

## ОБ ОДНОЙ МОДЕЛИ АДАПТИВНОЙ САМООРГАНИЗУЮЩЕЙСЯ ТЕХНИЧЕСКОЙ СИСТЕМЫ РАСПОЗНАВАНИЯ ОБРАЗОВ

В работе представлены результаты моделирования и исследования граничных диапазонов работы адаптивных устройств распознавания образов на основе разделяющих функций мажоритарного вида

### 1. Актуальность задачи

Одним из важных вопросов построения адаптивных систем диагностирования на основе самоорганизации является исследование механизмов изменения архитектуры технических систем в соответствии с внешними воздействиями, определение характеристик на граничных диапазонах и выявление способов для их улучшения. Этому аспекту самоорганизации технических систем в литературе уделено недостаточно внимания.

Целью настоящей работы является построение модели адаптивной самоорганизующейся технической системы (СТС) распознавания образов для исследования механизма и диапазонов самоорганизации при различных характеристиках системы.

### 2. Описание модели СТС

При построении модели СТС используется основная идея синергетики о принципиальной возможности спонтанного возникновения порядка и организации его из беспорядка и хаоса в результате процесса самоорганизации. При этом СТС должна противостоять стохастическому изменению во времени и пространстве качественных и количественных характеристик распознаваемых образов, обеспечивая для каждой ситуации максимальную результативность.

Модель СТС имеет следующий вид:

$$СТС = \{V, W, P, R, S\}, \quad (1)$$

где  $V$  – множество детерминированных воздействий на СТС со стороны разработчика или обслуживающего персонала, обуславливающих предварительный выбор варианта организации системы;

$W$  – множество стохастических параметров, воздействующих на систему со стороны объекта распознавания;

$P$  – множество выходных параметров модели, характеризующих организацию системы при изменении элементов множеств  $V$  и  $W$ : достоверность и быстродействие распознавания, сложность разделяющей функции и другие;

$R$  – множество ресурсов СТС, которые могут быть использованы для изменения организа-

ции системы: характеристики временной, структурной, информационной и других видов избыточности;

$S$  – множество средств самоорганизации системы: алгоритмы, программы, специализированные устройства. В качестве алгоритмов, например, могут быть использованы алгоритмы синтеза разделяющих функций с использованием метода группового учета аргументов (МГУА) [1,2].

Множество  $W$  в общем случае включает в себя параметры исследуемого объекта, подверженные случайным изменениям, вызванным временными, пространственными или технологическими причинами. Элементы  $W$ :  $w_1, w_2, \dots, w_n$  – характеризуют интенсивность входного потока заявок для распознавания, количество и виды объектов распознавания, перечень признаков распознавания, вероятностные информативности признаков и другие параметры.

В общем случае СТС должна учитывать изменения всех компонент множества  $W$ . В работе [3], в частности, представлен подход, позволяющий на основе самоорганизации изменять параметры СТС в соответствии с изменением интенсивности входного потока заявок на распознавание образов.

Рассматриваемый в работе класс СТС должен быть адаптивен двум факторам:

– изменяющимся условиями постановки задач, определяемых множеством  $V$ ,

– изменению характеристик распознаваемых объектов из множества  $W$ , в частности, изменению вероятностной информативности дискретных признаков распознавания  $P_s$ .

Параметр  $P_s$  характеризует вероятностную оценку правильного распознавания образа на основе одного признака. В процессе адаптации параметры множеств  $R$  и  $S$  должны обеспечивать заданные или максимально возможные технические характеристики распознающей системы.

К основным принципам построения адаптивных СТС относится принцип многоуровневой адаптации, предполагающий поиск и использование новых технических решений на аппаратном, программном, информационном и других уровнях

обеспечения систем [4]. При этом следует иметь в виду возможность адаптации на различных подуровнях каждого уровня.

Одной из особенностей построения СТС является автоматический синтез оптимальной организации на основе упорядоченного перебора вариантов архитектур системы на всех уровнях. Перебор комбинаций всех вариантов при большой детализации каждого уровня является весьма сложной задачей из-за большой размерности. Для сокращения области перебора и сокращения временных и аппаратных затрат на моделирование в модель вводятся указания рекомендательного характера, входящие в множество  $V$ . Эти указания формируются на основе экспертных знаний предметной области. В настоящей работе, в частности, из всего множества классов разделяющих функций для моделирования априорно выбирается в качестве базового класс мажоритарных функций (МФ). Выбор МФ обусловлен следующими причинами:

- данный тип функций позволяет получение результата с высокой степенью достоверности на основе коллективного решения для некоторого множества аргументов, при этом подтверждается принцип возможности создания надежных устройств из ненадежных элементов;

- эти функции, будучи дискретным аналогом функций, реализующих перцептрон Розенблатта, являются характерной моделью для многих биологических, социальных и технических объектов;

- совокупность МФ, образуя отдельный класс функций, имеющих различные характеристики по сложности описания и времени синтеза, достоверности и времени принятия решения, аппаратной и программной реализации – предоставляет определенную свободу выбора при использовании их в СТС.

