

ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

Актуальность диссертационной работы. В последнее время системы интеллектуальной настройки (СИН) параметров технологических процессов на основе искусственных нейронных сетей (ИНС) всё чаще применяются во многих технических и промышленных приложениях. Основные преимущества нейросетевых систем по сравнению с классическими подходами особенно хорошо выявляются при работе со сложными технологическими объектами, неподдающимися точному формальному математическому описанию, как из-за нелинейности внутренней структуры, так и из-за необходимости учёта множества внешних факторов. В свою очередь, ИНС представляют собой большое количество моделей и алгоритмов, обладающих специфическими качествами и имеющих ограниченные функциональные рамки. Усложнение модели объекта посредством увеличения размерности задачи, например, вводом в исходную модель дополнительных параметров, а так же необходимость учёта возможной рассинхронизации при получении информации с различных датчиков и устройств, делают задачу настройки многокритериальной системы трудноразрешимой с учетом индивидуальных особенностей функционирования отдельно взятых ИНС, входящих в состав СИН.

В этой связи наиболее перспективным направлением развития в области интеллектуальных систем стало выделение набора подзадач и объединение различных методов их решения, в частности, на нейросетевой основе. Многообещающей реализацией данной концепции стало развитие мультиагентных систем (МАС), в которых основной акцент делается на декомпозиции системы, относительно независимом решении частных задач и оптимальном взаимодействии множества связанных компонентов, решающих частные задачи, моделируемой системы для наилучшего решения общей задачи.

Важной особенностью значительного класса подзадач настройки параметров технологических процессов, возникающих на практике в крупномасштабных системах, является достаточно гладкий вид функционала, что, с одной стороны, всё ещё не позволяет применять классические методы, основанные на линеаризации, ввиду накопления ошибок и снижения робастности моделируемых систем, но, с другой стороны, делает излишним использование громоздких, например, с большим количеством слоёв и скрытых нейронов, ИНС или ансамблей ИНС. Данное обстоятельство усугубляется требованием формирования быстрого отклика системы и необходимостью осуществления оперативного дообучения сети в масштабе реального времени. В настоящий момент лишь несколько нейросетевых архитектур позволяют в некоторой степени эффективно справляться с такими проблемами, неизбежно жертвуя качеством обучения в угоду производительности.

Исходя из этого, в решении многих актуальных задач настройки технологических процессов в рамках МАС можно выделить 2 этапа:

- 1) разработка собственно агентов – небольших относительно автономных систем, эффективно решающих локальные задачи;
- 2) проектирование и разработка механизма взаимодействия агентов для оптимального решения общей задачи.

Таким образом, разработка новых подходов, методов решения частных задач и моделирование на их основе настройки сложных технологических процессов в многокомпонентных объектах по совокупности ряда внешних и внут-

ренных признаков в условиях неполноты информации, когда в силу изначальной сложности, как среды функционирования, так и настраиваемого объекта, оказывается невозможным применить классические методы, а ограничения, накладываемые характером среды решаемых задач, не позволяют использовать сложные адаптивные подходы, несомненно, является актуальной и важной проблемой, решение которой представляется возможным осуществить в поле прикладных интеллектуальных систем на базе нейросетевого мультиагентного подхода.

Целями диссертационной работы являлись:

- проведение анализа существующих мультиагентных методов решения задач настройки сложных технологических процессов и производств;
- решение задач автоматизированной настройки технологических процессов применительно к хлебопекарному производству и распределению трафика в закрытой информационной системе.

Научная новизна работы состоит в следующем:

- разработан новый подход к решению задач автоматизированной настройки технологических процессов на базе мультиагентных систем с доменными структурами;
- предложен новый диапазонный метод определения лучших агентов на основе статистических показателей их работы;
- на основе обобщения существующей архитектуры Хехт-Нильсона разработана новая нейросетевая архитектура посредством введения многомерных самоорганизующихся карт Кохонена.

Теоретическая и практическая ценность состоит в том, что в работе предложен новый подход к решению задачи автоматизированной настройки технологических процессов в условиях неполной и неточной информации на основе, в частности, модификации архитектуры сети Хехт-Нильсона, расширения размерности самоорганизующихся карт Кохонена, разработанных методов диапазонной конкуренции, которые можно применить для решения широкого круга задач в различных прикладных областях.

Полученные в работе результаты: математические модели, методы, алгоритмы и программные коды используются при автоматизированной настройке технологических процессов выпечки хлебобулочных изделий в Калужском хлебозаводе и в ООО «Пекарня «Дом хлеба»», для автоматизированной настройки процессов распределения трафика закрытой информационной системе в ЗАО «Корбина-Телеком», в Филиале №1 ООО «Макнет системы», а так же в учебных целях, в Калужском технологическом колледже. Копии актов о внедрении прилагаются.

Достоверность результатов работы обусловлена корректной постановкой задачи, применением математически обоснованных методов её решения, сравнением теоретических результатов с экспериментальными данными.

На защиту выносятся следующие положения:

- модель мультиагентной многоуровневой иерархической системы с доменной структурой на основе договорных сетей с диапазонными алгоритмами организации межагентного взаимодействия;
- обобщение самоорганизующихся карт Кохонена на основе разработанных методов многомерных формаций нейронов, их областей притяжения и алгоритмов обучения;

- модификация архитектуры сети Хехт-Нильсона, связанная с введением дополнительных межнейронных связей с элементами разработанных многомерных самоорганизующихся карт Кохонена;
- результаты теоретических и экспериментальных исследований эффективности использования разработанных моделей, методов и алгоритмов при решении задач автоматизированной настройки технологических процессов хлебопекарного производства и распределения трафика в закрытой информационной системе.

Апробация работы. Результаты диссертационной работы докладывались на следующих конференциях: региональные научно-технические конференции «Прогрессивные технологии, конструкции и системы в приборо- и машиностроении» (Калуга 2004, 2005, 2006); Всероссийские научно-технические конференции «Прогрессивные технологии, конструкции и системы в приборо- и машиностроении» (Москва 2005), «Научоёмкие технологии, в приборо- и машиностроении и развитие инновационной деятельности в вузе» (Москва 2006), «Информационные технологии в науке, проектировании и производстве» (Нижний Новгород, 2006); международной научно-практической конференции «Компьютерные технологии в науке и производстве» (Новочеркасск, 2006).

Публикации. По теме диссертации опубликовано 15 печатных работ, из которых одна входит в перечень ВАК РФ.

Объём работы. Диссертационная работа состоит из списка обозначений и сокращений, введения, пяти глав, выводов, списка литературы и приложения. Работа изложена на 262 страницах, включая 100 рисунков, 11 таблиц и список литературы из 93 элементов.

СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

Во введении обосновывается актуальность темы диссертации, ее практическое значение, формулируются основные цели исследования, основные положения, выносимые на защиту, изложена структура диссертации.

