

Применение самоорганизующихся карт Кохонена для классификации электрорадиоизделий и повышения надёжности бортовой аппаратуры

Р.О. Мишанов¹

¹Самарский национальный исследовательский университет им. академика С.П. Королева, Московское шоссе 34А, Самара, Россия, 443086

Аннотация. Приведена методика классификации изделий электронной техники на классы годных и потенциально ненадёжных с помощью самоорганизующихся карт Кохонена. Методика апробирована с использованием программных средств на двух выборках электрорадиоизделий специального назначения. Приведен анализ полученных карт Кохонена. Оценена точность классификации и приводится её сравнение с результатами, полученными с помощью алгоритмов кластерного анализа. Разработаны рекомендации по улучшению качества классификации.

1. Введение

Разработка и проведение мероприятий по повышению надёжности радиоэлектронной аппаратуры (РЭА), устанавливаемой на космические аппараты (КА), относится к наиболее ответственным задачам, возлагаемым на учёных и специалистов ракетно-космической отрасли. Наиболее успешно задача повышения надёжности решается с помощью прогнозирования будущего состояния аппаратуры [1]. Поиск новых способов прогнозирования, основанных на использовании математических моделей и наиболее применимых к невозстанавливаемой аппаратуре, является актуальным на данном этапе развития науки и техники [2]. К таким способам относится индивидуальное прогнозирование (ИП), идея которого заключается в том, что по величине информативного параметра или по результатам наблюдения за каждым экземпляром с использованием прогнозной модели (оператора прогнозирования) формулируется вывод о потенциальной надёжности этого экземпляра [1].

В работе [3] представлены прогнозные модели (операторы прогнозирования) для выборок КМОП-микросхем и стабилитронов с помощью метода регрессионных моделей. Верификация результатов проводилась с помощью метода дискриминантных функций. В работах [4,5] представлены методики верификации результатов ИП, заключающиеся в разбиении исходных выборок электрорадиоизделий на классы годных и потенциально ненадёжных элементов. Методики были основаны на проведении кластерного анализа методом k-средних (k-meansclustering) и на основе агломеративного метода иерархической кластеризации с последующей оценкой результатов.

В статье рассматривается возможность применения самоорганизующихся карт Кохонена (Self-Organizing Maps, SOM) для классификации электрорадиоизделий на классы годных и потенциально ненадёжных экземпляров, а также представлена методика применения такой сети для классификации выборок электрорадиоизделий.

2. Сети Кохонена

Сети Кохонена относят к самоорганизующимся нейронным сетям, которые позволяют выявлять группы входных векторов данных, характеризующихся схожими свойствами [6,7].

Сеть Кохонена представляет собой однослойную сеть, построенную из нейронов WTA (WinnerTakesAll – «Победитель получает всё»). Структура такой сети представлена на рисунке 1.

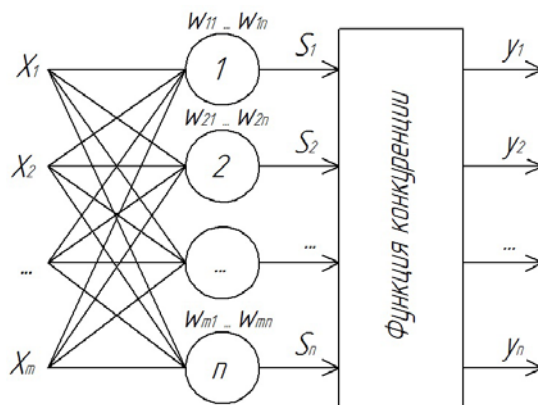


Рисунок 1. Структура сети Кохонена.

Структура сети заключается в следующем. Каждый нейрон связан с каждым компонентом входных данных x_1, x_2, \dots, x_m (вектор входных данных), представляющим собой в данном случае набор информативных параметров для каждого экземпляра выборки. Каждый нейрон представляет собой линейный взвешенный сумматор:

$$S_j = b_j + \sum_{i=1}^m w_{ij} x_i, \tag{1}$$

где S_j – результат на выходе сумматора; j – номер нейрона; i – номер информативного параметра; b_j – порог; w_{ij} – вес i -го параметра j -го нейрона.

С выхода каждого нейрона результат поступает на функцию конкуренции, которая определяет нейрон с максимальным значением результата на выходе и присваивает ему значение, равное единице. Остальным выходным сигналам присваивается значение, равное нулю. Для нейрона-победителя выполняется условие:

$$d(x, w_j) = \min_{1 \leq i \leq n} d(x, w_i), \tag{2}$$

где $d(x, w)$ – расстояние между векторами входных данных и вектором синаптических весов, j – номер нейрона-победителя. Следует отметить, что в качестве расстояния в выбранной метрике используется Евклидово расстояние.

