

## Методика верификации результатов индивидуального прогнозирования изделий РЭС космического назначения с помощью алгоритмов кластерного анализа

Р.О. Мишанов, М.Н. Пиганов

Самарский национальный исследовательский университет им. акад. С.П. Королева  
443086, Российская Федерация, г. Самара  
Московское шоссе, 34

Предложены методика и алгоритм получения результатов верификации. Алгоритм включает пять этапов: выбор параметров алгоритмов кластерного анализа, определение исходных данных по результатам обучающего эксперимента, преобразование исходных данных, определение состава кластерных групп, расчет точности верификации. Для обучающего эксперимента использована выборка микросхем КМОП типа. Результатом расчета для иерархической классификации является дендрограмма. Определен состав каждого из кластеров. Приведены результаты верификации для девяти вариантов.

*Ключевые слова:* верификация, методика, индивидуальное прогнозирование, радиоэлектронные средства, микросхемы, кластерный анализ, алгоритм, дендрограмма, точность.

### Введение

Производство высоконадежной радиоэлектронной аппаратуры (РЭА) – одна из главных приоритетных задач, стоящих перед наукой и техникой в современном мире. Особо остро этот вопрос стоит перед разработчиками РЭА космического назначения, которая чаще всего является необслуживаемой. Наиболее актуальным на сегодняшний день является поиск способов, позволяющих с минимальными затратами времени и ресурсов обеспечить приемлемый уровень качества и надежности электронной компонентной базы (ЭКБ) и аппаратуры. К таким способам можно отнести прогнозирование будущего состояния аппаратуры [1–3].

Большое количество работ посвящено рассмотрению различных методов индивидуального прогнозирования (ИП), позволяющих на определенный промежуток времени как сформировать прогнозную модель и по ней определить фактическое состояние изделия, так и определить, к какому классу относится изделие (к годным или потенциально ненадежным) [4–12]. Важен факт, что не существует универсального метода ИП, позволяющего с высокой точностью спрогнозировать состояние объекта. В зависимости от характеристик выборки, состава и распределения исходных данных, а также изучаемых физико-

химических процессов, влияющих на структурные изменения изделия и на их электрические параметры, различные методы позволяют получить разнящиеся данные. В этом случае важным этапом является введение верификации полученных результатов.

В данной работе в качестве верификационного метода рассматриваются варианты алгоритмов кластерного анализа иерархической классификацией [13–15], позволяющие назначать класс объектов выборки по исходным данным, применяемым в методах ИП. Преимущества методов кластерного анализа заключаются в следующем:

- наглядность данных, что имеет особую важность при их большом количестве;
- возможность выделения периодов схожести некоторых параметров и определении группы временных рядов со схожей динамикой;
- учет различного влияния каждого параметра путем введения весовых коэффициентов.

Иерархическая кластеризация предполагает последовательное объединение меньших кластеров в большие (агломеративные методы) или разделение больших кластеров на меньшие (дивизивные методы) [16]. В рассматриваемой работе используется только агломеративный метод иерархической кластеризации, реализованный в пакете программ «STATISTICA 10» [17; 18].

В работе [3] предлагается методика классификации электрорадиоизделий (ЭРИ), включающая проведение двух последовательных этапов: проведение кластерного анализа иерархической классификацией и кластерного анализа методом  $k$ -средних. При использовании иерархического метода в качестве метода объединения (связи) рассматривался метод полной связи, в качестве меры сходства (близости) – Евклидово расстояние. Стоит отметить, что работа [3] носит чисто исследовательский характер возможности применения кластерного анализа в прогнозировании состояния РЭС и не приводятся количественные характеристики классификации ЭРИ.

Целью данной работы является исследование процесса обучающего эксперимента нахождение осмысленных кластеров и разработка методики и алгоритма верификации результатов прогнозирования.

На следующем этапе проводится проверка значимости различия между группами кластерами.

Алгоритм получения результатов верификации включает в себя 5 этапов:

1. Выбор параметров алгоритмов кластерного анализа;
2. Определение исходных данных по результатам обучающего эксперимента;
3. Преобразование исходных данных;
4. Определение состава кластерных групп;
5. Расчет точности верификации.

## 1. Выбор параметров алгоритмов кластерного анализа

Точность классификации в значительной степени зависит от выбора параметров алгоритма. В рассматриваемой работе были выбраны такие параметры, которые подчеркивают разделение кластеров-групп (указаны в табл. 1)

В табл. 2 указаны основные параметры рассматриваемых вариантов.