В первой главе проведён обзор и анализ литературных данных по теме диссертации. Раздел 1.1 посвящён обзору свойств мультиагентных систем в контексте решения задач настройки технологических процессов. Здесь анализируются особенности основных архитектур интеллектуальных агентов и протоколов межагентного взаимодействия с точки зрения их потенциальной применимости для решения рассмотренного круга задач. В разделе 1.2, посвящённом проблемам разработки современных мультиагентных систем настройки и управления процессами, осуществлена постановка общей исследовательской задачи, состоящей в разработке принципиальной модели МАС и нового типа нейросетевых агентов.

Вторая глава диссертации посвящена вопросам разработки мультиагентной системы настройки технологических процессов, для которых характерны следующие факторы: высокая размерность и объём входных данных; асинхронный характер получения данных; существенно нелинейное поведение объекта настройки и среды его функционирования; ограниченная мощность доступных вычислительных ресурсов при необходимости обеспечения работы объекта настройки в реальном масштабе времени; неудовлетворительная точность существующих методов, либо их отсутствие.

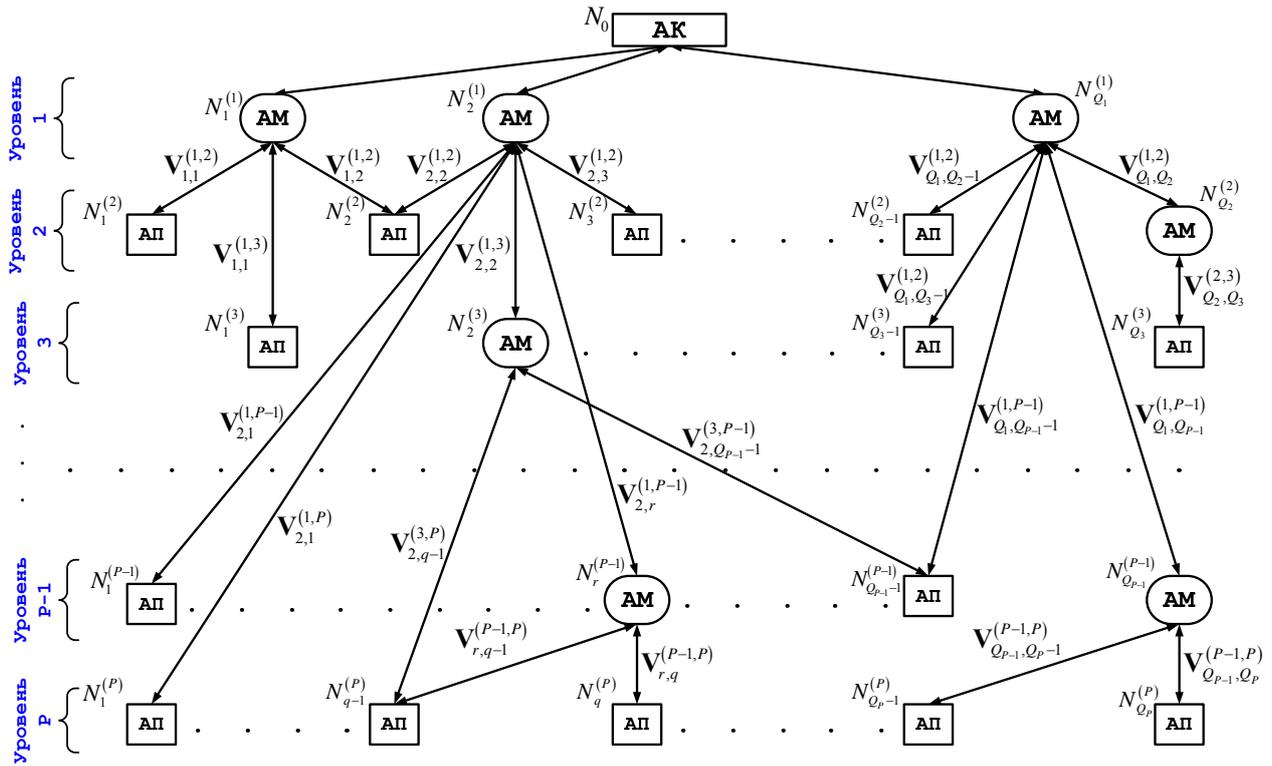


Рис. 1. Модель МАС, представленная взвешенным графом взаимодействия агентов

В разделе 2.1.1 разработана иерархическая модель МАС с учётом дифференциации интеллектуальных агентов по функциональным особенностям в рамках договорных сетей на координаторов (АК), менеджеров (АМ) и подрядчиков (АП). Принципиальным отличием от классических МАС является перенос организационной и социальной функций на агента-менеджера, отвечающего за обработку любых запросов, адресуемых к агенту-подрядчику, характерным примером чего служит обобщённая таблица дескрипторов, внедрённая только в агент-менеджер.

Функциональные особенности архитектуры разработанной МАС отображает двунаправленный плоский граф (рис. 1), промежуточные узлы которого являются АМ, узлы-листья – АП, а корневой узел – АК. Каждый узел ($N_q^{(p)}$, $p \neq 0$; $q = 1, 2, \dots, Q_p$) характеризуется иерархическим уровнем p ($p = 1, 2, \dots, P$), при этом узлы одного уровня равноправны по положению. Каждая дуга графа $e_{q,r}^{(p,g)}$, соединяющая узлы q и r , дислоцированные, соответственно, на уровнях p и g ($p \neq g$), характеризовалась векторным весом $V_{q,r}^{(p,g)}$:

$$V_{q,r}^{(p,g)} = V \left\{ R_{q,r}^{(p,g)}, \mathbf{range}_{q,r}^{(p,g)} \right\} \quad (q \neq r; q \neq 0; r \neq 0), \quad (1)$$

который описывал степень доверия $R_{q,r}^{(p,g)}$, представляемую натуральным числом, к связываемому узлу $N_r^{(g)}$ и область эффективного определения координат (ОЭО) его входного $n_r^{(g)}$ -мерного вектора $\mathbf{range}_{q,r}^{(p,g)}$:

$$\mathbf{range}_{q,r}^{(p,g)} = \left\{ \left(\min_{q,r;1} x_{q,r;1}^{(p,g)}, \max_{q,r;1} x_{q,r;1}^{(p,g)} \right), \dots, \left(\min_{q,r;s_q^{(p)}} x_{q,r;s_q^{(p)}}^{(p,g)}, \max_{q,r;s_q^{(p)}} x_{q,r;s_q^{(p)}}^{(p,g)} \right) \right\}, \quad (2)$$

где $s_q^{(p)}$ – размерность области эффективного определения АП ($s_q^{(p)} \leq n_r^{(g)}$), связанного с q -ым АМ уровня p ; $(\min_{x_{q,r;\eta}^{(p,g)}}, \max_{x_{q,r;\eta}^{(p,g)}})$, $1 \leq \eta \leq s_q^{(p)}$ – η -ый диапазон ОЭО.

