

Применение нейронных сетей для отбора партий ИС с повышенной надежностью

Андрей СТРОГОНОВ,
д. т. н.
andreis@hotmail.ru

Практика показывает, что разброс ИС по надежности составляет 2–3 и более порядков. Зачастую потребителю для особо важной аппаратуры необходимы более надежные изделия, а при соответствии по надежности требованиям ТУ — исключение из поставляемой партии изделий менее надежных [1].

Любая выпускаемая партия ИС состоит из трех подпартий, имеющих различную надежность: ниже надежности, указанной в технических условиях (ТУ), соответствующую требованиям ТУ и выше требований по надежности, указанных в ТУ [1].

Известные альтернативные способы разделения партий ИС с использованием различных внешних воздействий и информативных параметров не позволяют полностью заменить дорогостоящий процесс электротермотренировки в процессе производства ИС и на входном контроле. К альтернативным способам разделения партий ИС относят:

- диагностику технических характеристик по низкочастотным шумам, основанную на том, что исследуемые изделия сравниваются по уровню шума с контрольным бездефектным изделием, и по разности значений шумов изделие оценивается по надежности;
- диагностику измерением при критическом напряжении питания (например, диагностика по критерию «затягивания» фронтов при снижении напряжения питания);
- термодинамический подход, использующий принцип диссипации энергии на дефектах;
- отбраковку ИС с применением операции «облучение-отжиг», с применением «отжига» электростатических дефектов и др.

Целью работы явилось выделение партии ИС повышенной надежности с высоким уровнем достоверности в процессе производства, а также на входном контроле на предприятиях-изготовителях радиоэлектронной аппаратуры.

Успешные попытки использования методов распознавания образов для разделения партий ИС известны давно [2, 3]. Под термином «образ» понимается совокупность воспринимаемых признаков (технических характеристик) объектов или явлений, принадлежащих одному классу.

В настоящее время при разделении партий ИС получили наибольшее распространение три группы методов решения задачи распознавания образов: методы многомерного корреляционного анализа с помощью уравнений регрессии; статистические методы, основанные на применении теоремы Байеса; методы, связанные с предположением о разделимости классов в пространстве параметров.

Для практической реализации методов теории распознавания образов требуется два основных момента: выбор прогнозирующих признаков (технических характеристик) и построение классифицирующего правила.

Каждая ИС в процессе деградации характеризуется вектором технических характеристик $\vec{x}_i = (x_{1p}, x_{2p}, \dots, x_{pi})^T$, $i = 1, 2, \dots, n$, который можно изобразить точкой p -мерного пространства с координатами параметров X_1, X_2, \dots, X_p или направленным отрезком, соединяющим начало координат $(0, 0, \dots, 0)$ с точкой $(x_{1p}, x_{2p}, \dots, x_{pi})$ этого пространства.

По обучающим выборкам $X_m^{(1)} = (x_1^{(1)}, x_2^{(1)}, \dots, x_m^{(1)})$ из класса S_1 (ИС, не относящиеся к классу высоконадежных схем) и $X_m^{(2)} = (x_1^{(2)}, x_2^{(2)}, \dots, x_m^{(2)})$ из класса S_2 (ИС, относящиеся к классу высоконадежных схем), представляющим собой результаты измерения значений контролируемых параметров X_1, X_2, \dots, X_p в m моментов времени, формируются оценки векторов средних значений \bar{a}_1 и \bar{a}_2 классов S_1 или S_2 :

$$\bar{a}_1 = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m x_i^{(1)}, \quad \bar{a}_2 = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m x_i^{(2)}$$

и ковариационной матрицы \bar{M} :

$$\bar{M} = \frac{1}{2(m-1)} \sum_{i=1}^m [(x_i^{(1)} - \bar{a}_1)(x_i^{(1)} - \bar{a}_1)^T + (x_i^{(2)} - \bar{a}_2)(x_i^{(2)} - \bar{a}_2)^T].$$

Далее требуется установить правило классификации, которое позволило бы с доста-

точной достоверностью определить, к какому из классов S_1 или S_2 относится случайный вектор технических характеристик ИС.

Задача распознавания образов сводится к выработке на основании измерений значений контролируемых параметров ИС суждения о принадлежности вектора технических характеристик ИС в n моментов времени к классу S_2 :

$$\hat{E} = (n/2)(\bar{a}_2 - \bar{a}_1)^T \bar{M}^{-1} \times \left[(2/n) \sum_{i=1}^n x_i - \bar{a}_1 - \bar{a}_2 \right] \geq k = \ln C,$$

где \hat{E} — оценка логарифма функции правдоподобия; k — некоторый порог, зависящий от выбранного критерия качества при оценке статистической гипотезы. При невыполнении этого неравенства принимается решение о принадлежности к классу S_1 .