Таблица 1  
Описание параметров рассматриваемых вариантов

Метод объединения (связи)	
<b>Метод одиночной связи.</b>	Расстояние между кластерами определяется расстоянием между двумя наиболее близкими объектами (ближайшими соседями) в различных кластерах.
<b>Метод полной связи.</b>	Расстояние между кластерами определяется наибольшим расстоянием между любыми двумя объектами в различных кластерах.
<b>Метод Варда (Уорда).</b>	В качестве расстояния между кластерами берется прирост суммы квадратов расстояний объектов до центров кластеров.
Метод сходства (близости)	
<b>Евклидово расстояние.</b>	$D_{ij} = \sqrt{(x_{1i} - x_{1j})^2 + (x_{2i} - x_{2j})^2 + \dots + (x_{ni} - x_{nj})^2}$
<b>Квадрат Евклидова расстояния.</b>	$D_{ij} = (x_{1i} - x_{1j})^2 + (x_{2i} - x_{2j})^2 + \dots + (x_{ni} - x_{nj})^2$
<b>Манхэттенское расстояние.</b>	$D_{ij} = \frac{(x_{1i} - x_{1j}) + (x_{2i} - x_{2j}) + \dots + (x_{ni} - x_{nj})}{n}$

Таблица 2  
Параметры рассматриваемых вариантов

Номер варианта	Метод объединения (связи)	Метод сходства (близости)
1	Метод полной связи	Евклидово расстояние
2	Метод полной связи	Квадрат Евклидова расстояния
3	Метод полной связи	Манхэттенское расстояние
4	Метод Варда	Евклидово расстояние
5	Метод Варда	Квадрат Евклидова расстояния
6	Метод Варда	Манхэттенское расстояние
7	Метод одиночной связи	Евклидово расстояние
8	Метод одиночной связи	Квадрат Евклидова расстояния
9	Метод одиночной связи	Манхэттенское расстояние

## 2. Определение исходных данных по результатам обучающего эксперимента

В качестве исходных данных для рассматриваемых вариантов были выбраны результаты обучающего эксперимента выборки КМОП микросхем в количестве 50 экземпляров, где в качестве информативных параметров использовались время нарастания по фронту сигнала ( $x_1$ ) и величина критического питающего напряжения ( $x_2$ ). В качестве прогнозируемого параметра  $y$ , по которому определяется принадлежность конкретного элемента к определенному классу, рассматривался дрейф тока утечки. Было определено граничное значение величины прогнозируемого параметра, равное 60. Таким образом, если  $y \leq 60$ , то элемент принадлежит к классу годных изделий (класс К1), если  $y > 60$ , то элемент принадлежит к классу потенциально ненадежных изделий (класс К2).

Испытания проходили в заранее выбранном режиме и условиях в течение 10 000 часов. Ре-

зультаты обучающего эксперимента приведены в табл. 3. Кроме того, в таблице указана фактическая принадлежность каждого экземпляра к конкретному классу по результатам испытаний.

## 3. Преобразование исходных данных

На начальном этапе исходные данные  $x_1$ ,  $x_2$  и  $y$  необходимо стандартизировать (нормировать и центрировать) для приведения значений к единому масштабу измерений. Преобразование величин  $x_1$ ,  $x_2$  и  $y$  осуществляется по формуле:

$$x_{ic} = \frac{x_i - M[x_i]}{\sigma_{x_i}} .$$

Преобразованные данные для исследуемой выборки указаны в табл. 4.

Наглядным результатом расчетов для иерархической классификации является дендрограмма. В качестве примера рассмотрим методику расчета для 1 и 9 вариантов. На рис. 1 приведена дендрограмма для 1 варианта, на рис. 2 – для 9 варианта.

