

Окончание табл. 7

Шаг	Параметры
361	Цена: 1496 Надежность: 0,959 Всего версии: 29
406	Цена: 1497 Надежность: 0,963 Всего версии: 29
1278	Цена: 1500 Надежность: 0,964 Всего версии: 28

Итак, внесенные модификации улучшают исходный (базовый) алгоритм муравьиной колонии, что демонстрируют результаты тестовой задачи. Хотя вследствие внесенных изменений скорость расчета на одной итерации несколько замедляется, увеличение скорости нахождения оптимального решения (время схождения на тестовой задаче при использовании модификации до уровня надежности 0,95 было меньше на 79 %) компенсирует данный недостаток.

Библиографические ссылки

1. Dorigo M., Stützle T. Ant colony optimization / The MIT Press. Cambridge, 2004.
2. Ковалев И. В. [и др.] Использование метода роя частиц для формирования состава мультиверсионного программного обеспечения // Приборы и системы. Управление, контроль, диагностика. 2013. № 3. С. 1–6.
3. Ковалев И. В., Царев Р. Ю., Прокопенко А. В., Соловьев Е. В. К вопросу реализации муравьиного алгоритма при выборе состава мультиверсионного программного обеспечения информационно-управляющих систем // Приборы и системы. Управление, контроль, диагностика. 2012. № 2. С. 1–4.

4. Ковалев К. В., Слободин М. Ю., Ступина А. А. Математическая постановка задачи проектирования N-версионных программных систем // Проблемы машиностроения и автоматизации. 2005. № 3. С. 16–23.
5. Ковалев И. В., Новой А. В. Расчет надежности отказоустойчивых архитектур программного обеспечения // Вестник СибГАУ. 2007. № 4. С. 14–17.
6. Lessing L., Dumitrescu I., Stützle T. A Comparison between ACO Algorithms for the Set Covering Problem / Canada Research Chair in Distribution Management. HEC Montreal, 2012.

References

1. Dorigo Marco, Thomas Stützle. Ant colony optimization The MIT Press, Cambridge, Massachusetts, 2004.
2. Kovalev I. V., Solovyev E. V., Kovalev D. I., Bakhmareva K. K., Demish A. V. *Pribori i sistemy. Upravlenie, control i diagnostika*. 2013, no 3, p. 1–6.
3. Kovalev I. V., Tzarev R. Yu., Prokopenko A. V., Solovyev E. V. *Pribori i sistemy. Upravlenie, control i diagnostika*. 2012, no 2, p. 1–4.
4. Kovalev I. V., Slobodin M. Yu., Stupina A. A. *Problemi mashinostroeniya i avtomatizatsii*. 2005, no. 3, p. 16–23.
5. Kovalev I. V., Novoi A. V. *Vestnik SibGAU*. 2007, no. 4, p. 14–17.
6. Lucas Lessing, Irina Dumitrescu, Thomas Stützle. A Comparison between ACO Algorithms for the Set Covering Problem, Canada Research Chair in Distribution Managment, HEC Montreal, 2012.

© Ковалев И. В., Карасева М. В.,
Соловьев Е. В., 2014

УДК 62-506.1

ОБ ИССЛЕДОВАНИИ КОМПЬЮТЕРНОЙ СИСТЕМЫ ДИАГНОСТИКИ ЭЛЕКТРОРАДИОИЗДЕЛИЙ НА ОСНОВЕ ДАННЫХ ИСПЫТАНИЙ

Н. В. Коплярова¹, В. И. Орлов²

¹Сибирский государственный аэрокосмический университет имени академика М. Ф. Решетнева
Российская Федерация, 660014, г. Красноярск, просп. им. газ. «Красноярский рабочий», 31
E-mail: aaa@mail.sibsau.ru

²ОАО «Испытательно-технический центр – НПО ПМ»
Российская Федерация, 662970, г. Железногорск Красноярского края, ул. Молодежная, 20
E-mail: itcnpom@atomlink.ru

Предлагается алгоритм оценивания качества классификации в случае отсутствия информации о реальном расположении классов (отсутствие обучающей выборки). Алгоритм основан на том, что моделируется выборка, максимально подобная реальным данным. Таким образом, решается актуальная задача оценки качества классификации данных на основе адекватных моделей. Классификация проводилась на данных, представляющих собой показатели качества транзисторов. Рассматривается алгоритм группировки (оценки качества) электрорадиоизделий (ЭРИ) по данным испытаний. Формулируется также принцип исследования ЭРИ средствами компьютерного моделирования. При этом моделирование процесса кластеризации осуществляется в условиях, максимально приближенных к реальности. Приводятся результаты численных исследований.