Множество АП, связанных с q -ым АМ, дислоцированным на уровне p , образует домен подзадачи – $\Omega_q^{(p)}$.

В разделе 2.1.2, посвящённом реализации управляющих архитектур МАС, описаны модульные структуры внутренней организации 3 типов интеллектуальных агентов и особенности их реализации.

В разделе 2.1.3 разработаны алгоритмические механизмы взаимодействия АП с АМ. Выделены алгоритмы 2 этапов работы МАС: штатного и дообучения.

В качестве основного критерия оценки качества работы каждого r -го АП, дислоцированного на g -ом уровне МАС ($АП_r^{(g)}$), введено понятие ошибки дообучения ($E_{r;\Delta\tau}^{(g)}$) на выборке из $\Delta\tau$ элементов:

$$E_{r;\Delta\tau}^{(g)} = \frac{1}{\Delta\tau} \sum_{t=\tau-\Delta\tau}^{\tau} E_r^{(g)}(t), \quad (3)$$

состоящей из ошибок дообучения, рассчитанных на каждой итерации дообучения ($E_r^{(g)}(t)$).

Ввиду недостатков классических методик определения ошибок работы АП (СКО, относительного отклонения и критерия постоянства), в работе введён новый метод вида:

$$E_r^{(g)}(t) = \frac{1}{2} \sqrt{\frac{\sum_{j=1}^{m_r^{(g)}} [y_{r;j}^{(g)}(t) - d_{r;j}^{(g)}(t)]^2}{\sum_{j=1}^{m_r^{(g)}} [d_{r;j}^{(g)}(t)]^2}} + \frac{1}{2} \sqrt{\frac{\sum_{j=1}^{m_r^{(g)}} [y_{r;j}^{(g)}(t) - d_{r;j}^{(g)}(t)]^2}{\sum_{j=1}^{m_r^{(g)}} [y_{r;j}^{(g)}(t)]^2}}. \quad (4)$$

Для организации выбора АП в нормальном режиме работы МАС предложены 2 оригинальных подхода: на основе учёта времени дообучения наряду с ошибкой функционирования

$$R_{q,\xi}^{(p,\zeta)} = \begin{cases} R_{q,\xi}^{(p,\zeta)} + 1, Pr_{\xi}^{(\zeta)}(t) = \min_{\zeta,\xi} \{ Pr_{\xi}^{(\zeta)}(t) \} \\ R_{q,\xi}^{(p,\zeta)}, Pr_{\xi}^{(\zeta)}(t) \neq \min_{\zeta,\xi} \{ Pr_{\xi}^{(\zeta)}(t) \} \end{cases}; \quad Pr_r^{(g)}(t) = \frac{E_r^{(g)}(t)}{\sum_{\zeta,\xi} E_{\xi}^{(\zeta)}(t)} + \frac{del_r^{(g)}(t)}{\sum_{\zeta,\xi} del_{\xi}^{(\zeta)}(t)}, \quad (5)$$

где $del_r^{(g)}(t)$ – задержка на дообучение $АП_r^{(g)}$ при предъявлении t -ого примера из выборки; и интервальный алгоритм:

1. Формирование множества $\hat{\Omega}_q^{(p)}$, содержащего связанные с $АМ_q^{(p)}$ АП, ОЭО которых принадлежат $s_q^{(p)}$ компонент $n_r^{(g)}$ -мерного ($s_q^{(p)} \leq n_r^{(g)}$) входного вектора $\mathbf{x}_q^{(p)} = (x_{q;1}^{(p)}, x_{q;2}^{(p)}, \dots, x_{q;n_r^{(g)}}^{(p)})$, т.е.:

$$\hat{\Omega}_q^{(p)} \supset АП_r^{(g)}, \mathbf{x}_q^{(p)} \in \text{range}_{q,r}^{(p,g)}, \quad (6)$$

где

$$\mathbf{x}_q^{(p)} \in \mathbf{range}_{q,r}^{(p,g)}, \text{ если } \begin{cases} x_{q;1}^{(p)} \in [\min_{-} x_{q,r;1}^{(p,g)}, \max_{-} x_{q,r;1}^{(p,g)}] \\ \vdots \\ x_{q;s_q^{(p)}}^{(p)} \in [\min_{-} x_{q,r;s_q^{(p)}}^{(p,g)}, \max_{-} x_{q,r;s_q^{(p)}}^{(p,g)}] \end{cases}. \quad (7)$$

2. Если $\hat{\Omega}_q^{(p)} = \emptyset$, то

2.1. Для каждого АП, связанного с $AM_q^{(p)}$, вычисляется коэффициент соответствия κ :

$$\kappa_{q,r}^{(p,g)} = \sum_{\eta=1}^{s_q^{(p)}} \begin{cases} 1, x_{q;\eta}^{(p)} \in [\min_{-} x_{q,r;\eta}^{(p,g)}, \max_{-} x_{q,r;\eta}^{(p,g)}] \\ 0, x_{q;\eta}^{(p)} \notin [\min_{-} x_{q,r;\eta}^{(p,g)}, \max_{-} x_{q,r;\eta}^{(p,g)}] \end{cases}. \quad (8)$$

2.2. Включение в множество $\hat{\Omega}_q^{(p)}$ АП с наибольшим значением коэффициента соответствия:

$$\hat{\Omega}_q^{(p)} \supset AP_r^{(g)}, \kappa_{q,r}^{(p,g)} = \max_{\zeta, \xi} \kappa_{q, \zeta}^{(p, \xi)}. \quad (9)$$

3. Если $|\hat{\Omega}_q^{(p)}| > 1$, то

3.1. Победителем считается АП с максимальной величиной степени доверия $R_{q,r}^{(p,g)}$:

$$AP_r^{(g)}, R_{q,r}^{(p,g)} = \max_{\zeta, \xi} R_{q, \zeta}^{(p, \xi)}. \quad (10)$$

3.2. При выявлении нескольких АП с одинаковой максимальной величиной степени доверия, выбирается АП, ОЭО которого наиболее специфицирована для данного входного вектора (для которого каждая компонента входного вектора находится как можно ближе к центру соответствующего диапазона ОЭО):

$$AP_r^{(g)}, \min_{\zeta, \xi} \sum_{\eta=1}^{s_q^{(p)}} \left| \frac{1}{2} \left(\min_{-} x_{q, \zeta; \eta}^{(p, \xi)} + \max_{-} x_{q, \xi; \eta}^{(p, \xi)} \right) - x_{q; \eta}^{(p)} \right|. \quad (11)$$

3.3. При обнаружении нескольких АП, ОЭО которых одинаково специфицированы для данного входного вектора, выбирается АП с более узкой ОЭО:

$$AP_r^{(g)}, \min_{\zeta, \xi} \sum_{\eta=1}^{s_q^{(p)}} \left| \max_{-} x_{q, \zeta; \eta}^{(p, \xi)} - \min_{-} x_{q, \xi; \eta}^{(p, \xi)} \right|. \quad (12)$$

4. Если $|\hat{\Omega}_q^{(p)}| = 1$, то $AP_r^{(g)} \in \hat{\Omega}_q^{(p)}$ объявляется победителем.