Т.е. нейроном-победителем становится такой нейрон, вектор синаптических весов w_i которого в наименьшей степени отличается от вектора входных данных. В случае определения максимального результата на выходах нескольких нейронов результат, равный единице, присваивается одному из них, а выходам остальных нейронов присваивается нуль. Нейрон-победитель определяет такую группу, к которой наиболее близок вектор входных данных.

Корректировка весов производится каждый цикл обучения:

$$w_j^{(k+1)} = w_j^{(k)} + \eta_j^{(k)} [X - w_j^{(k)}], \tag{3}$$

где k – номер цикла обучения; X – входной вектор; $\eta_j^{(k)}$ – коэффициент скорости обучения j -го нейрона в k -ом цикле (темп обучения).

Таким образом, нейрон, чей вектор синаптических весов был ближе к вектору входных данных, корректируется и становится еще ближе. Также корректируются веса ближайших нейронов к нейрону-победителю. Таким образом, растет вероятность этого нейрона стать нейроном-победителем при подаче на вход более близкого вектора данных.

Обучение сети Кохонена заключается в подборе таких значений весов, при которых ошибки минимизируются в случае замены входных данных в некотором смысле более близкими данными к этим весам.

3. Методика классификации

Методика классификации на основе самоорганизующихся карт Кохонена состоит в следующем:

- определение вектора входных данных по результатам проведенного обучающего эксперимента;
- определение параметров построения сети;
- анализ результатов с нахождением оценки точности классификации.

В качестве исследуемых выборок были выбраны приведенные в работах [3-5] две выборки КМОП-микросхем, полученные по результатам обучающего эксперимента. Объем обеих выборок равен 50 экземплярам. В качестве информативных параметров используется время задержки по переднему фронту сигнала (x_1) и критическое питающее напряжение (x_2). В качестве прогнозируемого параметра принят дрейф тока утечки (y).

Таким образом, вектором входных данных является набор информативных параметров x_1 и x_2 каждой выборки.

В качестве программного средства построения самоорганизующихся карт Кохонена была выбрана аналитическая платформа «DeductorAcademic 5.1» [8]. Для организации сети необходимо определить следующие параметры построения:

- размер обучающего и тестового множества;
- размер сети (количество ячеек);
- критерий распознавания примера (величина ошибки распознавания);
- скорость и радиус обучения;
- количество кластеров.

Поскольку размер выборок небольшой, то обучающее множество должно быть как можно большим и достаточным для корректной организации сети. При этом тестовое множество должно быть достаточным для проведения проверки сети со 100 % проходимостью. Исходя из поставленных условий, размер обучающего множества составил 45 экземпляров (90% выборки), размер тестового множества – 5 экземпляров (10% выборки).

Размер сети выбран таким образом, чтобы исключить появление «мёртвых» нейронов, т.е. таких нейронов, вектор синаптических весов которых значительно удалён от вектора входных данных. Такие нейроны оказываются незадействованными при обучении сети, т.к. не могут выиграть конкуренцию у ближайших нейронов. Такая ситуация ведёт к тому, что входные данные интерпретируются меньшим количеством нейронов, чем было задано изначально, что вносит искажения в конечный результат. Для исследования представленных выборок были выбраны сети размерностью 5x4 ячейки. Вид ячеек выбран шестиугольным: он более корректно отображает декартово расстояние между центрами ячеек. Остальные параметры построения сети Кохонена представлены в таблице 1.

Таблица 1. Параметры построения сети Кохонена.

Параметр сети	Заданный критерий
Величина ошибки распознавания	Пример считается распознанным, если ошибка распознавания менее 0,05
Количество эпох	200
Скорость обучения η	В начале обучения: 0,3 В конце обучения: 0,005
Радиус обучения	В начале обучения: 2 В конце обучения: 0,2
Кластеризация	Фиксированное число кластеров: 2

Из всего множества вариантов сетей, построенных в соответствии с приведенными параметрами, для каждой выборки был выбран единственный вариант, при котором

достигалась минимальная средняя ошибка распознавания для обучающего множества при 100 % распознавании как обучающего, так и тестового множества.

Поскольку задано фиксированное число кластеров, равное двум, то по таблице классификации нетрудно определить к какому классу изделий построенная сеть относит каждый экземпляр.

Для оценки точности классификации применялась методика, приведенная в работах [4, 9].