Полученные результаты позволяют надеяться на успешное применение алгоритмов автоматической классификации в компьютерных системах технической диагностики электрорадиоизделий.

Ключевые слова: диагностика, электрорадиоизделие, классификация, генерация данных.

ABOUT RESEARCH OF RADIO-ELECTRONIC EQUIPMENT DIAGNOSTICS COMPUTER SYSTEM ON THE BASIS OF EXPERIMENTAL DATA

N. V. Kopyarova¹, V. I. Orlov²

¹Siberian State Aerospace University named after academician M. F. Reshetnev
31, Krasnoyarsky Rabochy Av., Krasnoyarsk, 660014, Russian Federation
E-mail: aaa@sibsau.ru

²JSC "TTC-NPO PM"
20, Molodezhnaya str., Zheleznogorsk, Krasnoyarsk region, 662970, Russian Federation
E-mail: itcnppm@atomlink.ru

An algorithm for estimating the quality of classification is proposed. The task is considered in case of absence of the information about the classes in reality (no training sample). The algorithm is based on modeling of the sample that will be the most similar to the real data. Thus, the actual problem of classification quality evaluation is solved on the basis of the adequate models. Classification was carried out on the data of transistors quality. The task of diagnostics (estimation of quality) of various electronic, electromechanical and electromagnetic components (EEE components) is considered. The principle of EEE research with modeling method is formulated. The modeling of classification process is performed under the conditions which are close to real. The results of numerical researches are in the article. The results allow to hope that application of the proposed algorithm to automatic classification of EEE will be effective.

Keywords: diagnostics, radio-electronic equipment, classification, data generating.

Рассматривается задача автоматической классификации изделий по реальным данным в случае, когда число классов неизвестно. Основной проблемой при решении задачи классификации является то, как оценивать результаты группировки данных. Результат разделения на классы представляется в виде набора элементов выборки (изделий) с указанием того, к какому классу принадлежит каждый элемент, количества элементов в каждом классе и списка центров классов. При этом результат считается хорошим, когда для полученных классов выполняется гипотеза компактности. То есть расстояние между классами должно быть достаточно большое и центры классов выделяются явно. Однако в данном случае все зависит от качества выборки и природы данных. Часто значения переменных в выборке не могут быть явно разделены на группы по некоторым параметрам. Кроме того, существует множество алгоритмов классификации. Используя их, получаются разные классы. Тогда нужно оценивать качество группировки данных.

Задача классификации. Пусть имеется совокупность некоторых объектов $O_1, O_2, \dots, O_s$, свойства которых определены в пространстве признаков. Требуется разбить их на группы объектов, в некотором смысле близких между собой. Информация об объектах задана в виде матрицы $m \times n$ (m – количество входных параметров (признаков), s – объем выборки изделий). Таким образом, задача классификации заключается в разбиении пространства признаков на непересекающиеся области.

Каждый элемент выборки (объект) характеризуется определенными значениями вектора параметров

$v = (v_1, \dots, v_m)$, на основании которых осуществляется диагностика (объект может быть отнесен к одному из классов V_1 или V_2). Типичным для задач диагностики является наличие облачной структуры в пространстве признаков, определяющих тот или иной класс (например, удовлетворительный, среднего качества и высокого качества). Задача диагностики рассматривается как задача распознавания образов и сводится к построению решающего правила на основе имеющейся обучающей выборки $\{\bar{v}_s = (v_1, \dots, v_s), \bar{U}_s\}$, где $\bar{U}_s$ – указания учителя о принадлежности к V_1 или V_2 ; s – объем выборки. На рис. 1 это иллюстрируется для трехмерного вектора v , $m = 3$.

При этом количество классов качества может быть различным, но независимо от их числа обязательно присутствуют области перемешивания представителей соседних классов (V_3), что приводит к необходимости решения задачи распознавания образов в вероятностной постановке (рис. 1). Это порождает трехальтернативную задачу диагностики изделий [1]. Третий класс определяет некоторую пограничную область между классами, т. е. подобласть, в которой имеет место перемешивание изделий различных классов.