В работе [4] было рассмотрено построение многошаговых прогнозов процесса деградации технических характеристик ТТЛ ИС с использованием нейронных сетей (НС) методом окон (метод windowing — рис. 1). Задача прогнозирования в этом случае сводится к задаче распознавания образов.

Метод окон позволяет выявить закономерности во временном ряде на основе сведения анализа временного ряда к задаче распознавания образов и последующего ее решения на НС.

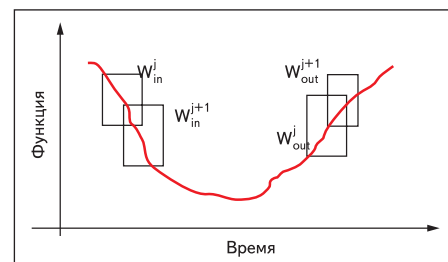


Рис. 1. Метод окон

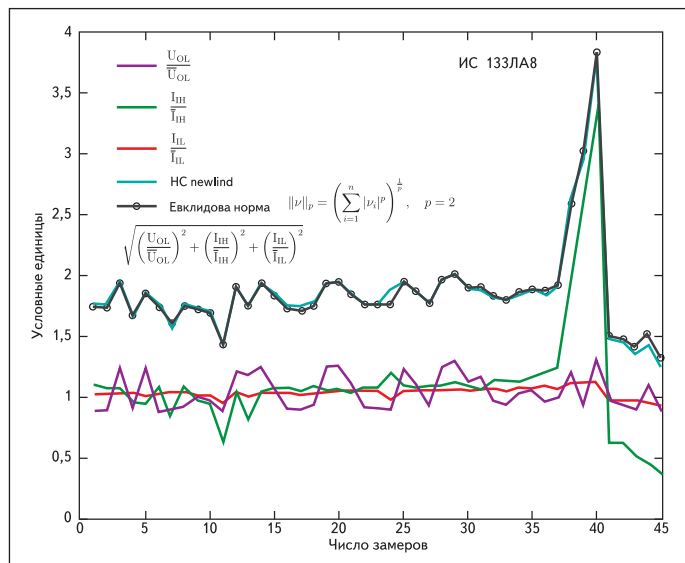


Рис. 2. Моделирование процесса деградации технических характеристик U_{OL}/\bar{U}_{OL} , I_{II}/\bar{I}_{II} и I_{IL}/\bar{I}_{IL} ИС типа 133ЛА8 с использованием НС newlind

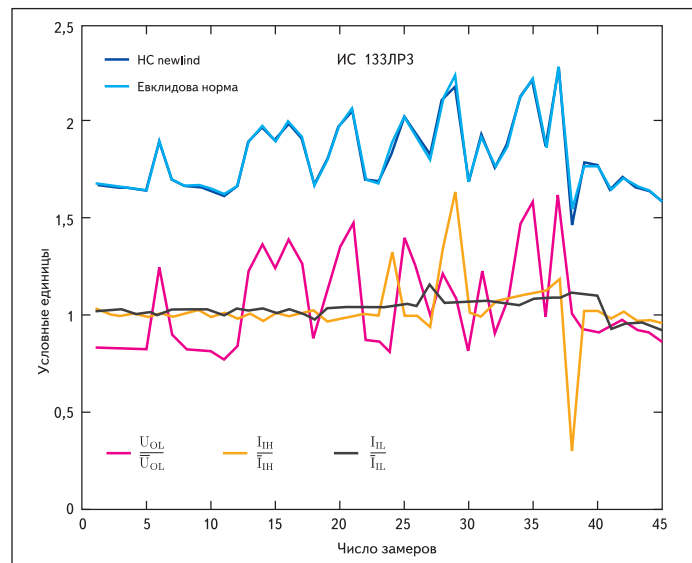


Рис. 3. Моделирование процесса деградации технических характеристик U_{OL}/\bar{U}_{OL} , I_{II}/\bar{I}_{II} и I_{IL}/\bar{I}_{IL} ИС типа 133ЛР3 с использованием НС newlind

Основная идея метода: вводится два окна, одно из которых входное (input — W_{in}), второе — выходное (output — W_{out}). Эти окна фиксированного размера для наблюдения данных: n и m . Окна способны перемещаться с некоторым шагом s . В результате получается некоторую последовательность наблюдений, которая составляет обучающее множество. Входному окну соответствует вход НС, а выходному окну — желаемый образ.

