

собственные ОС для смарт-карты на базе микроконтроллера PIC, которая будет отвечать предъявленным требованиям обеспечения безопасности доступа к информации с использованием смарт-карт [3].

#### Литература

1. *Тимоти М. Юргенсен, Скотт Б. Гатери.* Смарт-карты: настольная книга разработчика / Пер. с англ. М.: КУДИЦ-ОБРАЗ, 2003. 416 с.
2. *Петров А. А.* Компьютерная безопасность. Криптографические методы защиты. М.: ДМК, 2000. 448 с.
3. Интернет-адрес: <http://www.microchip.com>

## КЛАССИФИКАЦИЯ ОБЪЕКТОВ В ОБУЧАЮЩИХСЯ СИСТЕМАХ НА ОСНОВЕ XCSF

А. В. Изотов, Д. А. Стрикелев

### 1. ВВЕДЕНИЕ

В отличие от ЭВМ, человек может без усилий решать сложные проблемы классификации (например, узнать человека в толпе по промелькнувшему лицу), что обусловлено различными архитектурами биологического и фон-неймановского компьютеров [1]. В последнее время в качестве перспективного подхода к созданию универсальных интеллектуальных систем применяются биологические вычисления. На его основе созданы две наиболее широко используемые системы принятия решений: нейронные сети и обучающиеся классификаторы. В отличие от нейронных сетей, подход на основе классификаторов не требует проектирования топологии связей между элементами системы: анализ более сложных проблем приводит только к усложнению условий классификаторов и увеличению их количества без усложнения структуры самой системы [2].

### 2. ОСНОВЫ СИСТЕМ ОБУЧАЮЩИХСЯ КЛАССИФИКАТОРОВ

Системы обучающихся классификаторов (LCS) представляют собой эволюционирующие обучающиеся системы, состоящие из множества правил, механизмов вычисления вознаграждений, адаптивного усиливающего обучения и эволюции. В отличие от традиционных обучающихся систем, принимающих решения по критерию максимизации вознаграждения, системы, максимизирующие точность прогнозирования известны как XCS. Отдельный подвид XCS – XCSF – расширяет традиционную концепцию LCS посредством использования вычисляемого предсказания и применяется для вычисления значений функций вещественных переменных: классификаторы не имеют действия, а вычисляемое предсказание используется для кусочно-линейной аппроксимации функций [3].

### 3. ВЫЧИСЛИТЕЛЬНЫЙ ЭКСПЕРИМЕНТ

В данном исследовании рассматривались вопросы применения XCSF, в частности библиотеки XCSF-Ellipsoids [4], для распознавания трехмерных фигур, символов и графических изображений.

Все объекты определялись в области N-мерного пространства, ограниченной N-мерным кубом с длиной сторон равной единице, одна вершина которого находилась в начале координат, а ребра параллельны осям координат. Для трехмерных фигур  $N=3$ , для символов и графических изображений  $N=2$ .

Перед обучением и проверкой распознаваемые объекты представлялись в виде, понятном для системы. На этапе обучения XCSF из указанной области выбирались точки; координаты точек поступали в XCSF, прогнозирующую значение функции в этих точках; на основе сравнения фактического значения функции в точке и оценки, предложенной классификаторами, выполнялось улучшение параметров системы. На этапе проверки проводилось сравнение значений функции в точках, находящихся в узлах равномерной сетки, со значениями, предсказанными XCSF; подсчитывалось количество совпадений. По числу верных прогнозов проводилось соотнесение распознаваемых объектов к тому или иному классу.

#### 3.1. РАСПОЗНАВАНИЕ ТРЕХМЕРНЫХ ФИГУР

Фигуры задавались функцией трех переменных  $F(x,y,z)$ , принимающей значения 0 (тела в данной точке нет) и 1 (тело в данной точке присутствует). На этапе обучения из области определения фигуры случайным образом выбирались точки (30000 точек), представленные триплетом координат (вещественных чисел из интервала 0.0–1.0); для проверки брались точки (1000 точек), находящиеся в узлах равномерной сетки. Результаты распознавания фигур представлены в табл. 1.

