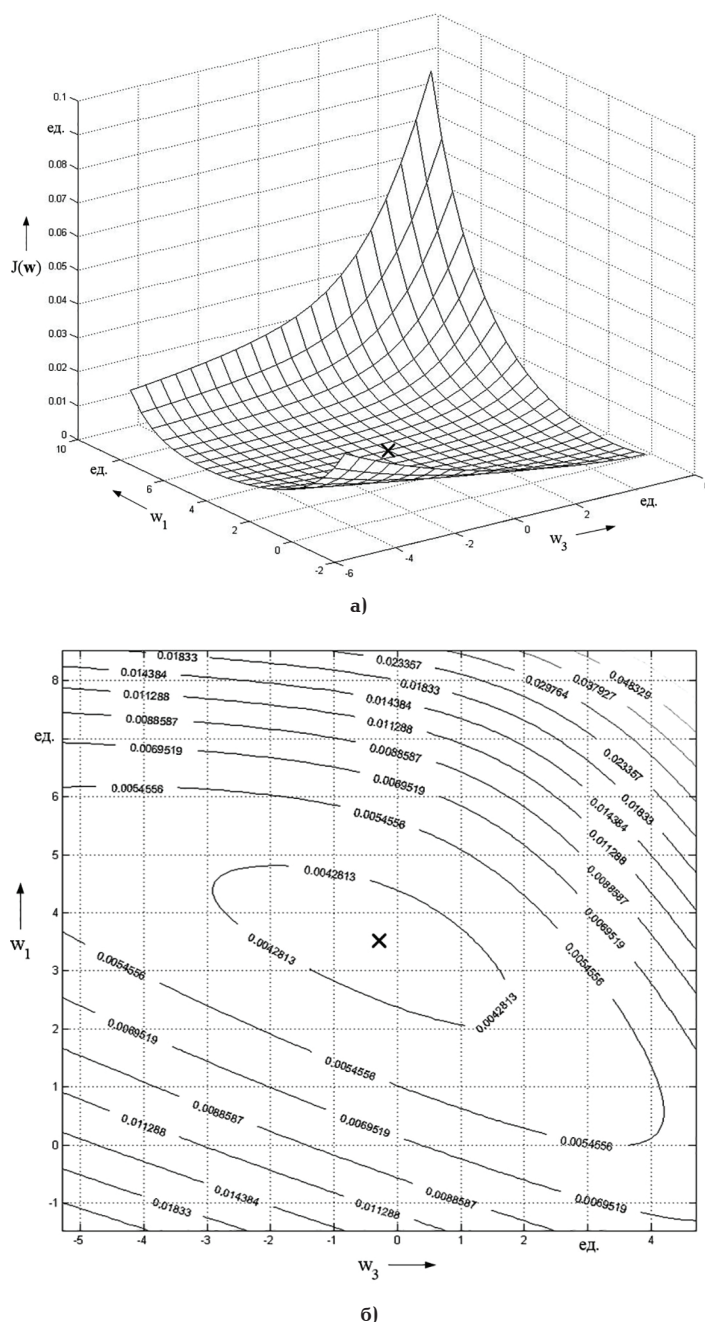


Рис. 3. График функции ошибки (а) и линии ее уровня (б) для классификатора нормального режима