Для интервального подхода, учитывающего области эффективного определения агентов, разработан специальный диапазонный алгоритм, позволяющий специфицировать ОЭО в процессе работы МАС:

1. Определение $AM_q^{(p)}$ множества $\Omega_q^{(p)}$.

2. Предъявление $AM_q^{(p)}$ всем АП своего домена t -го обучающего примера

$$\mathbf{x}_q^{(p)} = \left(x_{q;1}^{(p)}, x_{q;2}^{(p)}, \dots, x_{q;n_\zeta}^{(p)} \right) \text{ и формирование АП откликов.}$$

3. Изменение диапазонов ОЭО каждого $АП_{\xi}^{(\zeta)} \in \Omega_q^{(p)}$ в соответствии с алгоритмом, описанным в диссертации.
4. Выбор следующего примера ($t = t + 1$) и переход к п.2.

В конце раздела рассмотрены общие вопросы организации инагентного и интраагентного поощрения в рамках разработанной МАС. Осуществлён асимптотический анализ сложности разработанных и используемых процедур и алгоритмов.

Раздел 2.2 посвящён общим аспектам программной реализации самих агентов, произведённой на языках C++ и CLIPS, и протоколов межагентного взаимодействия, осуществлённой на языке KQML.

Третья глава диссертационного исследования посвящена вопросам модификации ИНС Кохонена и ИНС Хехт-Нильсона.

В разделе 3.1.1 приведены классические подходы к формированию и обучению самоорганизующихся карт Кохонена посредством алгоритмов WTA и нейронного газа. Указана основная проблема традиционного подхода, заключающаяся в низкой скорости сходимости процесса самоорганизации при большом числе нейронов в обучающих выборках.

В разделе 3.1.2 осуществлена модификация классических карт Кохонена посредством перехода к многомерным кубическим формациям нейронов, благодаря чему удалось сделать матрицу нейронов более компактной, и увеличить число неявных межнейронных связей на 50%.

В результате проведённого обобщения был модифицирован алгоритм обучения СКК в части гауссовой функции поощрения нейронов-победителей для непрерывного случая обучения:

$$\psi(t, \alpha, \beta) = \exp\left(-\frac{\|\zeta(\alpha) - \zeta(\beta)\|^2}{2\delta^2(t)}\right); \quad \|\zeta(\alpha) - \zeta(\beta)\| = \sqrt{\sum_{i=1}^3 [\zeta_i(\alpha) - \zeta_i(\beta)]^2}, \quad (13)$$

где α – номер нейрона-победителя; β – номер искомого нейрона; $\delta(t)$ – радиус области притяжения G ; ζ_i – номер нейрона в матрице по i -ой размерности.

Сходимость обобщённого алгоритма доказана в подразделе 3.1.2.2 диссертации.

В связи с обобщением карты Кохонена, в подразделе 3.1.2.3 описываются принципиальные подходы к дислокации нейронов в многомерной матрице на основе равномерных и неравномерных группировок. В результате проведённого теоретического исследования, было установлено, что равномерные методы группировки нейронов, являющиеся прямым масштабированием алгоритмов, применяемых в СКК, не удовлетворяют требованиям к обеспечению высокой скорости сходимости сети или её репрезентативной мощности. В этой связи больший интерес представляют оригинальные подходы, базирующиеся на неравномерной группировке нейронов Кохонена в многомерные матрицы:

- шарообразная матрица, дислокация нейронов в которой основана на минимизации манхэттенского расстояния до центра:

$$\min \left\{ \sum_{i=1}^{cm} \|\zeta(\beta_i) - \zeta(\beta_{new})\| \right\}, \quad (14)$$

где cm – текущее число нейронов, β_{new} – дислокация добавляемого нейрона; β_i – дислокация i -го нейрона в матрице;

- матрица в виде прямоугольного параллелепипеда, дислокация нейронов в которой основана на минимизации разности:

$$\min \left\{ L_r^{(g)} - \prod_{i=1}^3 \sup_j \{ \zeta_i(\beta_j) \} \right\}; \quad (15)$$

- прямоугольная матрица, представляющая расширение СКК посредством замыкания граничных нейронов на противоположащих соседях.

Для всех методов произведены асимптотические расчёты сложности и анализ количества добавляемых нейронов, показавшие, что наиболее универсальный метод группировки нейронов – в шар – отличается сложностью, превосходящей альтернативные подходы, минимум, в $L_r^{(g)}$ раз.

Разработка новых методов дислокаций нейронов потребовала пересмотра подходов к определению областей притяжения, осуществлённого в разделе 3.1.2.4. Были предложены 3 алгоритма, обладающие не только различной асимптотической сложностью, но и отличающиеся числом нейронов, вовлекаемых в процесс самоорганизации.

Помимо разработанных алгоритмов, в разделе 3.1.2.5 диссертации произведён анализ влияния различных мер близости, применяемых в (13), на скорость работы СКК, и результирующий вид Гауссиана поощрения.

Теоретический анализ разработанных алгоритмов, проведённый в разделе 3.1.2.6, с одной стороны, позволил установить принципиальную сходимость любой комбинации методов, но с другой стороны, не выявил оптимальные комбинации рассмотренных подходов с точки зрения скорости самоорганизации.

Модифицированные самоорганизующиеся карты Кохонена (МСКК) использовались в ИНС Хехт-Нильсона для организации высокоэффективного дообучения в режиме реального времени. С этой целью в разделе 3.1.3 предпринята двойная модификация классических сетей Хехт-Нильсона, включающая:

1. Замену традиционных плоских дислокаций нейронов Кохонена в промежуточном (скрытом слое) ИНС Хехт-Нильсона на МСКК, позволившую повысить точность аппроксимации за счёт увеличения степени кластеризации входного пространства.
2. Введение вертикально связанных парных нейронов в промежуточном слое Кохонена, позволяющих повысить точность аппроксимации в выходном слое посредством смещения, т.е. построения аппроксимаций поверхностями переменного уровня.
3. Разработку условия перекластеризации карты Кохонена, позволяющего минимизировать временные затраты на дообучение модифицированных сетей Хехт-Нильсона (МСХН).