Таблица 3

Результаты обучающего эксперимента

№ экз.	$x_1$	$x_2$	$y$	$K_{факт}$	№ экз.	$x_1$	$x_2$	$y$	$K_{факт}$
1	15,3	3,4	218	2	26	6,8	2,7	80	2
2	4,8	1,5	46	1	27	5,9	2,4	49	1
3	6,9	2,4	87	2	28	6,3	2,45	42	1
4	4,3	1,2	29	1	29	3,7	1,3	29	1
5	3,6	1,1	21	1	30	4,6	1,6	45	1
6	3,7	1,15	23	1	31	8,8	2,9	136	2
7	5,1	1,7	56	1	32	7,6	2,7	121	2
8	6,8	2,7	57	1	33	4,3	1,58	41	1
9	6,4	2,5	64	2	34	7,2	2,7	106	2
10	9,1	2,8	113	2	35	4,7	1,5	52	1
11	5,7	1,6	58	1	36	4,1	1,45	36	1
12	4,5	1,4	31	1	37	3,1	1	18	1
13	4,2	1,35	33	1	38	4,4	1,7	43	1
14	4,4	1,3	27	1	39	4,3	1,65	48	1
15	3,8	1,25	24	1	40	5,1	2,65	57	1
16	6,5	2,3	47	1	41	4,9	1,8	63	2
17	6,1	1,7	42	1	42	3,9	1,55	53	1
18	6,6	1,75	167	2	43	3,4	1,45	26	1
19	4,5	1,55	40	1	44	10,6	3	142	2
20	5,2	1,65	59	1	45	7	2,7	76	2
21	6,5	2	73	2	46	5,1	2,2	74	2
22	3,1	1,05	27	1	47	7,8	2,6	121	2
23	7,1	2,8	62	2	48	6,9	2,65	102	2
24	4,2	1,25	30	1	49	4,8	1,7	43	1
25	5	1,55	32	1	50	6,7	1,75	54	1

Таблица 4

Стандартизированные исходные данные

№ экз.	$x_{1c}$	$x_{2c}$	$y_c$	№ экз.	$x_{1c}$	$x_{2c}$	$y_c$
1	4,484	2,337	3,789	26	0,510	1,222	0,427
2	-0,424	-0,689	-0,401	27	0,090	0,744	-0,328
3	0,557	0,744	0,598	28	0,277	0,824	-0,498
4	-0,658	-1,167	-0,815	29	-0,939	-1,007	-0,815
5	-0,985	-1,326	-1,010	30	-0,518	-0,530	-0,425
6	-0,939	-1,246	-0,961	31	1,445	1,541	1,791
7	-0,284	-0,370	-0,157	32	0,884	1,222	1,426
8	0,510	1,222	-0,133	33	-0,658	-0,562	-0,523
9	0,323	0,904	0,038	34	0,697	1,222	1,061
10	1,586	1,381	1,231	35	-0,471	-0,689	-0,255
11	-0,004	-0,530	-0,109	36	-0,752	-0,769	-0,645
12	-0,565	-0,848	-0,766	37	-1,219	-1,485	-1,083
13	-0,705	-0,928	-0,718	38	-0,611	-0,370	-0,474
14	-0,611	-1,007	-0,864	39	-0,658	-0,450	-0,352
15	-0,892	-1,087	-0,937	40	-0,284	1,142	-0,133
16	0,370	0,585	-0,377	41	-0,378	-0,211	0,013
17	0,183	-0,370	-0,498	42	-0,845	-0,609	-0,230
18	0,417	-0,291	2,546	43	-1,079	-0,769	-0,888
19	-0,565	-0,609	-0,547	44	2,287	1,700	1,937
20	-0,237	-0,450	-0,084	45	0,604	1,222	0,330
21	0,370	0,107	0,257	46	-0,284	0,426	0,281
22	-1,219	-1,406	-0,864	47	0,978	1,063	1,426
23	0,651	1,381	-0,011	48	0,557	1,142	0,963
24	-0,705	-1,087	-0,791	49	-0,424	-0,370	-0,474
25	-0,331	-0,609	-0,742	50	0,464	-0,291	-0,206