4. Результаты построения сети для выборки №1

На рисунке 2 представлены карты величин входных данных x_1 , x_2 и выходных данных y для построенной сети, карты таких параметров называются компонентными плоскостями. На рисунке 3 приведены матрица плотности попадания множества примеров в ячейки, матрица расстояний между центрами нейронов, а также карта разбиения ячеек на два кластера.

По рисунку 2 видно, что карты входов нейронов (карты x_1 , x_2) имеют схожий вид: слева расположились ячейки, характеризующие нейроны с меньшими весами, а справа – ячейки, характеризующие нейроны с большими весами. Так как карта выходов нейронов (карта y) является проекцией карт входов нейронов, то её вид будет схожим.

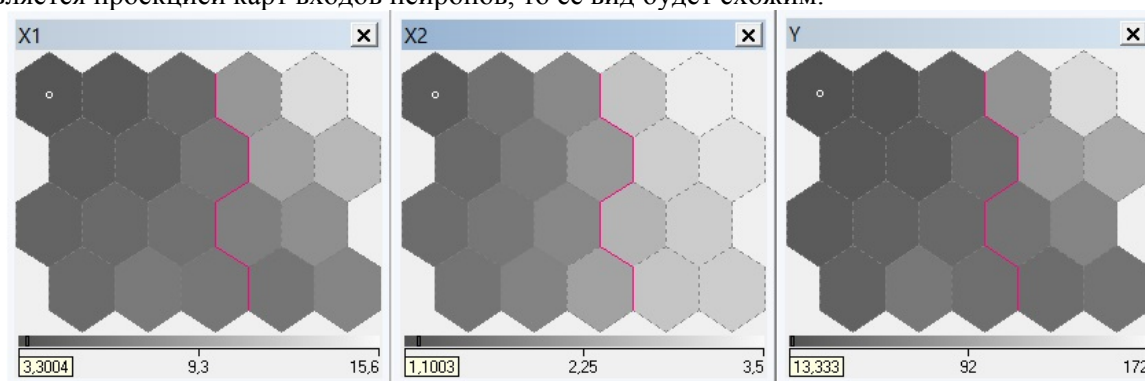


Рисунок 2. Карты входных x_1 , x_2 и выходных y данных сети Кохонена для 1-ой выборки.

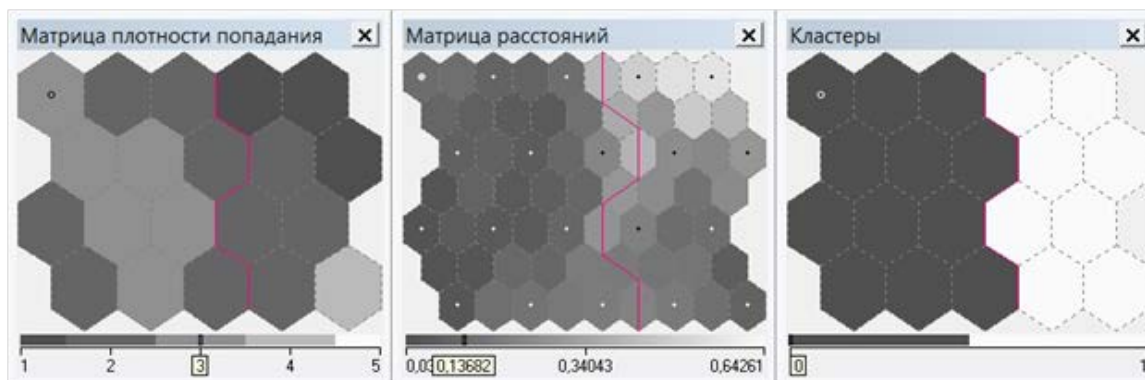


Рисунок 3. Матрица плотности попадания, матрица расстояний и карта разбиения ячеек на кластеры сети Кохонена для 1-ой выборки.

По рисунку 3 видно, что карта разделена на 2 области, характеризующие кластеры. В данном случае кластер 0 является классом годных экземпляров (класс 1), кластер 1 – классом потенциально ненадёжных экземпляров (класс 2). В таблице 2 представлена информация об отнесении каждого экземпляра к конкретному классу, причем $K_{факт.}$ означает фактическую принадлежность экземпляра к классу, $K_{расп.}$ – отнесение экземпляра к классу по результатам распознавания с использованием карт Кохонена.

По таблице 2 видно, что у некоторых экземпляров фактический класс и класс по распознаванию не совпадают. Следовательно, необходимо оценить точность такой

классификации. Для этого применим методику, представленную в работах [4, 9]. Результаты оценки точности классификации представлены в таблице 3.