Распознавание образов без учителя (самообучение) – это обучение без каких-либо указаний учителя о правильности или неправильности реакции системы в различных условиях [2]. Предположим, что множество объектов X состоит из нескольких непересекающихся подмножеств X_k ($k = \overline{1, l}$), соответствующих

различным классам объектов, характеризуемых векторами $\bar{x} \in X$. Поскольку объект $\bar{x} \in X$ появляется в том или ином множестве X_k ($k = \overline{1, l}$) случайно, то естественно рассматривать вероятность появления объекта $\bar{x}$ в классе X_k (обозначим ее P_k) и условную плотность вероятности вектора $\bar{x}$ внутри соответствующего класса X_k , $p_k(x) = P(x/k)$, $k = \overline{1, l}$.

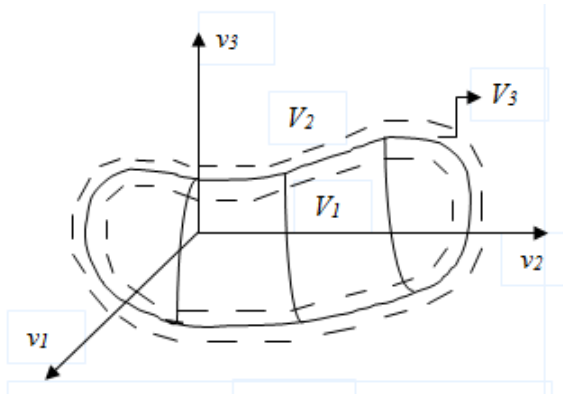


Рис. 1. Иллюстрация задачи распознавания образов

В этом случае максимумы плотностей вероятностей $P_k(x)$ находятся над «центрами» классов, соответствующих подмножествам X_k . Однако когда неизвестно, к какому классу принадлежит объект $\bar{x}$, эти условные плотности вероятности определить невозможно. Совместная плотность вероятности $P(x) = \sum_{k=1}^l P_k p_k(x)$ содержит довольно полную информацию о множествах. В частности, максимумы (моды) функции $P(x)$ будут соответствовать «центрам» классов. Поэтому задача самообучения часто сводится к задаче восстановления совместной плотности вероятности $P(x)$ и определению по ней «центров», а затем и границ классов [1]. Так, для случая $\bar{x} = (x_1, x_2)$ на рис. 2 представлен возможный вид плотности вероятности $P(x)$.

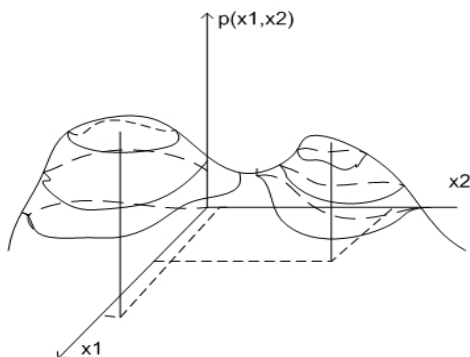


Рис. 2. Плотность распределения вероятности

На рис. 2 показана плотность вероятности $P(x)$, имеющая два максимума, а следовательно, и два класса. Центрами классов естественно считать координа-

ты максимумов (моды) распределения $(x_1(k), x_2(k))$, $k = 1, 2$.

Далее рассматривается алгоритм, предлагаемый для группировки данных в случае, когда исходное число классов неизвестно.

Алгоритм группировки данных. Пусть дана выборка наблюдений $\{x_i, i = \overline{1, s}\}$ многомерной пере-

менной $\bar{x} \in R^m$ (m – размерность x), соответствующая характеристикам некоторых реальных объектов. Необходимо разделить имеющуюся выборку наблюдений на группы изделий (классы), в некотором смысле близких между собой по характеристикам. Количество таких классов неизвестно. Далее описывается предлагаемый алгоритм классификации, включающий следующие шаги:

1. Находятся расстояния между всеми точками выборки наблюдений. Расстояние $r(x_i, x_j)$ между двумя многомерными точками $\bar{x}_i$ и $\bar{x}_j$ вычисляется следующим образом:

$$r(\bar{x}_i, \bar{x}_j) = \sum_{q=1}^m |x_i^q - x_j^q|. \quad (1)$$

2. Находятся точки, находящиеся на относительно большом расстоянии друг от друга. Здесь в качестве радиуса, определяющего «дальность», принимается среднее значение расстояния между всеми точками:

$$r_{mean} = \sum_{i=1}^m \sum_{j=i}^m r(\bar{x}_i, \bar{x}_j).$$

3. Из имеющейся таблицы расстояний выбирается массив, состоящий из n элементов $g = \{r[i] / r_{i,j} < r_{mean}\}$, $i = 1, n$ таким образом, чтобы этот массив содержал пары точек, расстояние между которыми наибольшее. Далее предполагается, что выбранные элементы принадлежат различным классам.

4. На основании анализа массива g определяется число классов и центры масс (x^j) выделенных классов. Массив разделяется в соответствии с анализом значений расстояний между его элементами.

5. Находятся все точки, удовлетворяющие условию $r(x^*, x) < \delta_1$, где δ_1 – задаваемый параметр. Предполагается, что такие точки лежат в одном классе с начальной точкой x^* .

6. Выделенные точки объявляются классом и исключаются из выборки наблюдений.

Ниже будут рассмотрены результаты группировки реальных данных, которая была проведена с применением вышеописанного алгоритма.

Методика оценки результатов классификации.

Как уже говорилось, главная проблема при проведении классификации заключается в том, что информации о реальных данных недостаточно для того, чтобы сделать однозначные выводы о существовании групп в исследуемом наборе объектов. В связи с этим требуется оценить правильность и точность проведенной классификации. Для этого существует несколько способов.

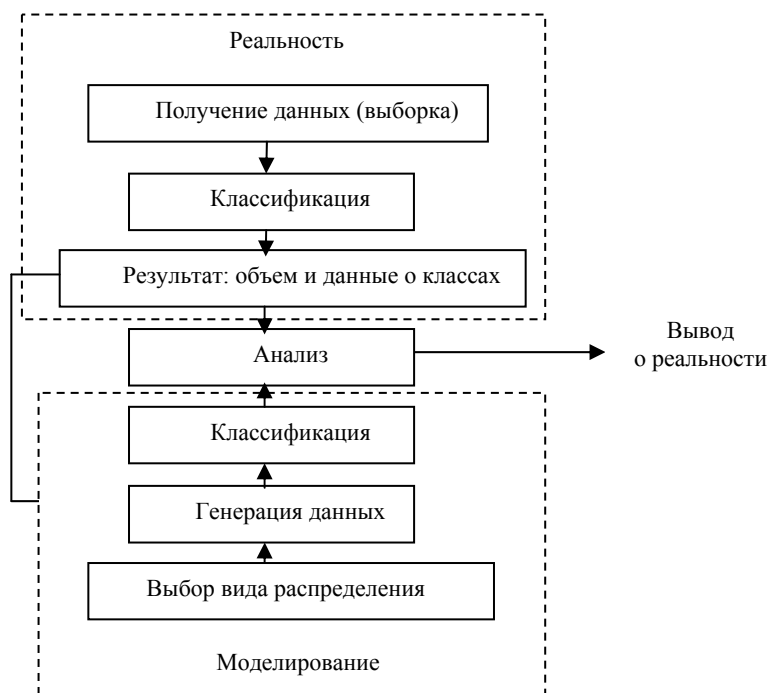


Рис. 3. Схема проведения классификации и последующего анализа данных

Кросс-проверка – это процедура оценки точности классификации на данных из тестового множества. Сравнивается точность классификации тестового и обучающего множеств. Если классификация тестового множества – результаты, по точности совпадающие с классификацией обучающего множества, считается, что данная модель прошла кросс-проверку. Разделение на обучающее и тестовое множества осуществляется путем деления выборки в определенной пропорции, например, обучающее множество – две трети данных и тестовое – одна треть данных. Кроме того, возможно оценивать эффективность классификации по расстоянию между классами или анализировать результаты классификации, проведенной различными методами [3; 4].

Может быть предложена также методика, основанная на моделировании данных, имитирующих реальные. Общая схема предлагаемого алгоритма представлена на рис. 3.