Использование НС, построенных по рядам деградации технических характеристик, при распознавании образов является трудной задачей, так как традиционная архитектура НС и методы формирования обучающей выборки для них не совсем подходят для распознавания образов, которые изменяются с течением времени. Изначально НС предназначались для распознавания структурных образов. В таких задачах НС демонстрирует образ, состоящий из набора визуальных, семантических или других свойств, и сеть должна распознать входной образ, как принадлежащий одному или нескольким классам. Например, НС может быть обучена распознаванию букв в двумерном массиве точек. В этом случае каждый раз сеть обладает полной информацией о распознаваемом образе.

Покажем применение метода распознавания образов с использованием НС для отбора партий ТЛЛ ИС с повышенной надежностью. Рассмотрим процесс деградации наилучших значений технических характеристик контролируемых по ТУ: U_{OL} (выходное напряжение низкого уровня), I_{II} (входной ток высокого уровня), I_{IL} (входной ток низкого уровня) по результатам испытаний на долговечность ТЛЛ ИС типа 133ЛА8 и 133ЛР3 в течение 150 тыс. ч (45 замеров). Объем выборки по каждому типонамалу 20 шт., за время проведения испытаний параметрических отказов зафиксировано не было. Условие на-

ступления параметрического отказа по параметрам согласно ТУ: $U_{OL} \leq 0,4$ В; $I_{II} \leq 40$ мА; $I_{IL} \leq 1,61$ мА.

Вначале рассмотрим пример использования линейной статической НС для моделирования процесса деградации технических характеристик U_{OL} , I_{II} , I_{IL} с привлечением системы визуального имитационного моделирования Matlab/Simulink фирмы MathWorks версии 7.0. Статическая НС характеризуется тем, что в ее состав не входят линии задержки и обратные связи.

Используем функцию newlind (которая в отличие от многих других НС не требует дополнительного обучения) для создания линейной НС с одним нейроном, трехэлементным вектором входа P и одноэлементным вектором выхода V . Элементами этого вектора являются нормированные значения наилучших значений: U_{OL}/\bar{U}_{OL} , I_{II}/\bar{I}_{II} и I_{IL}/\bar{I}_{IL} . В качестве вектора целей используем Евклидову норму вектора V : $\|V\|_2$ или наименьших квадратов. Норма определяется как

$$\|v\|_p = \left(\sum_{i=1}^n |v_i|^p \right)^{1/p},$$

где $p = 2$. Вектор целей можно рассматривать как обобщенную траекторию процесса деградации трех технических характеристик U_{OL} , I_{II} и I_{IL} .

На рис. 2 показан процесс деградации технических характеристик U_{OL}/\bar{U}_{OL} , I_{II}/\bar{I}_{II} и I_{IL}/\bar{I}_{IL} ИС типа 133ЛА8, Евклидова норма

$$\sqrt{\left(\frac{U_{OL}}{\bar{U}_{OL}}\right)^2 + \left(\frac{I_{II}}{\bar{I}_{II}}\right)^2 + \left(\frac{I_{IL}}{\bar{I}_{IL}}\right)^2}$$

и моделирование процесса деградации с использованием НС newlind. На рис. 3 показано

моделирование процесса деградации технических характеристик U_{OL}/\bar{U}_{OL} , I_{II}/\bar{I}_{II} и I_{IL}/\bar{I}_{IL} ИС типа 133ЛР3 с использованием НС newlind. Из рис. 2 и 3 видно, что НС newlind удовлетворительно моделирует процесс деградации. Наибольший вклад в процесс деградации вносят параметры U_{OL} и I_{II} , а Евклидова норма может быть рассмотрена как некая обобщенная техническая характеристика процесса деградации.

Рассмотрим моделирование процесса деградации обобщенной технической характеристики для двух партий ТЛЛ ИС типа 133ЛА8 и 133ЛР3 с использованием «классической» однонаправленной НС, состоящей из двух слоев, с прямой передачей сигнала и с обучением по методу обратного распространения ошибки (М-функция newff). В качестве обобщенной технической характеристики будем использовать две Евклидовы нормы — одну для ИС типа 133ЛА8, вторую для ИС типа 133ЛР3.