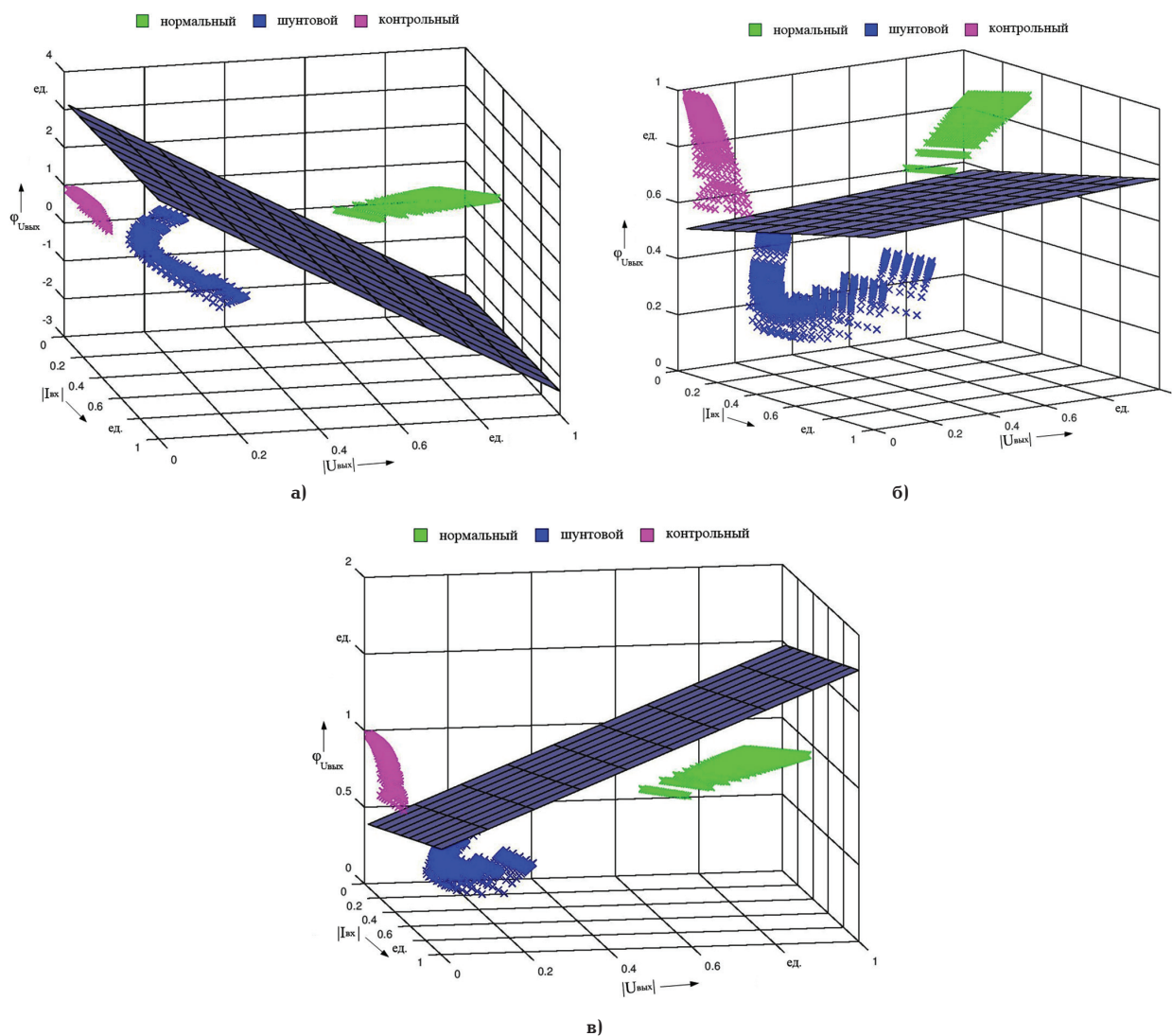


Рис. 4. Границы принятия решений для классификаторов режимов работы рельсовой цепи (а — нормальный, б — шунтовой, в — контрольный)

реализовать систему машинной классификации режимов.

Для оценки обобщающей способности полученных классификаторов и точности работы системы классификации использована тестовая выборка, структура которой аналогична обучающей выборке и описывается формулами (1).

Тестовые примеры нормализованы по формуле (2) перед началом классификации, а вектор идентификаторов режима использован для контроля результатов классификации. Несовпадение результата классификации тестового примера с идентификатором режима означает ошибку системы классификации.

При запуске системы классификации на тестовой выборке отклонений от заранее известных идентификаторов режимов не выявлено, таким образом, точность работы составила 100 процентов. Это подтверждает предположение о линейной разделимости режимов работы рельсовой цепи в выбранном пространстве признаков (модуль тока на входе рельсовой цепи, модуль и фаза напряжения на ее выходе).

Таким образом, показана принципиальная возможность машинной классификации режимов работы электрической рельсовой цепи при относи-

тельной простоте алгоритмов, выполняющих классификацию. Следует, однако, иметь в виду, что работа этих алгоритмов продемонстрирована лишь на математической модели рельсовой цепи, а логистическая регрессия, лежащая в их основе, является одним из самых простых методов классификации. Очевидно, что проверка представленных алгоритмов в реальных условиях, их доработка, а также исследование возможностей применения более совершенных методов машинной классификации являются перспективами на ближайшее будущее в области автоматического мониторинга и диагностирования состояния рельсовых цепей.