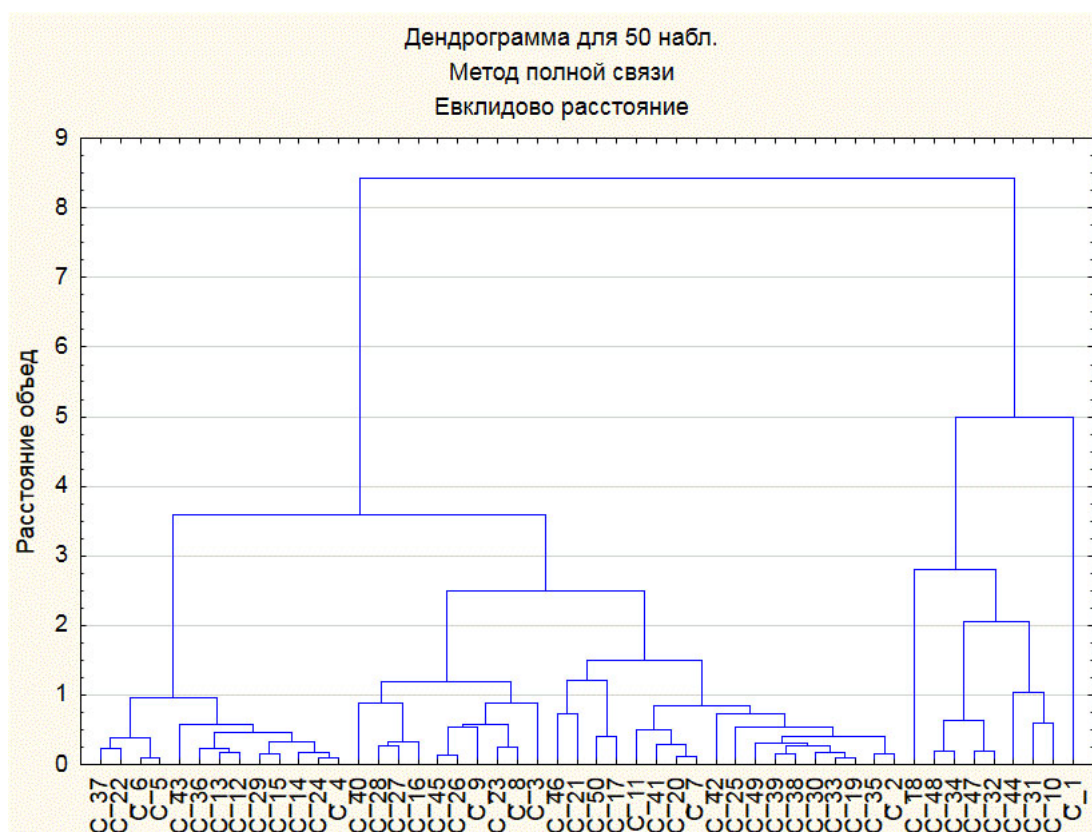


Рис. 1. Дендрограмма для 1 варианта

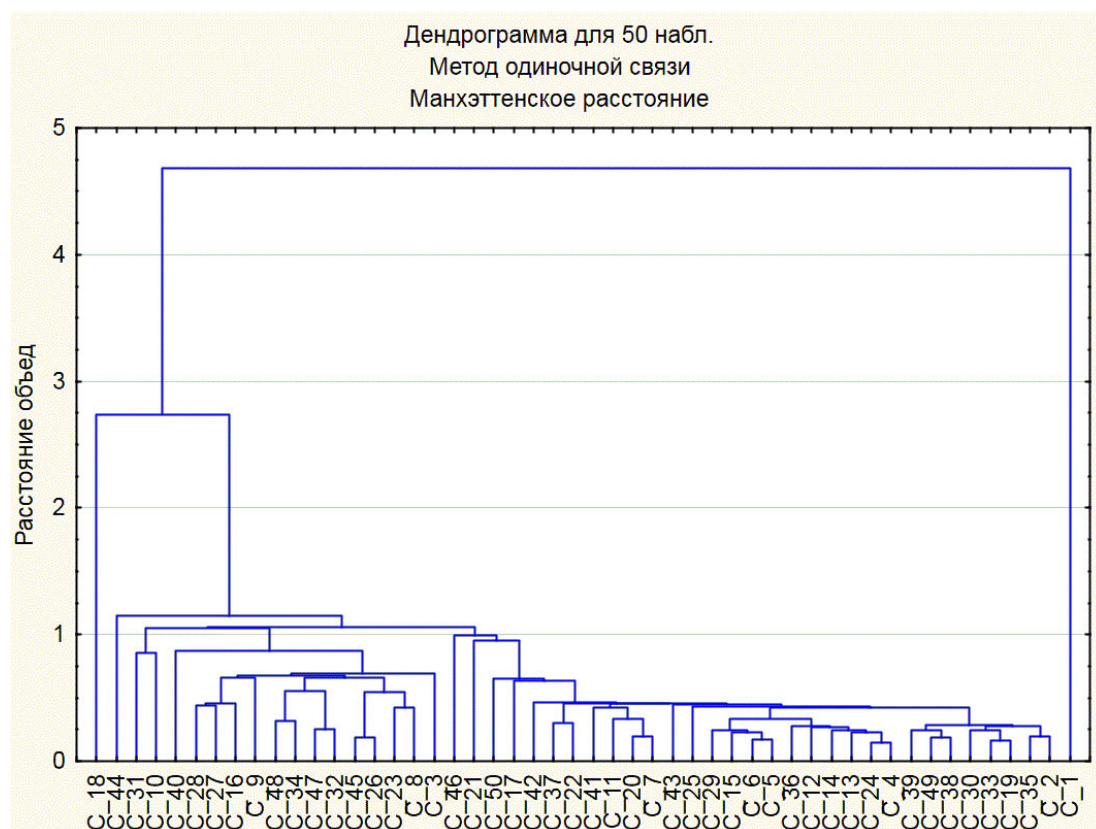


Рис. 2. Дендрограмма для 9 варианта

Таблица 5

Состав кластерных групп 1 варианта

Класт. группа № 1 (41 экземпляров)						Класт. группа № 2 (9 экземпляров)	
Номер экземпляра	$K_{факт}$	Номер экземпляра	$K_{факт}$	Номер экземпляра	$K_{факт}$	Номер экземпляра	$K_{факт}$
2	1	17	1	35	1	1	2
3	2	19	1	36	1	10	2
4	1	20	1	37	1	18	2
5	1	21	2	38	1	31	2
6	1	22	1	39	1	32	2
7	1	23	2	40	1	34	2
8	1	24	1	41	2	44	2
9	2	25	1	42	1	47	2
11	1	26	2	43	1	48	2
12	1	27	1	45	2		
13	1	28	1	46	2		
14	1	29	1	49	1		
15	1	30	1	50	1		
16	1	33	1				

#### 4. Определение состава кластерных групп

Так как целью алгоритма является получение двух кластеров-групп ( $K_1$  и  $K_2$ ), то необходимо определить состав каждого из двух классов по прогнозированию. Предлагается следующая методика:

а) определяется значение расстояния, при котором образуется единственная кластерная группа;

б) выписываются все элементы, принадлежащие каждой из двух групп.

Например, по рис. 1 видно, что при значении расстояния 8,4179 из двух кластерных групп образуется единственная группа. Далее выписываются элементы, принадлежащие каждой из этих двух групп (табл. 5).

В некоторых случаях может возникнуть ситуация, при которой на этапе а) может образоваться

Таблица 6

Состав кластерных групп 9 варианта

Класт. группа № 1 (31 экземпляров)				Класт. группа № 2 (19 экземпляров)			
Номер экземпляра	$K_{факт}$	Номер экземпляра	$K_{факт}$	Номер экземпляра	$K_{факт}$	Номер экземпляра	$K_{факт}$
2	1	25	1	1	2	28	1
4	1	29	1	3	2	31	2
5	1	30	1	8	1	32	2