Предлагается методом статистического моделирования сгенерировать выборку, которая была бы максимально приближена к реальным данным $\{\bar{x}_i, i = \overline{1, s}\}$,

т. е. имела те же объемы выборки, размерности и параметры классов. В соответствии со схемой, по результатам классификации можно задать центры и объем классов, сгенерировать выборку с некоторым законом распределения и вновь провести классификацию сгенерированных данных.

Методика основана на том, чтобы подходить к истинному разделению имеющихся данных двумя способами. С одной стороны, часть информации может быть получена в результате классификации данных одним из известных методов. Таким образом получа-

ем представление о расположении и объеме классов, а также значения центров классов. Результатом классификации обычно являются следующие знания:

1. Исходный массив данных разделен на N классов, причем в каждом j -м классе ($j = \overline{1, n}$) содержится s_j

объектов выборки: $\sum_{j=1}^n s_j = s$.

2. Каждый элемент x_i первоначальной выборки относится к одному из классов: $x_i \in X_j, i = \overline{1, s_j}, j = \overline{1, N}$.

3. Определяются центры классов $\bar{x}_j^C, j = \overline{1, n}$.

Таким образом, в результате классификации множество данных разделяется на N различных подмножеств. Тогда исходной информацией для применения алгоритма являются следующие параметры: $N, s_j, \bar{x}_j^C$. Их можно использовать для генерации модельной выборки $\{\bar{y}_i, i = \overline{1, s}\}$, распределение и вид которой должны совпадать с аналогичными параметрами реальных данных. Генерация может проводиться следующим образом:

$$y_i^j = f^j(\bar{x}_j^C, s_j), j = \overline{1, N}$$

где y_i^j – множество элементов j -го класса, сгенерированных таким образом, что центр этого класса находится в точке $\bar{x}_j^C, j = \overline{1, N}$; $f()$ – неизвестный закон распределения, описывающий расположение точек в пространстве.

Необходимо в ходе моделирования каким-то образом подобрать такой вид распределения данных, чтобы при классификации модельных и реальных данных результаты совпадали. В этом случае можно говорить

о том, что сгенерированные данные «имитируют» реальность. Такой алгоритм может быть достаточно хорошим для предварительного исследования реальных данных в случае необходимости их классификации. И в связи с этим вопрос об оценке результатов классификации решается на основании сравнения результатов, полученных в ходе группировки как реальных, так и модельных (сгенерированных) данных.

Обработка данных испытаний ЭРИ. В качестве примера рассматривается классификация электро-радиоизделий. Космические аппараты (КА) представляют собой сложные технические системы. Бортовая аппаратура в космическом пространстве не подлежит ремонту, поэтому для эффективного функционирования необходимо, чтобы ее надежность была максимальной. Требуемый уровень надежности обеспечивается за счет различных факторов, главным из которых является использование высоконадежных электронных компонентов. Космический аппарат содержит от 100 до 200 тыс. элементов электронно-компонентной базы (ЭКБ). К ним относятся микросхемы, транзисторы, диоды, конденсаторы, реле, резисторы и т. д.

Таким образом, одной из основных задач современной космической отрасли является комплектация бортовой аппаратуры КА высоконадежной ЭКБ. В первую очередь, следует предотвратить попадание в аппаратуру продукции, которая не удовлетворяет требованиям надежности. В рамках решения этой проблемы необходимо обеспечить закупку ЭКБ у проверенных поставщиков, а также проведение входного контроля, дополнительных отбраковочных испытаний и разрушающего физического анализа ЭКБ [5].

Далее представлены результаты численных расчетов по диагностике ЭРИ по реальным данным, полу-

ченным при измерении параметров транзисторов в ОАО «ИТЦ НПО ПМ». Рассматривались данные тестов проверки качества транзисторов Т866А аА0.339.431 ТУ от 2000 г. Переменными, определяющими качество изделий в данном случае, являются следующие (табл. 1).

В табл. 1 $I_{кбо}$ – обратный ток коллектора, $I_э$ – ток эмиттера, $I_б$ – ток базы, $I_к$ – ток коллектора, $U_к$ – напряжение коллектора, $U_{эб}$ – напряжение «эмиттер–база», $U_{бн}$ – напряжение базы насыщения, $U_{кн}$ – напряжение коллектора насыщения, $h_{21э}$ – статический коэффициент передачи тока. Таким образом, дана выборка из 78 элементов, каждый из которых описывает определенный транзистор, качество которого определяется путем измерения 16 параметров.