Таблица 2. Принадлежность экземпляров 1-ой выборки к классам.

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

Таблица 3. Результаты оценки точности классификации для 1-ой выборки.

Критерий	Методика с использованием карт Кохонена
Риск изготовителя $P_{изг}$	0,333
Риск потребителя $P_{потр}$	0,094
Вероятность принятия ошибочного решения $P_{ош}$	0,18

5. Результаты построения сети для выборки №2

На рисунке 4 представлены карты величин входных данных x_1 , x_2 и выходных данных y для построенной сети. На рисунке 5 приведена матрица плотности попадания множества примеров в ячейки, матрица расстояний между центрами нейронов, а также карта разбиения ячеек на два кластера.

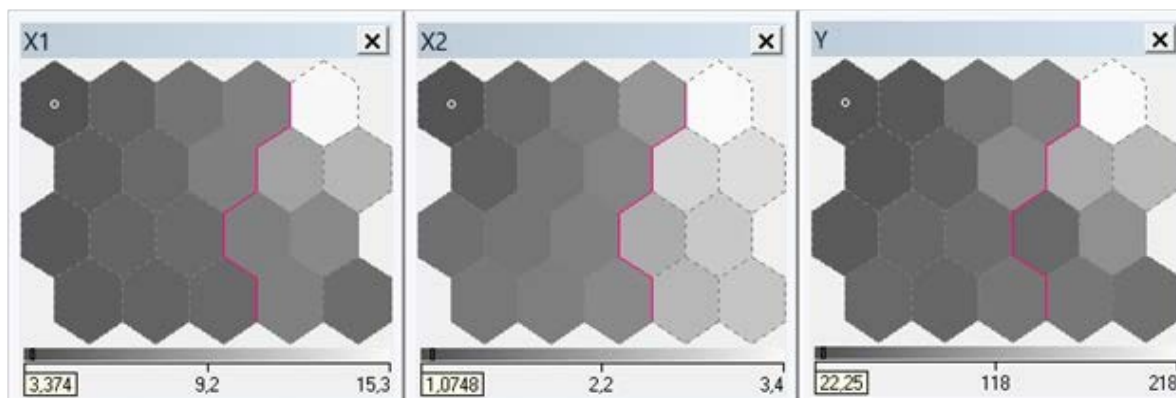


Рисунок 4. Карты входных x_1 , x_2 и выходных y данных сети Кохонена для 2-ой выборки.

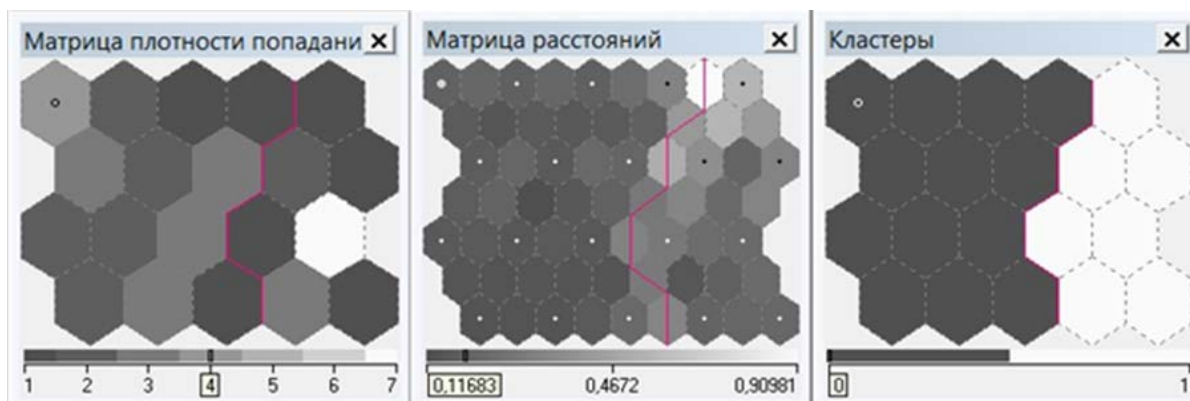


Рисунок 5. Матрица плотности попадания, матрица расстояний и карта разбиения ячеек на кластеры сети Кохонена для 2-ой выборки.

По рисунку 4 видно, что карты входов нейронов и карта выходов нейронов также имеют схожий вид: слева расположились ячейки, характеризующие нейроны с меньшими весами, а справа – ячейки, характеризующие нейроны с большими весами.