МСХН разбивают $n_r^{(g)}$ -мерную область входных сигналов на $L_r^{(g)}$ кластеров и ставят в соответствие каждому кластеру выходной вектор размерности $m_r^{(g)}$, соответствующий значению аппроксимируемой функции отображения: $\mathbb{R}^{n_r^{(g)}} \rightarrow \mathbb{R}^{m_r^{(g)}}$. Промежуточный слой сети состоит из K_i ($i = 1, 2, \dots, L_r^{(g)}$) нейронов Кохонена, каждый из которых связан произведением с нелинейным нейроном F_i ($i = 1, 2, \dots, L_r^{(g)}$), где F – некоторая нелинейная активационная функция. В

свою очередь все нейроны промежуточного слоя связаны с $m_r^{(g)}$ линейными нейронами выходного слоя.

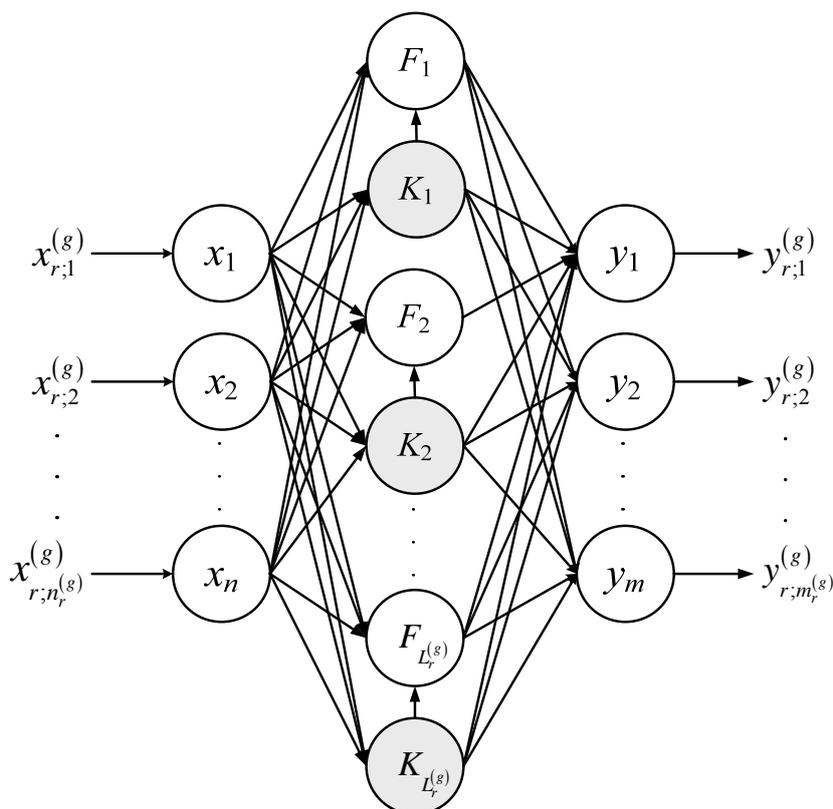


Рис. 2. Структура модифицированной сети Хехт-Нильсона

При описании функционирования МСХН используется следующая нотация: $w_{0,h1}^{(K)}$ и $w_{1,2j}^{(K)}$ – весовые коэффициенты, связывающие распределительные нейроны с нейронами Кохонена и нейроны Кохонена с выходными нейронами, соответственно; с $w_{0,h1}^{(F)}$ и $w_{1,2j}^{(F)}$ – весовые коэффициенты, связывающие распределительные нейроны с нелинейными нейронами и нелинейные нейроны с выходными нейронами, соответственно; $\mathbf{x}_r^{(g)} = \{x_{r,h}^{(g)}\} (h = 1, 2, \dots, n_r^{(g)})$ – входные сигналы; $v_{1_i}^{(F)}$ – активационный потенциал нелинейного нейрона F_i ; $y_{1_i}^{(K)}$, $y_{1_i}^{(F)}$ и $y_{2_j} \equiv y_{r;j}^{(g)}$ – выходные сигналы нейронов Кохонена K_i , нелинейных нейронов F_i и нейронов выходного слоя, соответственно (рис. 2).

С учётом введённых изменений выход сети примет вид:

$$y_{r;j}^{(g)} = w_{1,2j}^{(K)} + F \left(\sum_{h=1}^{n_r^{(g)}} x_{r,h}^{(g)} w_{0,h1}^{(F)} \right) \quad (j = 1, 2, \dots, m_r^{(g)}) \quad (16)$$

Общий алгоритм обучения МСХН представлен в разделе 3.1.3.1:

1. Обучение модифицированной СКК

- 1.1. Инициализация весовых коэффициентов $w_{0,h1}^{(K)}$ ($h = 1, 2, \dots, n_r^{(g)}; i = 1, 2, \dots, L_r^{(g)}$) из интервала $[0, 1]$.

- 1.2. Установка начального значения радиуса области притяжения δ ; $t = 1$; установка порога количества итераций T ; установка коэффициента tol .
- 1.3. Нормализация всех входных векторов:

$$x_{r;h}^{(g)} = \frac{x_{r;h}^{(g)}}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n_r^{(g)}} [x_{r;i}^{(g)}]^2}} \quad (h = 1, 2, \dots, n_r^{(g)}). \quad (17)$$

- 1.4. Формирование матрицы Кохонена в виде шара, параллелепипеда или замкнутой поверхности.
- 1.5. Подача на вход сети примера $x_r^{(g)}$ и определение нейрона-победителя:

$$\alpha : w_\alpha = \min_{1 \leq i \leq L_r^{(g)}} \sqrt{\sum_{h=1}^{n_r^{(g)}} (x_{r;h}^{(g)} - w_{0_{h1_i}}^{(K)})^2}, \quad (18)$$

$$\text{где } w_i = \left(w_{0_{1i}}^{(K)}, w_{0_{2i}}^{(K)}, \dots, w_{0_{n_r^{(g)}i}}^{(K)} \right) \quad (i = 1, 2, \dots, L_r^{(g)}).$$

- 1.6. Определение множества нейронов, принадлежащих области притяжения G (в виде куба, параллелепипеда или ромба).
- 1.7. Вычисление функции поощрения Гаусса для каждого нейрона из G в соответствии с (13).
- 1.8. Модификация весов каждого нейрона Кохонена, принадлежащего G :

$$w_{0_{h1_i}}^{(K)}(t+1) = \frac{w_{0_{h1_i}}^{(K)}(t) + \iota(t)\psi(t, \alpha, i)(x_{r;h}^{(g)} - w_{0_{h1_i}}^{(K)})}{\sqrt{\sum_{\beta=1}^{L_r^{(g)}} \left[w_{0_{h1_\beta}}^{(K)}(t) + \iota(t)\psi(t, \alpha, \beta)(x_{r;h}^{(g)} - w_{0_{h1_\beta}}^{(K)}) \right]^2}}; \quad \iota(t) = \frac{1}{t}. \quad (19)$$

$$(h = 1, 2, \dots, n_r^{(g)}; i = 1, 2, \dots, L_r^{(g)})$$

- 1.9. $t = t + 1$.
- 1.10. Если выбраны не все входные векторы из обучающей выборки, переход к п.1.5.
- 1.11. Если $t \geq T$ или изменения весов малы:

$$tol \geq \frac{1}{3n_r^{(g)}L_r^{(g)}} \sum_{\chi=t-2}^t \sum_{j=1}^{L_r^{(g)}} \sum_{i=1}^{n_r^{(g)}} |w_{i,j}(\chi) - w_{i,j}(\chi-1)|, \quad (20)$$

то переход к п.2.