Таблица 1

Результаты распознавания трехмерных фигур

Фигура	Количество верных прогнозов при самораспознавании	Максимальное количество верных прогнозов при распознавании других фигур
Шар	833	663
Цилиндр	862	771
Куб	1000	800
Конус	702	601
Однополостный гиперboloид	760	621
Эллиптический параболоид	877	736

Как видно из таблицы, XCSF всегда достоверно распознает форму фигур, точность распознавания фигуры достаточно велика: на этапе проверки степень сходства фигуры с другими фигурами меньше на 10–20% степени ее изоморфизма.

### 3.2. РАСПОЗНАВАНИЕ СИМВОЛОВ АЛФАВИТА

Изображения букв латинского алфавита в формате GIF представлялись в виде двумерной матрицы, элементы которой принимали значения 0 (пиксел белого цвета) и 1 (пиксел другого цвета). Параметры обучения: шрифт: Times New Roman; размер: 288 pt; размер популяции – 2000 классификаторов, количество итераций – 100000. Каждая популяция классификаторов, обученных распознавать одну из букв латинского алфавита, сохранялась в файл. На этапе проверки популяции классификаторов последовательно загружались из файлов; значения вычислялись в 10000 точек равномерной сетки; символ классифицировался как буква, имеющая максимальное число совпавших точек. Параметры классификации: шрифт: Times New Roman; размер: 24 pt. Результаты классификации представлены на рис. 1.

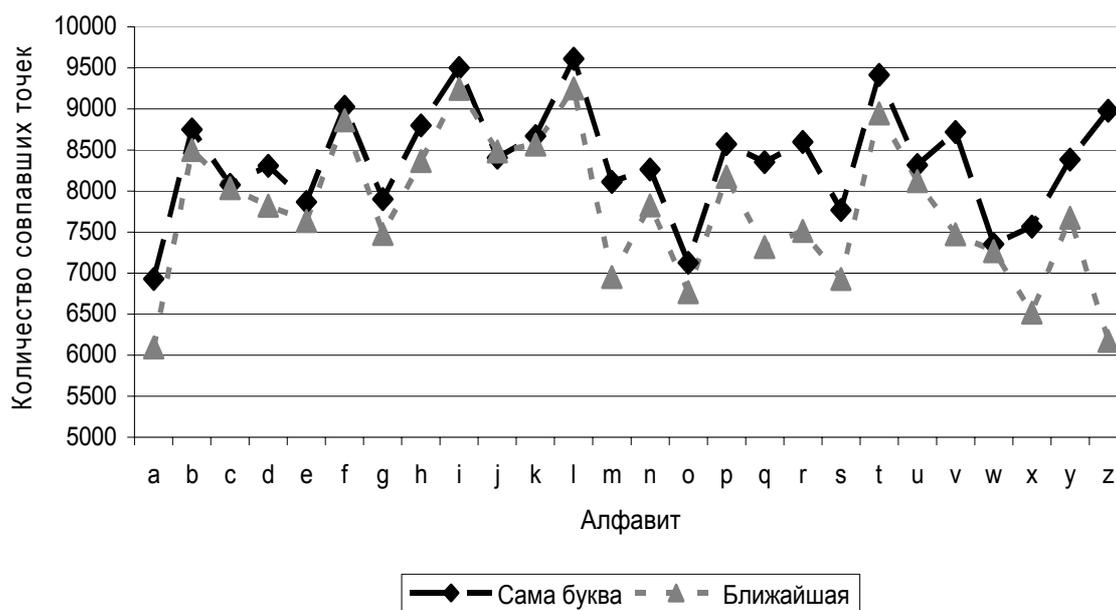


Рис. 1. Степень распознавания букв в XCSF

Из рис.1 следует, что XCSF достоверно распознает буквы: при классификации 26 символов ошибка составила 3,8%.

### 3.3. РАСПОЗНАВАНИЕ РИСУНКОВ

Для распознавания рисунков применялся набор из десяти изображений в формате GIF, представленных в виде двумерных матриц, значения

элементов которых принадлежали диапазону от 0.0 до 1.0 и представляли уровень цветовой насыщенности точки изображения по шкале от минимальной насыщенности, встречающейся в изображении, до максимальной. На этапе обучения случайным образом выбирались точки рисунка (30000 точек), представленные парой координат (вещественных чисел из интервала 0.0–1.0). На этапе проверки проводилась классификация, как исходных изображений, так и зашумленных различными способами (рис. 2). Результаты распознавания приведены в табл. 2.