6	1	33	1	9	2	34	2
7	1	35	1	10	2	40	1
11	2	36	1	16	1	44	2
12	1	37	1	18	2	45	2
13	1	38	1	23	2	47	2
14	1	39	1	26	2	48	2
15	1	41	2	27	1		
17	1	42	1				
19	1	43	1				
20	1	46	2				
21	2	49	1				
22	1	50	1				
24	1						

ся кластерная группа из одного-двух экземпляров. В таком случае, эта группа игнорируется и этап а) повторяется при рассмотрении меньших значений расстояния. Экземпляры игнорируемых групп включаются в состав модифицированной кластерной группы, более близкой к образом этих экземпляров.

Например, по рис. 2 видно, что при значении расстояния, равном 4,6852, из двух кластерных групп образуется единственная группа, причем в состав одной из групп входит единственный экземпляр «С\_1». В таком случае, эта группа игнорируется и этап а) повторяется для меньших значений расстояния. Такая же ситуация повторяется и для значений расстояний 2,7345, 1,1468, при которых группы, содержащие экземпляры «С\_18», «С\_44», игнорируются. При значении расстояния, равном 1,0622, условная единственная кластерная группа разделяется на две многочисленные группы. В свою очередь первая кластерная группа (слева на рис. 2) образуется при значении расстояния 1,0553, а вторая (правее первой группы) – при значении расстояния 0,9733. Образ экземпляров «С\_1», «С\_18», «С\_44», исключенных из совокупности элементов на прошлых этапах, находится на меньшем расстоянии от центроида первого кластера, чем от центроида второго, поэтому первая кластерная группа модифицируется путем включения в свой состав ранее выпавших экземпляров. Таким образом, состав кластерных групп для 9 варианта имеет вид, приведенный в табл. 6.