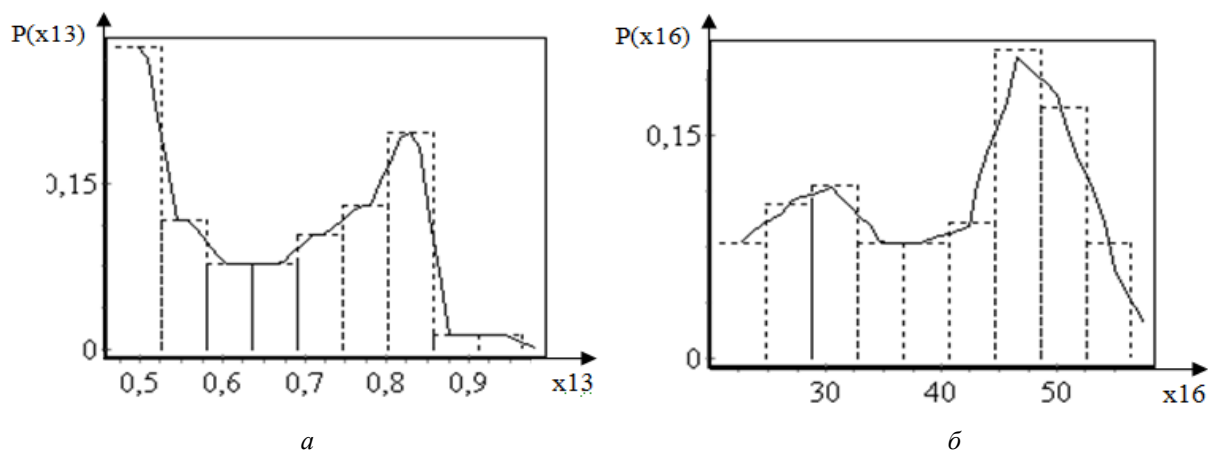
Пусть $(x_1, x_2, \dots, x_n)$ – n -мерный вектор параметров, определяющий качество того или иного изделия. Тогда имеется выборка $(x_{1,j}, x_{2,j}, \dots, x_{n,j})$ (где s – объем выборки), состоящая из измерений тестовых параметров группы s изделий. Требуется на основании имеющейся информации провести предварительный анализ данных, в ходе которого исследовать все возможные зависимости между переменными, и оценить необходимость проведения распознавания образов.

В ходе предварительного анализа данных были построены оценки плотности распределения вероятности для каждой переменной. Ниже в качестве примера приведены графики оценок плотностей распределения по данным диагностических испытаний уже-сточенного контроля показателя напряжения насыщения «коллектор–эмиттер» x_{13} (рис. 4, а) и статического коэффициента передачи тока x_{16} (рис. 4, б).

Таблица 1

Виды измерений транзистора

Обозначение переменной	Пояснение – вид испытания
x1	Обратный ток коллектора при $U_к = 40$ В $I_{кбо}$ не более 2 мА
x2	Обратный ток коллектора при $U_к = 100$ В $I_{кбо}$ не более 3 мА
x3	Обратный ток эмиттера при $U_{эб} = 4$ В $I_{кбо}$ не более 4 мА
x4	Напряжение насыщения «база–эмиттер» при $I_б = 100$ мА $U_{бн}$ не менее 0,05 В и не более 0,999 В
x5	Напряжение насыщения «база–эмиттер» при $I_б = 316$ мА $U_{бн}$ не менее 0,05 В и не более 0,999 В
x6	Напряжение насыщения «база–эмиттер» при $I_б = 999$ мА $U_{бн}$ не менее 0,7 В и не более 1 В
x7	Напряжение насыщения «база–эмиттер» при $I_б = 100$ мА, $I_к = 1$ А $U_{бн}$ не менее 0,2 В и не более 0,98 В
x8	Напряжение насыщения «база–эмиттер» при $I_б = 316$ мА, $I_к = 3,16$ А $U_{бн}$ не менее 0,3 В и не более 1 В
x9	Напряжение насыщения «база–эмиттер» при $I_б = 999$ мА, $I_к = 9,99$ А $U_{бн}$ не менее 1 В и не более 1,6 В
x10	Напряжение насыщения «коллектор–эмиттер» при $I_б = 10$ мА, $I_к = 100$ мА $U_{кн}$ более 0,2 В
x11	Напряжение насыщения «коллектор–эмиттер» при $I_б = 100$ мА, $I_к = 1$ А $U_{кн}$ не менее 0,01 В и более 0,9 В
x12	Напряжение насыщения «коллектор–эмиттер» при $I_б = 316$ мА, $I_к = 3,16$ А $U_{кн}$ не менее 0,01 В и более 0,9 В
x13	Напряжение насыщения «коллектор–эмиттер» при $I_б = 999$ мА, $I_к = 9,99$ А $U_{кн}$ не менее 0,3 В и более 1,19 В
x14	Статический коэффициент передачи тока при $U_к = 1$ В, $I_э = 10$ мА $h_{21э}$ не менее 8
x15	Статический коэффициент передачи тока при $U_к = 1$ В, $I_э = 3,16$ А $h_{21э}$ не менее 20 и не более 165
x16	Статический коэффициент передачи тока при $U_к = 1$ В, $I_э = 9,99$ А $h_{21э}$ не менее 12 и не более 90