МФ относятся к классу логических (переключательных) функций с дизъюнктивной формой. Значение МФ определяется большинством значений (0 или 1), входящих в нее аргументов. Считаем, что, если значение МФ равно нулю, то исследуемый образ относится к классу А, в противном случае – к классу В. МФ характеризуется числом аргументов  $n$  и порогом мажорирования  $m = \lfloor n/2 \rfloor$  (обратные скобки обозначают округление в большую сторону). Мажоритарной функцией, имеющей минимальную сложность, является функция от трех аргументов  $y(x_1, x_2, x_3)$ , значение которой определяется по правилу большинства «два из трех». Обозначим ее как  $M(2,3)$ . Эта функция имеет вид:

$$y(x_1, x_2, x_3) = x_1 x_2 \cup x_1 x_3 \cup x_2 x_3. \quad (2)$$

Число различных сочетаний аргументов  $p$  в конъюнкциях определяется как  $p = C_n^m$ . Общий вид МФ можно представить следующим образом:

$$y(X^*) = \bigcup_{i=1}^p \bigcap_{j=1}^m x_{c_{ij}}, \quad (3)$$

где символ  $\bigcup$  обозначает операцию дизъюнкции конъюнкций аргументов вектора  $X^* = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ ,  $p=3, 5, 7, \dots$ ;

символ  $\bigcap$  – соответственно операцию конъюнкции,  $m=2, 3, 4, \dots$ ;

$c_{ij}$  – элементы матрицы индексов аргументов вектора  $X$ , представляющие собой по строкам различные сочетания индексов аргументов в конъюнкциях МФ ( $i=1, p$ ;  $j=1, m$ ). Например, для (2) элементы матрицы  $C$  по строкам составляют сочетания: 12, 13, 23.

Элементы вектора  $X^*$  представляют собой подмножество аргументов (группу) из вектора  $X$ , объединяющего весь перечень аргументов (признаков), характеризующих образы распознавания. Перечень элементов  $X$  определяется конструктором.

Для синтеза оптимальной функции мажоритарного вида на основе МГУА разработаны и исследованы два алгоритма комбинаторного и итерационного типа [2]. При синтезе определяется перечень наиболее информативных признаков вектора  $X$  и вид МФ, позволяющий разделение данных обучающей выборки на два класса с максимальной достоверностью.

Алгоритм комбинаторного типа построен на основе выражения (3), в котором производится усложнение и перебор мажоритарных функций для данных обучающих выборок признаков вектора  $X$  при  $n=3, 5, 7, 9, \dots$ .

На первой итерации алгоритма итерационного типа используется выражение (3) при  $n=3$ . При этом выбирается  $k$  наилучших моделей, составляющих множество  $Y_1 = \{y_1, y_2, \dots, y_k\}$ , имеющих наибольшую достоверность разделения на исходных выборках, для следующей итерации. Параметр  $k$  определяет свободу выбора и задается конструктором. На каждой последующей итерации на основе множества моделей предыдущей итерации определяются модели множества  $Y_{r+1}$  по следующему выражению:

$$\hat{y}_{r+1} = \bigcup_{i=1}^{C_3^2} \bigcap_{j=1}^2 (c_r)_{ij}, \quad (4)$$

где  $(c_r)_{ij}$  – содержимое ячеек матрицы, соответствующее моделям предыдущей итерации с номером  $r$ .

Поскольку основным требованием в задаче является обеспечение максимальной достоверно-

сти распознавания, то для оценки качества варианта искомой функции использован критерий максимума достоверного распознавания образов на экзаменационной выборке, соответствующий общему числу верных исходов при распознавании классов А и В. Условием останова итерационного алгоритма является прекращение возрастания достоверности разделения на последующем шаге итерации.

Согласно теории МГУА при упорядоченном переборе и усложнении моделей значение критерия имеет экстремальное значение. Модель, соответствующая экстремуму, имеет оптимальную сложность и является искомым результатом.

### 3. Результаты исследования модели

На рисунке 1 для иллюстрации механизма самоорганизации распознающей модели представлен фрагмент дерева генетических уровней при синтезе разделяющей функции мажоритарного вида с использованием итерационного алгоритма. На первом уровне итерации I1 строятся модели для произвольных групп из трех аргументов (признаков), для которых определяется результат распознавания по принципу большинства, в данном случае «два из трех». На втором и третьем уровнях (I2 и I3) производится аналогичное объединение выходов моделей предыдущих уровней для получения более надежного результата распознавания.