## 5. Расчет точности верификации

Качество ИП будем оценивать по 3 показателям: вероятности принятия ошибочного решения, риску изготовителя и риску потребителя [11]. Для удобства сравнения показателей найдем данные вероятности для разработанной методики верификации.

Риск изготовителя ( $P_u$ ) – условная вероятность того, что экземпляр фактически является годным (т. е. принадлежит к классу  $K_1$ ) при условии, что принято решение считать его дефектным, т. е. отнести его к классу  $K_2$ :

$$P_u = P(K_1 / \text{реш.}K_2) = \frac{n(K_1 / \text{реш.}K_2)}{n(\text{реш.}K_2)}.$$

Риск потребителя ( $P_{nm}$ ) – условная вероятность того, что экземпляр фактически является дефектным (т. е. принадлежит к классу  $K_2$ ) при условии, что принято решение считать его годным, т. е. отнести его к классу  $K_1$ :

$$P_{nm} = P(K_2 / \text{реш.}K_1) = \frac{n(K_2 / \text{реш.}K_1)}{n(\text{реш.}K_1)}.$$

Вероятность принятия ошибочного решения ( $P_{ou}$ ) – условная вероятность того, что экземпляр будет неверно отнесен к какому-либо классу:

$$P_{ou} = \frac{n(K_2 / \text{реш.}K_1) + n(K_1 / \text{реш.}K_2)}{n}.$$

$n(K_1 / \text{реш.}K_2)$  – количество ошибочно принятых решений об отнесении фактически годных экземпляров (принадлежащих к классу  $K_1$ )

Таблица 7

Результаты верификации для каждого варианта

	Вариант 1		Вариант 2		Вариант 3	
	Кластер-группа № 1	Кластер-группа № 2	Кластер-группа № 1	Кластер-группа № 2	Кластер-группа № 1	Кластер-группа № 2
Объем кластера	41	9	41	9	29	21
$n(K_1 / \text{реш.}K_2)$	8	–	8	–	1	–
$n(K_2 / \text{реш.}K_1)$	–	9	–	9	–	5
$P_{\text{изг.}}$	0		0		0,238	
$P_{\text{пт.}}$	0,195		0,195		0,034	
$P_{\text{ош.}}$	0,16		0,16		0,12	
	Вариант 4		Вариант 5		Вариант 6	
	Кластер-группа № 1	Кластер-группа № 2	Кластер-группа № 1	Кластер-группа № 2	Кластер-группа № 1	Кластер-группа № 2
Объем кластера	29	21	29	21	29	21
$n(K_1 / \text{реш.}K_2)$	1	–	1	–	2	–
$n(K_2 / \text{реш.}K_1)$	–	5	–	5	–	5
$P_{\text{изг.}}$	0,238		0,238		0,238	
$P_{\text{пт.}}$	0,034		0,034		0,069	
$P_{\text{ош.}}$	0,12		0,12		0,14	
	Вариант 7		Вариант 8		Вариант 9	
	Кластер-группа № 1	Кластер-группа № 2	Кластер-группа № 1	Кластер-группа № 2	Кластер-группа № 1	Кластер-группа № 2
Объем кластера	31	19	31	19	31	19
$n(K_1 / \text{реш.}K_2)$	4	–	4	–	4	–
$n(K_2 / \text{реш.}K_1)$	–	5	–	5	–	5
$P_{\text{изг.}}$	0,263		0,263		0,263	
$P_{\text{пт.}}$	0,129		0,129		0,129	
$P_{\text{ош.}}$	0,18		0,18		0,18	

к классу потенциально ненадежных изделий (к классу  $K_2$ ).

$n(K_2 / \text{реш.}K_1)$  – количество ошибочно принятых решений об отнесении фактически потенциально ненадежных экземпляров (принадлежащих классу  $K_2$ ) к классу годных изделий (к классу  $K_1$ ).