- 1.12. Уменьшение величину радиуса области притяжения δ .
- 1.13. Переход к п.1.5., при обучении с первого примера.

2. Нахождение значений весов $w_{1_i 2_j}^{(K)}$ и $w_{0_{h1_i}}^{(F)}$

- 2.1. Инициализация весовых коэффициентов $w_{1_i 2_j}^{(K)}$ и $w_{0_{h1_i}}^{(F)}$ ($h = 1, 2, \dots, n_r^{(g)}; i = 1, 2, \dots, L_r^{(g)}; j = 1, 2, \dots, m_r^{(g)}$) из интервала $[0, 1]$. $t = 1$; $eph = 1$; установка максимального количества эпох обучения EPH ; установка максимальной величины ошибки обучения $E_{r;max}^{(g)}$.

2.2. Выбор очередной обучающей пары $(\mathbf{x}_r^{(g)}, \mathbf{d}_r^{(g)})$, где $\mathbf{d}_r^{(g)} = (d_{r;1}^{(g)}, d_{r;2}^{(g)}, \dots, d_{r;m_r^{(g)}}^{(g)})$ – вектор целевого отклика сети.

2.3. Подача на вход модифицированной СХН (МСХН) выбранного вектора $\mathbf{x}_r^{(g)}$ и получение вектора выходов сети $\mathbf{y}_r^{(g)} = (y_{r;1}^{(g)}, y_{r;2}^{(g)}, \dots, y_{r;m_r^{(g)}}^{(g)})$.

2.4. Определение нейрона-победителя и модификация всех весов $w_{l_\alpha 2_j}^{(K)}$, связанных с ним, в соответствии с одним из алгоритмов обратного распространения ошибки (ОРО), например:

$$w_{l_\alpha 2_j}^{(K)}(t+1) = w_{l_\alpha 2_j}^{(K)}(t) + \vartheta (d_{r;j}^{(g)} - y_{r;j}^{(g)}) \quad (0 < \vartheta \leq 1). \quad (21)$$

2.5. Модификация всех весов $w_{0h1_\alpha}^{(F)}$, связанных с нейроном-победителем, в соответствии с одним из алгоритмов обратного распространения ошибки (ОРО), например:

$$w_{0h1_\alpha}^{(F)}(t+1) = w_{0h1_\alpha}^{(F)}(t) + \vartheta x_{r;h}^{(g)} F'_{v_{l_\alpha}^{(F)}} \cdot \sum_{j=1}^{m_r^{(g)}} (d_{r;j}^{(g)} - y_{r;j}^{(g)}) \quad (0 < \vartheta \leq 1). \quad (22)$$

2.6. $t = t + 1$.

2.7. Если выбраны не все входные векторы из обучающей выборки, переход к пункту 2.2.

2.8. Расчёт ошибки обучения сети:

$$E_{r;\Delta\tau}^{(g)} = \frac{1}{\Delta\tau} \sum_{pt=1}^{\Delta\tau} \sqrt{\frac{1}{m_r^{(g)}} \sum_{j=1}^{m_r^{(g)}} (d_{r;j;pt}^{(g)} - y_{r;j;pt}^{(g)})^2}. \quad (23)$$

2.9. Если $E_{r;\Delta\tau}^{(g)} > E_{r;max}^{(g)}$ и $eph < EPH$, установить $eph = eph + 1$ и перейти к пункту 2.2.

Условие перекластеризации МСКК в МСХН, введённое в разделе 3.1.3.2, базируется на следующих принципах:

1. Двукратное (и более) увеличение числа классифицируемых объектов по сравнению с объёмом обучающей выборки.
2. Относительная ошибка работы, превышающая на заданном множестве эмпирический порог.

Сходимость МСХН обусловлена доказанной сходимостью самоорганизации МСКК в её основе и общей сходимостью процедуры обратного распространения ошибки.

Результатом разработки 1, 2 и 3 глав диссертации стала законченная мультиагентная нейросетевая модель настройки технологических и производственных процессов, эффективность алгоритмов которой была апробирована при решении прикладных задач в следующих главах.

Четвёртая глава диссертации посвящена решению задачи автоматизированной настройки режимов работы проточной хлебопечи, осуществляемой в условиях изменяемых показателей качества исходной продукции и сырья.

Входными параметрами задачи являлись 12 числовых показателей исходных ингредиентов: время, прошедшее с помола муки ($T_{пом}$); влажность муки (W_M); количество сырой клейковины в муке ($N_{кл}$); показатель деформации муки ($N_{деф}$); повторная влажность муки ($W_{п.м}$); повторное количество сырой клейковины в муке ($N_{п.кл}$); повторный показатель деформации муки ($N_{п.деф}$); количест-

во водорастворимых веществ ($N_{в.в}$); температура теста (T_T); влажность теста (W_T); конечная кислотность теста (C_T); расчетная масса остывшего хлеба (Q_x). Выходными параметрами являлись тепловременные режимы работы печи, определяемые набором функций для каждой из стадий выпечки.

Для сравнения качества функционирования МСХН с альтернативными нейросетевыми архитектурами, а так же для компенсации возможных ошибок её работы, была создана элементарная однодоменная МАС, состоящая из 6 типов конкурирующих нейросетевых АП, представляющих, помимо МСХН, классические сети Хехт-Нильсона (СХН), радиальные нейросети (РБФ) и многослойные персептроны (МП1, МП2 и МП3 – по количеству скрытых слоёв).

Разработанная МАС автоматизированной настройки процесса выпечки получала на вход $AM_1^{(1)}$ 12-мерный вектор, определяла оптимального $AP_i^{(2)}, i = \overline{1,6}$ и передавала ему данные на обработку. Сгенерированное выбранным АП решение возвращалось к $AM_1^{(1)}$ и передавалось посредством механизма сопряжения устройствам управления печью.

Исходные данные для решаемой задачи взяты на основе замеров, произведённых в течение 420 рабочих смен (в расчёте на 15-20 замеров, снимаемых за смену) при производстве батона «Нива», составили массив из 4000 элементов.

Задачей автоматизированной системы было сокращение издержек производства за счёт корректного подбора параметров управления печью, обеспечивающего минимизацию объёма отбраковываемой продукции. Критерии качества готовой продукции оценивались экспертной комиссией из 5 человек, учитывавшей следующие факторы: форму, цвет и состояние поверхности готовых изделий; пористость, эластичность, влажность, кислотность, пропечённость, вкус, запах и цвет мякиша. Результаты экспертных оценок ранжировались относительно партий готовой продукции, на основании чего выносилось заключение о корректности выбранных технологических режимов выпечки. В случае признания выбранного режима успешным, он заносился в дообучающую выборку в качестве эталонного.