Для мажоритарной функции вида «два из трех» – M(2,3) вероятность правильного распознавания Pr при условии одинаковой вероятности распознавания каждого признака Ps определяется по следующему выражению:

$$Pr = 3 \cdot Ps^2 \cdot (1 - Ps) + Ps^3. \quad (5)$$

Использование генетических алгоритмов позволяет получить значение Pr, близкое или равное единице, за определенное число генетических уровней (итераций) I. На рисунке 2 представлены графики зависимости Pr=f(I) при различных значениях Ps, полученные методом итерационного вычисления с использованием рекурсивного алгоритма и выражения (5) при различных Ps. Как показывает анализ графиков, получить вероятность Pr, равную единице, можно при любом Ps > 0,5, но за различное число итераций, причем требуемое число исходных признаков Ns определяется по формуле:  $Ns = 3^I$ . Например, для получения Pr=1 при Ps=0.51 расчетным путем определено I=13, а  $Ns=3^{13}$ . В реальных СТС, естественно, число информационных каналов, соответствующее числу признаков распознавания, существенно меньше.

При этом важным является вопрос определения реально достижимой вероятности распознавания образа для имеющихся исходных данных об образах и ресурсах СТС.

На рисунке 3 представлены гистограммы изменения реально достижимой вероятности распознавания образов в зависимости от доступного числа информационных каналов (признаков) при различных значениях Ps. При построении гистограмм был использован следующий ряд значений Ps: 0,55, 0,65, 0,75, 0,85 и 0,95, а также – СТС с разделяющими функциями M(2,3), M(3,5), M(4,7), M(5,9). Цифры в скобках при обозначении типов РФ указывают на тип используемой мажоритарной функции, например – «два из трех». Как видно из гистограмм, увеличение числа информационных каналов при использовании различных моделей РФ позволяет повысить общую вероятность распознавания системы для заданного перечня значений Ps.

На рисунке 4 представлены графики изменения вероятности системы на всем полезном диапазоне изменения Ps (при Ps>0,5) и различных моделях разделяющих функций СТС, в частности: кривая n1 соответствует модели M(2,3), кривая n2 – модели M(3,5), n3 – M(4,7), n4 – M(5,9), n5 – M(6,11) и n6 – M(7,13).

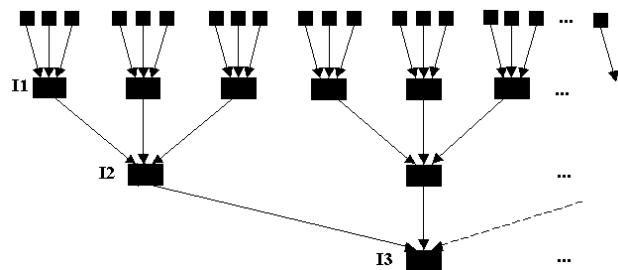


Рисунок 1. Фрагмент дерева генетических уровней самоорганизующейся технической системы

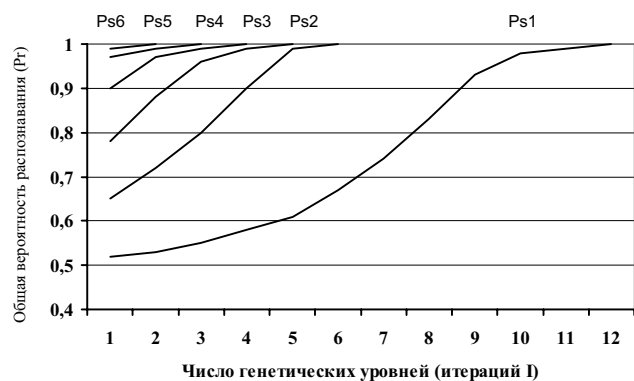


Рисунок 2. Графики изменения общей вероятности распознавания образа СТС в зависимости от числа генетических уровней и вероятности каждого признака. Ps1=0,51; Ps2=0,6; Ps3=0,7; Ps4=0,8; Ps5=0,9; Ps6=0,99

Эти графики позволяют определить оптимальную архитектуру СТС для априорно известной величины  $P_s$  при увеличении  $N_s$ . Анализ графиков и гистограмм, представленных на рисунках, позволяет сделать следующие выводы:

– время самоорганизации, определяемое, числом итераций до достижения требуемой вероятности распознавания, зависит от вероятностных характеристик каждого признака распознавания;

– число признаков, необходимых для получения требуемой общей вероятности распознавания  $P_d$ , зависит от величин  $P_d$  и  $P_s$ ;

– диапазон адаптации СТС при самоорганизации не безграничен и определяется параметрами:  $P_d$ ,  $P_s$  и  $N_s$ .