$n(\text{реш.}K_2)$  – количество принятых решений об отнесении экземпляров к классу потенциально ненадежных изделий (к классу  $K_2$ ). В рассматриваемой работе значение  $n(\text{реш.}K_2)$  численно равно объему кластерной группы потенциально ненадежных экземпляров.

$n(\text{реш.}K_1)$  – количество принятых решений об отнесении экземпляров к классу годных из-

делий (к классу  $K_1$ ). В рассматриваемой работе  $n(\text{реш.}K_1)$  численно равно объему кластерной группы годных экземпляров.

$n$  – общее количество принятых решений, численно равное объему выборки [11].

В табл. 7 приведены результаты вычислений для каждого из рассматриваемых результатов.

### Заключение

Рассмотренные в работе варианты алгоритмов для иерархической кластеризации данных обучающего эксперимента позволили получить приемлемый уровень точности для верификации результатов ИП. Качество прогнозирования можно оценить с помощью одного показателя

$P_{\text{ош}}$ . [11], значения которого в данной работе лежат в пределах  $0,12 \dots 0,18$ .

Использование вариантов с методом сходства «Квадрат Евклидова расстояния» полностью повторяет результаты кластеризации с методом сходства «Евклидово расстояние», т. к. в первом случае более отдаленным друг от друга образам экземпляров придаются большие веса, что увеличивает значение расстояний между формируемыми кластерами, но не влияет на их итоговый состав. Следовательно, варианты с использованием «Квадрата Евклидова расстояния» можно исключить из всей совокупности вариантов, т. к. они являются малозначимыми в данной работе.

Стоит отметить, что из оставшихся вариантов невозможно выделить один универсальный алгоритм, поэтому для верификации результатов ИП следует рассматривать все алгоритмы в совокупности, а в качестве показателей точности верификации использовать получившийся диапазон значений.

### Список литературы

1. Apparatus diagnostic for non-destructive control chip CMOS-Type // European Science and Technology: Materials of The VIII International Research and Practice Conference. Germany, Munich. 2014. P. 398–401.
2. Пиганов М.Н., Тюлекин С.В. Прогнозирование надежности радиоэлектронных средств // Научно-технические ведомости СПбГПУ. Серия «Информатика. Телекоммуникации. Управление». 2009. Вып. 1. С. 175–182.
3. Мишанов Р.О. Методика применения кластерного анализа для классификации электрорадиоизделий и повышения надежности аппаратуры // Известия Самарского научного центра Российской академии наук. 2017. Т. 19. № 1(2). С. 414–419.
4. Лучино А.И., Савина А.С. Исследование возможности индивидуального прогнозирования долговечности транзисторов методом распознавания образов // Электронная техника. 1976. Сер. 8. Вып. 10. С. 3–9.
5. Mishanov R., Piganov M. Individual forecasting of quality characteristics by an extrapolation method for the stabilitrons and the integrated circuits // The Experience of Designing and Application of CAD Systems in Microelectronics (CADSM 2015): Proceeding XIII International Conference. Ukraine, Lviv. 2015. P. 242–244.
6. Piganov M., Tyulevin S., Erantseva E. Individual prognosis of quality indicators of space equipment elements // The Experience of Designing and Application of CAD Systems in Microelectronics (CADSM 2015): Proceeding XIII International Conference. Ukraine, Lviv. 2015. P. 367–371.
7. Мишанов Р.О., Пиганов М.Н. Разработка прогнозной модели качества полупроводниковых приборов методом экстраполяции // Известия Самарского научного центра Российской академии наук. 2014. Т. 6. № 4(3). С. 594–599.
8. Тюлекин С.В., Пиганов М.Н., Еранцева Е.С. К проблеме прогнозирования показателей качества элементов космической аппаратуры // Надежность и качество сложных систем. 2014. № 1(5). С. 9–17.
9. Тюлекин С.В., Пиганов М.Н. Структурная модель индивидуального прогнозирования параметров космической аппаратуры // Вестник Самарского государственного аэрокосмического университета. 2008. Вып. 1. С. 92–96.
10. Тюлекин С.В. Методика индивидуального прогнозирования надежности космических радиоэлектронных средств // Актуальные проблемы радиоэлектроники и телекоммуникаций: материалы Всероссийской НТК 14–16 мая 2007. Самара: Изд-во СГАУ, 2007. С. 162–163.
11. Тюлекин С.В. Индивидуальное прогнозирование электронных средств: учеб. пособие. Самара: Изд-во Самарского университета, 2016. 68 с.
12. Пиганов М.Н. Индивидуальное прогнозирование показателей качества элементов и компонентов микросборок. М.: Новые технологии, 2002. 267 с.
13. Мандель И.Д. Кластерный анализ. М.: Финансы и статистика, 1988. 176 с.
14. Ту Дж., Гонсалес Р. Принципы распознавания образов / перев. с англ. И.Е. Гуревича; под ред. Ю.И. Журавлева. М.: Мир, 1978. 412 с.
15. Нейский И.М. Классификация и сравнение методов кластеризации. URL: [http://it-claim.ru/Persons/Neyskiy/Article2\\_Neyskiy.pdf](http://it-claim.ru/Persons/Neyskiy/Article2_Neyskiy.pdf) (дата обращения 15.06.2017)
16. Чубукова И.А. Data Mining: учеб. пособие. М.: Интернет-Университет Информационных технологий; БИНОМ. Лаборатория знаний, 2006. 382 с.
17. Боровиков В.П. STATISTICA: Искусство анализа данных на компьютере. СПб.: Питер, 2003. 700 с.
18. Боровиков В.П., Ивченко Г.И. Прогнозирование в системе STATISTICA в среде Windows. Основы теории и интенсивная практика на компьютере. М.: Финансы и статистика, 2000. 384 с.