Рис. 4. Гистограммы и оценки плотности распределения вероятности переменных x_{13} и x_{16}

Анализ построенных распределений частот и оценки плотностей показывает смещенность основных числовых характеристик, отсутствие унимодальности распределений. Наличие многомодальности плотностей указывает на то, что имеет смысл разделение исходной выборки на группы объектов, сходные по некоторым свойствам.

Результаты классификации реальных данных. Для диагностики транзисторов проведем классификацию всех имеющихся наблюдений с целью выявления групп транзисторов в пространстве диагностических показателей. Требуется собрать заданные 78 корпусов транзисторов в кластеры по 16 параметрам, характеризующим их качество.

Приведены результаты классификации методом кристаллизации, приведенным ранее. Согласно результатам таблицы, полученной в результате классификации, можно сказать, что для данных, включающих 78 наблюдений, оптимальным является решение, где вся выборка делится на 2 класса, соответствующих транзисторам различного качества. Получим также таблицу принадлежности каждого элемента к конкретным кластерам, в которой можно увидеть, что к первому кластеру принадлежат 35 транзисторов, а ко второму – 43. Ниже приведены средние значения переменных для каждого кластера (табл. 2).

Из табл. 2 видно, что при классификации наибольшее различие наблюдается по значениям признаков x_2 , x_3 , x_{10} – x_{14} .

В результате можно сказать, что в наибольшей степени данное разделение по кластерам проявляется в различиях значений статического коэффициента передачи тока. При этом чем больше коэффициент $h_{21э}$ (переменные x_{14} – x_{16}), тем, естественно, больше усиление входного сигнала. Таким образом, транзисторы разделены на группы, где в первую группу попали более качественные транзисторы (с меньшим значением $I_{кб0}$ (что говорит об устойчивости транзистора в работе) и большими усилительными свойствами).

Таким образом, выборки данных измерений качества транзисторов были разделены на классы, которые отличаются различными значениями большинства па-

раметров, что может соответствовать различным уровням качества рассматриваемых изделий (транзисторов).

Таблица 2

Средние значения центров классов

Признак	Класс	
	1	2
x_1	0,0040	0,0040
x_2	0,0404	0,0603
x_3	0,0008	0,0007
x_4	0,7065	0,7063
x_5	0,7568	0,7576
x_6	0,8322	0,8346
x_7	0,7560	0,7613
x_8	0,8837	0,8940
x_9	1,2403	1,2615
x_{10}	0,0359	0,0520
x_{11}	0,1056	0,1082
x_{12}	0,2571	0,2531
x_{13}	0,6890	0,6858
x_{14}	45,9140	26,1286
x_{15}	72,4023	41,4343
x_{16}	50,0600	32,2189

При анализе различных реальных данных часто возникает необходимость в задаче группировки данных, что приводит к появлению кластеров в пространстве параметров, характеризующих качество изделия. В данном примере в классе годных изделий в результате диагностических испытаний транзисторов явно выделяются две группы, которые условно можно назвать «хорошими» и «очень хорошими». Исходя из этого, появляется возможность изготавливать ЭРИ того или иного заданного качества. Предложен алгоритм решения задачи кластеризации, который не требует знания количества классов. Кроме того, полученные результаты могут быть использованы для создания моделей «реальности», т. е. генерации данных, которые должны быть максимально подобными исследуемой выборке. На основании анализа результатов модельных и реальных данных могут быть сделаны выводы об обоснованности и качестве проведенной классификации.