В первом слое используем 500 нейронов с функцией активации tansig (гиперболический тангенс), а во втором — 2 нейрона с линейной функцией активации purelin. Число нейронов в первом слое подбирается экспериментальным образом. Два нейрона во втором слое соответствует двум выходам НС. Для обучения сети будем использовать М-функцию тренировки traincgf — метод связанных градиентов Флетчера-Пауэлла (Fletcher-Powell). В качестве вектора входа будем использовать трехэлементный вектор, составленный из наилучших значений технических характеристик: U_{OL}/\bar{U}_{OL} , I_{II}/\bar{I}_{II} и I_{IL}/\bar{I}_{IL} . В качестве вектора целей выберем двухэлементный вектор, составленный из двух Евклидовых норм технических характеристик ИС типа 133ЛА8 и 133ЛР3. Ниже показан алгоритм реализации НС в системе Matlab/Simulink. В начале НС обучается на данных процесса деградации технических

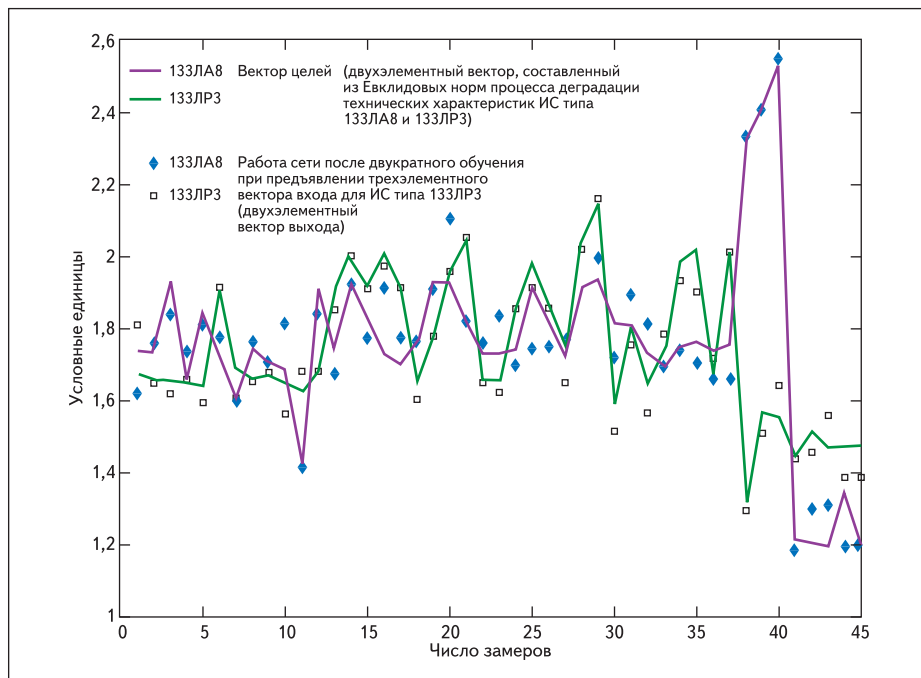


Рис. 4. Моделирование процесса деградации технических характеристик ИС типа 133ЛА8 и 133ЛР3 с использованием двухслойной НС newff, которая имеет трехэлементный вектор входа, составленный из наихудших значений технических характеристик: U_{OL}/\bar{U}_{OL} , I_{IH}/\bar{I}_{IH} и I_{IL}/\bar{I}_{IL} и двухэлементный вектор целей,

составленный из двух Евклидовых норм $\sqrt{\left(\frac{U_{OL}}{\bar{U}_{OL}}\right)^2 + \left(\frac{I_{IH}}{\bar{I}_{IH}}\right)^2 + \left(\frac{I_{IL}}{\bar{I}_{IL}}\right)^2}$ для ИС типа 133ЛА8 и 133ЛР3

характеристик ИС типа 133ЛА8 (в программе трехэлементный вектор входа обозначен PnormTr133LA8). Сеть формирует двухэлементный вектор выхода. Вектор целей обозначен TnormTr133LA8and133LR3. Затем НС обучается на данных процесса деградации технических характеристик ИС типа 133ЛР3 (в программе трехэлементный вектор входа обозначен PnormTr133LR3). Далее сеть повторно обучается на данных ИС типа 133ЛА8, затем на данных 133ЛР3. На рис. 4 сплошными линиями показан двухэлементный вектор целей, а символами (ромб, квадрат) показана работа НС (двухэлементный вектор выхода) для ИС типа 133ЛР3 после двукратного обучения. Из рис. 4 видно, что обученная НС