С учётом времени на остывание готовой продукции и обработку экспертных оценок, система имела «окно» в 1-2 минуты на организацию дообучения агентов перед выбором технологических режимов работы печи при обработке новой партии.

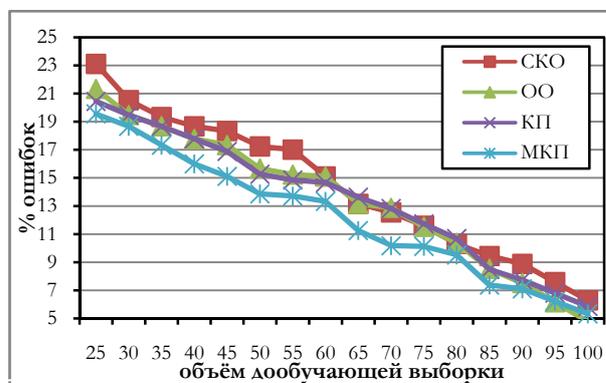


Рис. 3. Зависимости качества дообучения от объёма дообучающей выборки для 4 методов расчёта ошибки дообучения

изделий; пористость, эластичность, влажность, кислотность, пропечённость, вкус, запах и цвет мякиша. Результаты

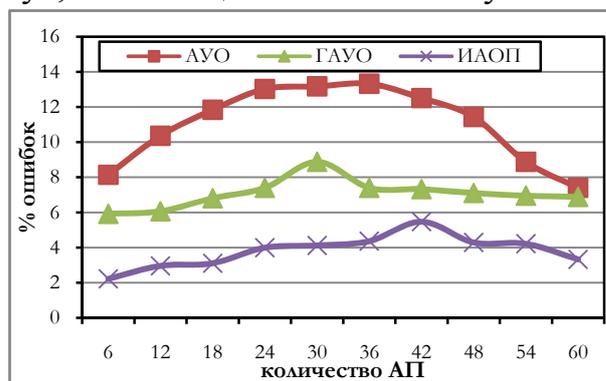


Рис. 4. Зависимость точности определения АП-победителя от объёма домена для 3 алгоритмов работы со степенями доверия

В результате проведённого моделирования были проанализированы разработанные нейросетевые и мультиагентные методы и алгоритмы, определены оптимальные комбинации параметров МАС и ИНС.

Анализ методов расчёта ошибки при организации межагентного взаимодействия не выявил существенной разницы в скорости работы различных подходов, с одной стороны, и показал преимущество модифицированного критерия постоянства, введённого в работу, над другими методами, в 1.2-1.5 раза по величине результирующей ошибки работы МАС (рис. 3).

Исследование введённых в диссертации алгоритмов, оперирующих степенями доверия, выявило 2-3 кратное преимущество алгоритмов учёта ошибки и гибридных алгоритмов над интервальным алгоритмом по скорости работы, обратно пропорциональное объёму домена, а во-вторых, безусловно лучшее качество работы интервального алгоритма, превосходящего конкурентов по величине результирующей ошибки в 2.5-4 раза (рис. 4).

Динамика времени работы алгоритмов пересчёта ОЭО соответствует теоретическим расчётам: диапазонный алгоритм заметно – в 2-2.5 раза – медленнее остальных. В то же время, диапазонный алгоритм стал единственным методом, корректно обработавшим большие домены (рис. 5).

Экспериментально установлено, что оптимального соотношения ошибки ко времени сходимости в МСКК удаётся добиться при применении группировки нейронов в виде шара с ромбовидной областью притяжения. Стабильно хорошие и лучшие показатели достигаются при использовании в гауссовой функции поощрения классической евклидовой меры расстояния между нейронами.

Было осуществлено сравнение МСКК с классической картой Кохонена, обучаемой по методу WTA и посредством алгоритма нейронного газа, которое выявило существенное влияние коэффициента толерантности на скорость сходимости различных методов. Так, при больших значениях этого показателя, МСКК свойственно катастрофическое падение скорости работы, обусловленное влиянием сложных алгоритмов формирования матриц и обработки нейронов в областях притяжения. В то же время, при малых значениях, МСКК в 2-4 раза быстрее классических карт Кохонена (рис. 6).

Моделирование выявило средние скоростные характеристики МСХН на этапе обучения, обусловленные длительным процессом самоорганизации МСКК, лежащих в их основе. По показателю скорости дообучения МСХН демонстрирует 3-6 кратное преимущество над большинством конкурентов.

Частотный анализ работы АП выявил, что в 35% случаях АМ предпочитал работать с АП на основе МСХН,

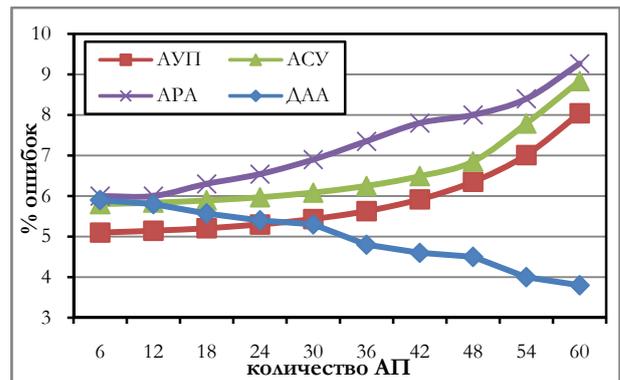


Рис. 5. Зависимость качества пересчёта диапазонов АП от объёма домена для 4 алгоритмов пересчёта ОЭО

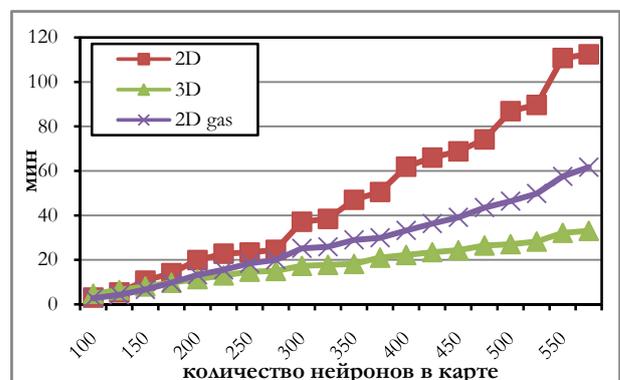


Рис. 6. Сравнение времени, необходимого для самоорганизации сетей Кохонена ($tol = 10^{-3}$)

причём в целом, сети на основе локальных аппроксимаций побеждали в 55% случаев.

Пятая глава посвящена решению задачи автоматизированной настройки параметров перераспределения трафика в закрытой информационной системе.