Библиографические ссылки

1. Медведев А. В. Теория непараметрических систем. Процессы // Вестник СибГАУ. 2010. Вып. 3 (29). С. 4–9.
2. Цыпкин Я. З. Основы теории обучающихся систем. М. : Наука, 1970. 252 с.
3. Орлов А. И. Нечисловая статистика. М. : МЗ-Пресс, 2004.
4. Загоруйко Н. Г. Прикладные методы анализа данных и знаний. Новосибирск : Изд-во Ин-та математики, 1999. 270 с.
5. Данилин Н. С. Диагностика и контроль качества изделий цифровой микроэлектроники. М. : Изд-во стандартов. 1991. 176 с.

References

1. Medvedev A. V. [Theory of nonparametric system. Processes]. *Vestnik SibGAU*. 2010, no. 3 (29), p. 4–9.
2. Cyppin Ja. Z. *Osnovy teorii obuchajushhihsja system* (Fundamentals of the theory of learning systems). Moscow, Nauka, 1970, 252 p.
3. Orlov A. I. *Nechislovaja statistika* (Non-numeric statistics). Moscow, M3-Press, 2004.
4. Zagoruiko N. G. *Prikladnye metody analiza dannyh i znaniy* (Applied methods of data analysis and knowledge). Novosibirsk, Publish Mathematics Institute, 1999, 270 p.
5. Danilin N. S. *Diagnostica i control kachestva izdelii cifrovoj mikroelektroniki* (Diagnostics and quality control of digital microelectronics products). Moscow, Standards Publisher, 1991.

© Коплярова Н. В., Орлов В. И., 2014

УДК 621.396.6

СПОСОБЫ РЕАЛИЗАЦИИ ИМИТАТОРОВ РАДИОНАВИГАЦИОННЫХ СИГНАЛОВ

С. С. Красненко¹, А. В. Пичкалев¹, Д. А. Недорезов¹, А. Ю. Лапин¹, О. В. Непомнящий²

¹ ОАО «Информационные спутниковые системы» имени академика М. Ф. Решетнёва»
Российская Федерация, 662972, г. Железногорск Красноярского края, ул. Ленина, 52
E-mail: t_150@list.ru

² Сибирский федеральный университет
Российская Федерация, 660041, г. Красноярск, просп. Свободный, 79. E-mail: 2955005@gmail.com

Изложены результаты анализа основных проблем создания имитаторов навигационных сигналов. Рассмотрены принципы организации испытательных комплексов для тестирования и наземных испытаний навигационных приемников космических аппаратов. Исследованы используемые и перспективные методы формирования навигационного сигнала в действующих имитаторах. Предложен подход к реализации многоканальных имитаторов на основе ПЛИС и магистрально-модульного построения отладочного комплекса. Представлен способ реализации навигационного процессора на кристалле ПЛИС. Предложено перспективное решение для создания совмещенной схемы имитатора орбитальных навигационных приемников.

Ключевые слова: навигационный приемник, имитатор радионавигационного сигнала, принципы синтеза сигнала, цифровой синтез, модульные приборы.

METHODS OF REALIZATIONS OF SATELLITE RADIONAVIGATION SYSTEM SIMULATORS

S. S. Krasnenko¹, A. V. Pichkalev¹, D. A. Nedorezov¹, A. U. Lapin¹, O. V. Nepomnyashchy²

¹JSC “Information satellite system” named after academician M. F. Reshetnev”
52, Lenin str., Zheleznogorsk, Krasnoyarsk region, 662971, Russian Federation
E-mail: t_150@list.ru

²Siberian Federal University
79, Svobodny Av., Krasnoyarsk, 660041, Russian Federation
E-mail: 2955005@gmail.com

The results of the analysis of creation simulators of navigation signals are presented. The principles of the design of systems for testing and ground debug of spacecraft’s navigational receivers are discussed. Present and promising methods of a navigation signal forming in existing simulators are considered. The approach for multi-channel