По рисунку 5 видно, что карта разделена на 2 области, характеризующие кластеры. Кластер 0 является классом годных экземпляров (класс 1), кластер 1 – классом потенциально ненадёжных экземпляров (класс 2). В таблице 4 представлена информация об отнесении каждого экземпляра к конкретному классу.

По таблице 4 видно, что у некоторых экземпляров фактический класс и класс по распознаванию не совпадают, поэтому оценим точность такой классификации. В таблице 5 приводится сравнение получившихся оценок точности классификации с наилучшими результатами, полученными в работе [4].

По таблице 5 видно, что применение карт Кохонена для классификации выборки изделий электронной техники на классы годных и потенциально ненадёжных позволяет получать результаты, сравнимые с лучшими из результатов, полученных с помощью алгоритмов кластерного анализа [4].

Таблица 4. Принадлежность экземпляров 2-ой выборки к классам.

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

Таблица 5. Сравнение точностей классификации.

Критерий	Карты Кохонена	Алгоритмы кластерного анализа		
		Вар. 1	Вар. 2	Вар. 3
Риск изготовителя $P_{изг}$	0,263	0,238	0,238	0,263
Рискпотребителя $P_{потр}$	0,097	0,069	0,034	0,129
Вероятность принятия ошибочного решения $P_{ош}$	0,16	0,14	0,12	0,18

6. Заключение

Полученные результаты объясняются тем, что в качестве исходных данных были использованы небольшие выборки, и, следовательно, небольшие обучающие множества. Размер сетей также был ограничен, так как при увеличении размерности сети появляются «мёртвые» нейроны, чего следует избегать. К достоинствам разработанной методики можно отнести то, что обученная сеть способна распознать любой экземпляр партии изделий, не входящий в выборку, чего по определению не могли сделать алгоритмы кластерного анализа. Таким образом, разработанную методику можно рекомендовать как в качестве метода проверки результатов ИП, так и в качестве самой методики ИП.

7. Литература

- [1] Пиганов, М.Н. Прогнозирование надёжности радиоэлектронных средств / М.Н. Пиганов, С.В. Тюлевин // Научно-технические ведомости СПбГПУ. Серия «Информатика. Телекоммуникации. Управление». – 2009. – Вып. 1. – С. 175-182.
- [2] Piganov, M.N. Individual prognosis of quality indicators of space equipment elements / M.N. Piganov, S.V. Tyulevin, E.S. Erantseva // The experience of designing and application of CAD systems in microelectronics (CADSM 2015): Proceeding XIII international conference. – Ukraine, Lviv, 2015. – P. 367-371.
- [3] Mishanov, R. O. Forecasting models generation of the electronic means quality / R.O. Mishanov, S.V. Tyulevin, M.N. Piganov, E.S. Erantseva // Mathematical Modeling. – 2017. – P. 124-129.
- [4] Мишанов, Р.О. Методика верификации результатов индивидуального прогнозирования изделий РЭС космического назначения с помощью алгоритмов кластерного анализа / Р.О. Мишанов, М.Н. Пиганов // Физика волновых процессов и радиотехнические системы. – 2017. – Т. 20, № 2. – С. 55-63.
- [5] Мишанов, Р.О. Методика применения кластерного анализа для классификации электрорадиоизделий и повышения надёжности аппаратуры // Известия Самарского научного центра Российской академии наук. – 2017. – Т. 19, №1(2). – С. 414-419.
- [6] Кохонен, Т. Самоорганизующиеся карты. – М.: БИНОМ. Лаборатория знаний, 2008. – 655 с.
- [7] Хайкин, С. Нейронные сети: полный курс. – М.: Вильямс, 2006. – 1104 с.
- [8] Deductor. Продвинутая аналитика без программирования [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://basegroup.ru/deductor/description> (19.11.2017).
- [9] Тюлевин, С.В. Индивидуальное прогнозирование электронных средств: учеб. пособие. – Самара: Изд-во Самарского университета, 2016. – 65 с.

The application of Kohonen self-organizing maps for the classification of the electronic components and reliability improvement of onboard equipment

R.O. Mishanov¹

¹Samara National Research University, Moskovskoe Shosse 34A, Samara, Russia, 443086

Abstract. The technique of the electronic products classification into classes of the acceptable and potentially unacceptable instances using Kohonen Self-Organizing Maps (SOM) is given. The methodology was tested on two samples of special-purpose electronic components using application software. The analysis of the SOM is given. The classification accuracy is estimated and a comparison table, that includes the results of cluster analysis, is given. The recommendations for improving the classification quality are developed.

Keywords: neural network, classification, Kohonen Self-Organizing Maps, informative parameter, individual forecasting, electronic component, training, sample, microchip, classification accuracy.