Рис. 2. Распознаваемые изображения с различным способом зашумленности:  
а – оригинал, б – шум 1, в – шум 2, г – шум 3

Таблица 2

**Результаты распознавания изображений с различным способом зашумленности**

№	Количество верных прогнозов при самораспознавании				Максимальное количество верных прогнозов при распознавании других изображений			
	Оригинал	Шум 1	Шум 2	Шум 3	Оригинал	Шум 1	Шум 2	Шум 3
1	6523	4917	6581	5099	4752	4101	4845	4095
2	7857	5237	7470	5904	5790	4410	5988	4789
3	7849	5339	7251	5883	5340	4310	5006	4387
4	8289	5905	7594	5847	4278	4005	5228	3978
5	7949	5568	7641	5491	5165	4111	5145	3921
6	7475	5433	7089	5751	5628	4510	5548	4682
7	7632	5118	6498	5721	5872	4544	5232	4822
8	8242	5575	7379	6187	5454	4650	5466	4474
9	7460	5186	7132	5255	5127	4198	4998	4125
10	6658	5631	7082	5054	2631	3051	3327	2522

Из таблицы следует, что XCSF независимо от типа шума достоверно распознает изображение: степень изоморфизма превышает степень сходства с другими изображениями более чем на 23% (при отсутствии шума) и 11% (с шумом).

**4. ЗАКЛЮЧЕНИЕ**

Применение систем обучающихся классификаторов на основе XCSF позволяет проводить классификацию различных объектов с высокой точностью: для простых объектов более 96%.

## Литература

1. *Jianchang A. K. J., Mohiuddin M. K.* Artificial Neural Networks: A Tutorial / A.K.J. Jianchang, M.K. Mohiuddin // IEEE Computer. 1996. № 29. P. 31–44.
2. *Butz M. V.* Rule-based Evolutionary Online Learning Systems: Learning Bounds, Classification, and Prediction / M.V. Butz // Illinois Genetic Algorithms Laboratory [Electronic resource]. 2004.  
Mode of access: <http://www.illgal.uiuc.edu/pub/papers/IlliGALs/2004034.pdf>  
Date of access: 19.02.2009.
3. *Lanzi, P. L.* XCS with Computed Prediction in Multistep Environments / P.L. Lanzi, D. Loiacono, S.W. Wilson, D.E. Goldberg // GECCO2005: Proc. of the 2005 conf. on Genetic and evolutionary computation, Washington DC, USA, 25–29 June, 2005. Washington DC, 2005. P. 1859–1866.
4. XCSF-Ellipsoids Java plus Visualization // Missouri Estimation of Distribution Algorithms Laboratory [Electronic resource]. 2008.  
Mode of access: [http://medal.cs.umsl.edu/files/XCSF\\_Ellipsoids\\_Java.zip](http://medal.cs.umsl.edu/files/XCSF_Ellipsoids_Java.zip)  
Date of access: 15.02.2009.

## МЕТОДЫ НЕЛИНЕЙНОЙ ДИНАМИКИ В ИССЛЕДОВАНИИ КОЛЕБАТЕЛЬНЫХ ПРОЦЕССОВ МАШИН

Кан Шоучян

### ВВЕДЕНИЕ

Традиционные методы анализа колебательных процессов сложных механических систем, в основном базируются на спектрально-корреляционных методах в различных их вариантах. При этом, динамическая сущность процессов, порождающих такие сигналы, как правило, уходит на второй план. Современная нелинейная динамика позволяет рассмотреть анализ сигналов как процесс идентификации динамических систем по результатам анализа экспериментальных данных [1].

В настоящее время представления синергетики и теории динамического хаоса все шире используются при анализе реальных колебательных сигналов машин.

Целью предлагаемой работы является оценка возможности выявления при помощи методов нелинейной динамики критериев для определения функционального состояния работы машин, по параметрам вибрации.

Хаотические явления возможны во многих механических и электрических системах. Это, например, могут быть нелинейные упругие элементы, пружины, механические системы с зазором или мертвым ходом, системы с вращением, контрольные устройства с обратной связью, нелинейные сопротивления, ёмкости или индуктивные элементы электрических цепей.

Динамическому хаосу в фазовом пространстве системы соответствует притягивающее множество, называемое странным аттрактором.