#### Библиографический список

1. Брылеев А. М. Теория, устройство и работа рельсовых цепей. М.: Транспорт, 1978. 344 с.
2. Розенберг Е. Н., Дзюба Ю. В., Батраев В. В. О направлениях развития Цифровой железной дороги // Автоматика, связь, информатика. 2018. Вып. 1. С. 9–13.
3. Урусов А. В. Цифровая железная дорога // Автоматика, связь, информатика. 2018. Вып. 1. С. 6–8.
4. Murphy K. P. Machine learning: a probabilistic perspective. Cambridge, Massachusetts: MIT Press, 2012. 1067 p. ISBN 0262018020, 978-0262018029.

5. Goodfellow I., Bengio Y., Courville A. Deep learning. Cambridge, Massachusetts: MIT Press, 2016. 775 p. ISBN 978-0262035613.
6. Flach P. Machine learning: the art and science of algorithms that make sense of data. NY: Cambridge University Press, 2012. 396 p. ISBN 978-1107096394.
7. Mitchel T. M. Machine learning. NY: McGraw-Hill Science, 1997. 432 p. ISBN 0070428077.
8. Hastie T. The elements of statistical learning. NY: Springer, 2009. 745 p. ISBN 0387848576, 978-0387848570.
9. Аркатов В. С. Рельсовые цепи магистральных железных дорог. М.: Миссия-М, 2006. 496 с. ISBN 978-5-903538-01-0.
10. Тарасов Е. М., Железнов Д. В., Белоногов А. С. Принцип инвариантности в системах контроля рельсовых линий: моногр. М.: УМЦ ЖДТ, 2016. 213 с.
11. Котляренко Н. Ф. Электрические рельсовые цепи. М.: Трансжедориздат, 1961. 327 с.
12. Борисенко Д. В., Присухина И. В., Лунёв С. А. Математическая модель рельсовой цепи для генерации обучающей выборки // Известия Транссиба. 2017. Вып. 4 (32). С. 110–121.
13. Harrington P. Machine learning in action. NY: Manning Publications, 2012. 354 p. ISBN 1617290181, 9781617290183.
14. Bishop C. M. Pattern recognition and machine learning. NY: Springer, 2010. 738 p. ISBN 978-0-387-31073-2.
15. Пшеничный Б. Н., Данилин Ю. М. Численные методы в экстремальных задачах: М.: Наука, 1975. 320 с.
16. Васильев Ф. П. Численные методы решения экстремальных задач. 2-е изд., перераб. и доп. М.: Наука, 1988. 552 с.
17. Гилл Ф., Мюррей У., Райт М. Практическая оптимизация: пер. с англ. М.: Мир, 1985. 509 с.
18. Boyd S. P. Convex optimization. NY: Cambridge University Press, 2004. 716 p. ISBN 0521833787.

**БОРИСЕНКО Дмитрий Владимирович**, кандидат технических наук, доцент (Россия), доцент кафедры «Автоматика и телемеханика».

SPIN-код: 9697-9830

AuthorID (РИНЦ): 533908

Адрес для переписки: borisenkovd@yandex.ru

**ПРИСУХИНА Илона Вадимовна**, аспирантка кафедры «Автоматика и телемеханика».

SPIN-код: 8429-0259

AuthorID (РИНЦ): 907740

Адрес для переписки: prisukhinaiv@omgups.ru

**ЛУНЁВ Сергей Александрович**, кандидат технических наук, доцент (Россия), заведующий кафедрой «Автоматика и телемеханика».

SPIN-код: 7726-4450

AuthorID (РИНЦ): 657495

Адрес для переписки: lunevsa@omgups.ru

#### Для цитирования

Борисенко Д. В., Присухина И. В., Лунёв С. А. Машинная классификация режима работы электрической рельсовой цепи на основе логистической регрессии // Омский научный вестник. 2018. № 4 (160). С. 67–72. DOI: 10.25206/1813-8225-2018-160-67-72.

Статья поступила в редакцию 11.04.2018 г.

© Д. В. Борисенко, И. В. Присухина, С. А. Лунёв