Реализация каждого генетического уровня требует дополнительных временных и аппаратных затрат, например дополнительной памяти. Если ресурсы СТС, определяемые множеством  $R$ , ограничены, то СТС согласно этим ограничениям обладает некоторыми реально достижимыми характеристиками. Если множество признаков  $S$ , имеющих, например, величину  $P_s=0,51$ , меньше, чем  $3^{13}$ , то, не смотря на возможность адаптации, СТС также не обеспечит требуемого значения  $P_r$  и ограничится его реально достижимой величиной.

#### 4. Выводы

Рассмотренная выше модель СТС и представленные графики позволяют определить механизм самоорганизации и основные характеристики СТС для ряда частных случаев на теоретическом уровне. На практике обычно априорно известны далеко не все характеристики исследуемого объекта, в частности, характеристики признакового пространства объекта, и СТС функционирует в условиях неопределенности. В этом случае необходимо периодическое либо по необходимости переобучение

#### Список использованной литературы:

1. Ивахненко А.Г. Принятие решений на основе самоорганизации. – Киев: Наукова думка, 1976. – 285 с.
2. Аралбаев Т.З. Синтез разделяющих функций мажоритарного вида на основе МГУА. //International Conference on inductive modeling «ICIM-2002», section 7. –Lviv:2002. –Рр. 176-180.
3. Аралбаев Т.З. Методологические аспекты построения адаптивных систем мониторинга и диагностики сложных технических объектов. //Сборник научных трудов международной научно-технической конференции: Информационные технологии в образовании, технике и медицине. Ч.2. Волгоград: РПК «Политехник», 2002. –С.55-58.
4. Растринин Л.А. Адаптация сложных систем. – Рига: Зинатне, 1981. –375 с.
5. Аралбаев Т.З. Устройство для распознавания ситуаций. /Патент № 2195703. Опул. в Б.И. № 36, 27.12.2002.
6. Аралбаев Т.З. Теоретические и прикладные аспекты построения адаптивных мажоритарных устройств распознавания образов. / Вестник Оренбургского государственного университета. –2002. -№ 5. –С. 131-136.

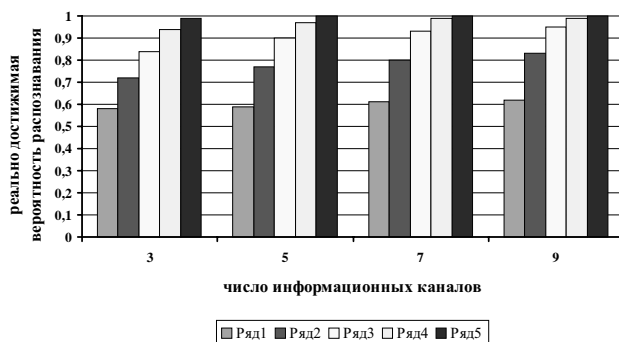


Рисунок 3. Графики изменения реально достижимой вероятности распознавания образов в зависимости от доступного числа информационных каналов при различных вероятностях распознавания ( $P_s$ ) по каждому каналу  
Ряд 1 –  $P_s=0,55$ , ряд 2 –  $P_s=0,65$ , ряд 3 –  $P_s=0,75$ ,  
ряд 4 –  $P_s=0,85$ , ряд 5 –  $P_s=0,95$

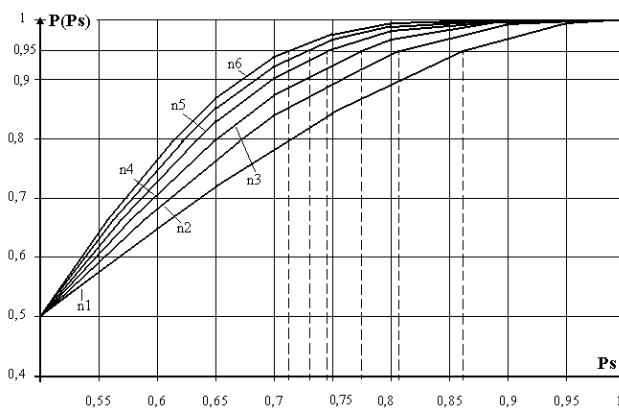


Рисунок 4. Графики изменения вероятности распознавания системы в зависимости от вероятности распознавания каждого информационного канала при различных архитектурах систем:  $n_1 - M(2,3)$ ,  $n_2 - M(3,5)$ ,  $n_3 - M(4,7)$ ,  
 $n_4 - M(5,9)$ ,  $n_5 - M(6,11)$

системы распознавания на текущих характеристиках распознаваемых образов. Пример такого устройства представлен в работе [6]. Представленные результаты использованы при разработке адаптивных мажоритарных устройств распознавания образов [5,6].