## Method of verification of results of individual forecasting of products of radioelectronic facilities for space purposes with the help of cluster analysis algorithms

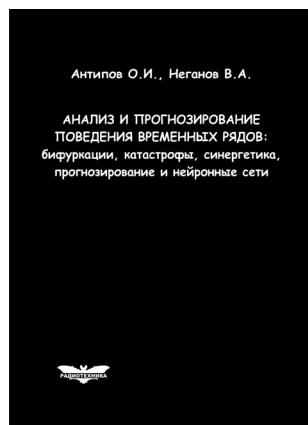
R.O. Mishanov, M.N. Piganov

The methodology and algorithm for obtaining verification results are proposed. The algorithm includes five steps: choice of parameters for cluster analysis algorithms, determination of the initial data by the results of the training experiment, conversion of source data, determining the composition of the cluster groups, calculation of verification accuracy. A sample of CMOS type chips was used for the training experiment. The dendrogram is the result of calculation for the hierarchical classification. The composition of each of the clusters was determined. Verification results are presented for nine variants.

*Keywords:* verification, methodology, individual prediction, radioelectronic facilities, microcircuits, cluster analysis, algorithm, dendrogram, accuracy.

**Антипов, О.И.**

**Анализ и прогнозирование поведения временных рядов: бифуркации, катастрофы, синергетика, фракталы и нейронные сети / О.И. Антипов, В.А. Неганов. – М.: Радиотехника, 2011. – 350 с. ISBN 978-5-88070-294-7**



УДК 530.1:621.372+621.396  
ББК 32.96

Монография посвящена объединению нескольких направлений в науке: бифуркаций в нелинейных динамических (или детерминированных) системах, причем внимание уделяется бифуркациям-кризисам, которые отождествляются с катастрофами в синергетике – науке о самоорганизации в сложных системах, где велика роль коллективных, кооперативных эффектов, возникновения порядка – фрактальных структур в турбулентности (или хаосе). В синергетике общим является принцип подчинения, который позволяет исключать большое число переменных в сложных системах и описывать в них сложные процессы. Использование в роли одной из основных количественных характеристик катастроф фрактального показателя Херста связывает фракталы с бифуркациями. Объединение этих четырех направлений позволяет упростить проектирование прогнозирующих нейронных сетей, которое в настоящее время отчасти является искусством.

Даны авторские модификации некоторых известных фрактальных методов, позволяющие проводить более глубокий анализ хаотических процессов. Эти результаты, на наш взгляд, должны являться необходимой частью полного алгоритма построения прогностических моделей, описанного в книге. В частности, описан авторский алгоритм определения временного лага, необходимого для реконструкции аттрактора динамической системы, и модификация метода ближайших ложных соседей, которую можно использовать в качестве индикатора приближающейся катастрофы.

Приведены конкретные примеры из таких областей науки, как радиотехника, экономика и медицина.

Монография представляет интерес для научных работников, аспирантов и докторантов, работающих в области прикладных задач анализа, моделирования и прогнозирования хаотических процессов в нелинейных системах из различных отраслей науки и техники.