(имя сети net) достаточно точно «разносит» (классифицирует) свои выходы по Евклидовым нормам технических характеристик ИС типа 133ЛА8 и 133ЛР3.

```
%Создаем НС с трехэлементным вектором входа и двухэлементным вектором %выхода
%MinMaxPnorm133LA8and133LR3 — минимальные и максимальные значения нормированных технических характеристик ИС типа 133ЛА8 и 133ЛР3
net=newff(minmax(MinmaxPnorm133LA8and133LR3),[500,2], {'tansig','purelin'}, 'traingcf');
%Задаем параметры обучения НС
net.trainParam.show = 200;% Вывод промежуточных результатов
net.trainParam.lr = 0.05;% Параметр скорости настройки сети
net.trainParam.epochs = 3000;% Число циклов обучения
net.trainParam.goal = 0.005;
% Тренируем НС для ТТЛ ИС типа 133ЛА8
[net,tr]=train(net,PnormTr133LA8,TnormTr133LA8and133LR3);
% Моделируем работу НС
```

```
y133LA8=sim(net,PnormTr133LA8);
% Тренируем НС для ТТЛ ИС типа 133ЛР3
[net,tr]=train(net,PnormTr133LR3,TnormTr133LA8and133LR3);
% Моделируем работу НС
y133LR3=sim(net,PnormTr133LR3);
% Повторно тренируем НС для ТТЛ ИС типа 133ЛА8
[net,tr]=train(net,PnormTr133LA8,TnormTr133LA8and133LR3);
% Повторно тренируем НС для ТТЛ ИС типа 133ЛР3
[net,tr]=train(net,PnormTr133LR3,TnormTr133LA8and133LR3);
plot(1:45,TnormTr133LA8and133LR3);
hold on;
plot(1:45,y133LR3(1,:), 'd', 1:45,y133LR3(2,:), 's');
```

Обработаем результаты испытаний на долговечность ТТЛ ИС типа 1804ВС1 и 1804ИР1. Дата изготовления выборки из 20 шт. ТТЛ ИС типа 1804ВС1 — январь 1987 г., длительность испытаний 20 тыс. ч (число замеров 10). Дата изготовления выборки из 20 шт. ТТЛ ИС типа 1804ИР1 — декабрь 1987 г., длительность испытаний 20 тыс. ч. Контролируемая и прогнозируемая техническая характеристика: наихудшие значения параметра U_{OL} в выборке. Условие наступления параметрического отказа $U_{OL} \leq 0,5$ В.

По результатам испытаний ТТЛ ИС типа 1804ВС1 сформируем многоэлементный вектор входа P (матрица P), матрица P представляет двадцатиэлементный вектор входа: строки — порядковые номера ИС; столбцы — значения контролируемого параметра U_{OL} в конкретный момент времени. Аналогичным образом формируется многоэлементный вектор входа для ТТЛ ИС типа 1804ИР1 (матрица $Pir1$). В первом слое используем 20 нейронов с функцией активации tansig (гиперболический тангенс), а во втором — 2 нейрона с линейной функцией активации purelin.

Двухэлементный вектор целей формируется из наихудших значений матриц P и $Pir1$. Вначале НС (имя сети net1) обучаем на данных процесса деградации технической характеристики U_{OL} ТТЛ ИС типа 1804ВС1 (рис. 5), далее НС обучаем на данных процесса деградации технической характеристики U_{OL} ТТЛ ИС типа 1804ИР1. Из рис. 5 и 6 видно, что обученная НС достаточно точно «разносит» свои выходы по наихудшим значениям технической характеристики U_{OL} ТТЛ ИС типа 133ЛА8 и 133ЛР3.

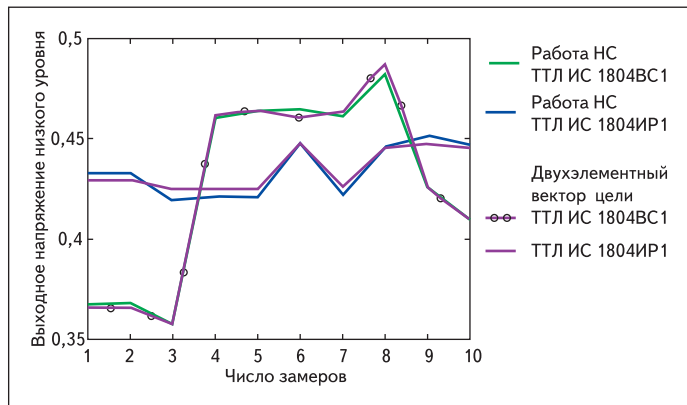


Рис. 5. Моделирование процесса деградации технической характеристики U_{OL} НС newff с двадцатиэлементным вектором входа и двухэлементным вектором целей, обученной на данных ТТЛ ИС типа 1804ВС1

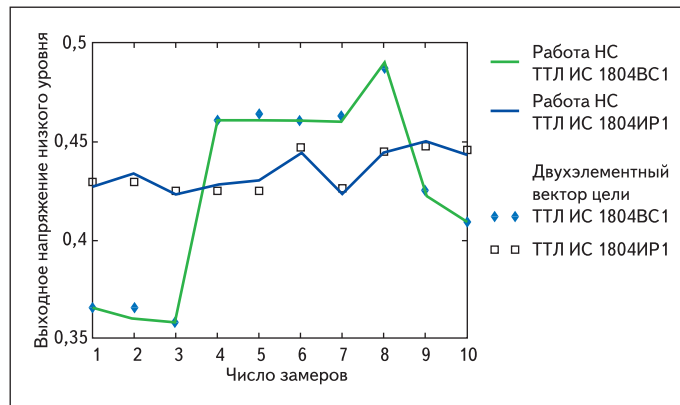


Рис. 6. Моделирование процесса деградации параметра U_{OL} НС newff с двадцатиэлементным вектором входа и двухэлементным вектором целей, обученной на данных ТТЛ ИС типа 1804ИР1

```

% Создаем НС с двадцатиэлементным вектором входа и двухэлементным вектором
% выхода, обучаем на данных для ТТЛ ИС типа 1804BC1
net1=newff(minmax(P),[20,2], {'tansig', 'purelin'}, 'traincgf');
net1.trainParam.epochs = 800;
net1.trainParam.goal = 1e-5;
% Двухэлементный вектор целей MaxBC1andIR1
[net1,tr]=train(net1,P,MaxBC1andIR1);
y=sim(net1,P);
plot(1:10,MaxBC1andIR1,'m',1:10,y(1,:), 'g',1:10,y(2,:), 'b');
%Обучаем НС на данных ТТЛ ИС типа 1804IP1
[net1,tr]=train(net1,Pir1,MaxBC1andIR1);
y=sim(net1,Pir1);
plot(1:10,MaxBC1andIR1(1,:), 'd',1:10,MaxBC1andIR1(2,:), 's',1:10,y(1,:),
'g',1:10,y(2,:), 'b');
y=sim(net1,Pir1);
%Взаимная проверка
y=sim(net1,P);
plot(1:10,MaxBC1andIR1,'m',1:10,y,'g');
y=sim(net1,Pir1);
plot(1:10,MaxBC1andIR1,'m',1:10,y,'g');

```

Выводы

Итак, математическое моделирование в системе визуального имитационного моделирования Matlab/Simulink показывает, что методы теории распознавания образов, реализованные с использованием НС, могут быть использованы для отбора партий ИС с повышенной надежностью. Теоретически возможно создать НС, способную самостоятельно разделять партии ИС по надежности.

В качестве прогнозирующих признаков предложено использовать технические характеристики, контролируемые по ТУ, а Евкли-

дову норму технических характеристик следует рассматривать как обобщенную траекторию процесса деградации исследуемого объекта.

Для практического использования предложенного метода требуется разработка классифицирующего правила с порогом и экспериментальное подтверждение достоверности результатов отбора партий ИС (не менее 95 %).

Литература

1. Горлов М., Адамян А., Каехтин А., Строгонов А. Диагностические методы контроля качества и прогнозирующей оценки надежности полупроводниковых изделий // Chip News. 2002. № 1.
2. Колосов С. А. Применение теории распознавания образов к вопросу прогнозирования надежности изделий электронной техники // Электронная техника. 1969. Вып. 1.
3. Аладинский В. К., Горелкина Е. Н., Дубицкий Л. Г., Соляр В. Г. Применение метода распознавания образов для отбора германиевых туннельных диодов с повышенной надежностью // Электронная техника. Сер. 8. Управление качеством и стандартизация. 1976. Вып. 6.
4. Строгонов А. Использование нейронных сетей для изучения надежности ИС // Компоненты и технологии. 2007. № 2.