Общая постановка такова: имелось 9 компьютерных клубов и 2 поставщика интернет-трафика – с гарантированной полосой пропускания и с фиксированной верхней границей. Задача системы состояла в перераспределении пропускных способностей каналов между 9 потребителями таким образом, чтобы максимально удовлетворить спрос всех клиентов клубов в информационных услугах, учитывая приоритезацию клиентов и статистические данные работы клубов. В результате мультиагентного моделирования задачи была разработана четырёхуровневая МАС, АМ 3 уровня которой представляли клубы, а АМ 1 уровня – систему распределения трафика. АМ 3 уровня осуществляли решение задач формирования запросов на выделение трафика, обрабатывая 25-мерный вектор входных параметров (праздничные и выходные дни; текущее время: час, время суток; погодный фактор: сезон, осадки; текущее число клиентов 4 типов: посетителей, постоянных посетителей, привилегированных посетителей и постоянных привилегированных посетителей; средняя потребность клиентов каждого типа в высокоскоростном доступе в Интернет, Мбит/сек в расчёте на 1 клиента; средняя потребность клиентов каждого типа в Интранет доступе, Мбит/сек в расчёте на 1 клиента; средняя потребность клиентов каждого типа в доступе к дисковому хранилищу, Мбит/сек в расчёте на 1 клиента; средний объём ресурсов, расходуемых техническим персоналом) и генерируя 11-мерный (характерная и расчетная прибыль; количество исправных свободных компьютеров; количество имеющихся клиентов 4 типов; запросы на выделение/изъятие ресурсов), пересылаемый АМ 1 уровня. Последний на основании 99-мерного входного вектора, принимал решение о перераспределении имеющихся ресурсов между потребителями. Особенностью работы системы являлись жёсткие требования к обработке исключительных ситуаций, когда потребности одного или нескольких потребителей стремительно менялись за короткий промежуток времени.

При решении задачи был осуществлён анализ различных методов расчёта ошибки работы АП, выявивший 1.5-2-кратное преимущество модифицированного критерия постоянства по сравнению с альтернативными подходами.

Проведённые исследования влияния алгоритмов работы со степенями доверия на качество работы МАС выявили безусловное преимущество интервального метода определения победителя, возрастающее с размерностью домена и незначительно убывающее пропорционально увеличению объёма дообучающей выборки.

Алгоритмы пересчёта ОЭО продемонстрировали динамику, позволяющую отдать предпочтение диапазонному методу.

Сравнительный анализ функционирования МСКК с классическими картами Кохонена, за незначительными исключениями, масштабно повторил результаты, полученные в четвёртой главе.

Проведённый анализ влияния внутренних параметров МСХН подтвердил оптимальную конфигурацию МСКК в виде группировки нейронов в шар с ромбовидной областью притяжения и евклидовой мерой расстояний.

МСХН продемонстрировали среднюю производительность на этапе обучения и наилучшие показатели при дообучении, опережая ближайших конкурентов – сети РБФ – в 1.5-8 раз.

Приложение содержит экспериментальные данные работы МАС по АМ 1 и 3 уровням, полученные при решении задачи распределения трафика в закры-

той информационной системе, на основании усреднения которых построены сводные диаграммы в пятой главе.

ОСНОВНЫЕ РЕЗУЛЬТАТЫ И ВЫВОДЫ

1. Разработан новый подход к решению задач автоматизированной настройки технологических процессов на базе мультиагентных систем, заключающийся в иерархическом построении МАС с доменными структурами и введении диапазонных методов определения лучших агентов на основе статистических показателей их работы.
2. Проведена модификация самоорганизующихся карт Кохонена путем увеличения размерности и введения кубических формаций нейронов, позволившая более чем в два раза повысить скорости самоорганизации.
3. Разработана новая нейросетевая архитектура на основе обобщения существующей архитектуры Хехт-Нильсона посредством увеличения размерности самоорганизующихся карт Кохонена и добавления парных нейронов в скрытый слой, вертикально связанных с нейронами Кохонена.
4. Предложен способ расчета межагентной степени доверия, для определения лидирующих агентов в целях повышения эффективности функционирования МАС. На основе введенных понятий предложен метод выявления действенных межагентных цепей в условиях асинхронно меняющихся эндогенных и экзогенных параметров в режиме реального времени.
5. Разработаны математическое, программное и методическое обеспечение программного комплекса для автоматизированной настройки технологических процессов на основе МАС в базисе модифицированных самоорганизующихся карт Кохонена высокой размерности.
6. Проведён теоретический и экспериментальный анализ нейросетевой и мультиагентной моделей на задачах средней и большой размерности. Установлено, что оптимальным показателям работы МАС соответствуют модифицированный критерий постоянства совместно с интервальным алгоритмом определения победившего АП и диапазонным методом пересчёта ОЭО; оптимальным показателям работы МСХН соответствует метод группировки нейронов в шар с ромбовидной областью притяжения и Евклидовой мерой близости в Гауссовой функции поощрения.
7. Решена задача автоматизированной настройки технологического процесса выпечки хлебобулочных изделий в условиях изменяющихся характеристик исходного сырья, позволившая повысить ежедневный выход хлеба за счёт снижения объёма брака на 40-55% и приводящая к двукратному снижению сопутствующих человко-часов ресурсов.
8. Решена задача автоматизированной настройки параметров перераспределения трафика в закрытой информационной системе, позволившая повысить качество предоставляемых услуг и увеличить показатели доходности на 7-11%.

Основные результаты диссертации опубликованы в работах:

1. Аюев В.В. Методы расчёта выхода хлебобулочных изделий в условиях работы мини-пекарен // Прогрессивные технологии, конструкции и системы в приборо- и машиностроении. – Москва, 2004. – С. 171.

2. Аюев В.В., Сапрыкин Д.Н. Модификация самоорганизующихся карт Кохонена // Прогрессивные технологии, конструкции и системы в приборо- и машиностроении. – Москва, 2005. – Т.1. – С. 242-245.
3. Аюев В.В., Сапрыкин Д.Н. Особенности работы обобщённой самоорганизующейся карты Кохонена при использовании различных областей притяжения // Прогрессивные технологии, конструкции и системы в приборо- и машиностроении. – Москва, 2005. – Т.1. – С. 246-249.
4. Аюев В.В., Сапрыкин Д.Н. Особенности различных методов группировки нейронов в матрицу в обобщённой самоорганизующейся карте Кохонена // Прогрессивные технологии, конструкции и системы в приборо- и машиностроении. – Москва, 2005. – Т.1. – С. 250-253.
5. Аюев В.В. Разработка мультиагентной системы управления технологическими процессами // Прогрессивные технологии, конструкции и системы в приборо- и машиностроении. – Москва, 2005. – Т.1. – С. 238-241.
6. Аюев В.В. Распределённые гибридные интеллектуальные системы на базе нейросетевого подхода // Прогрессивные технологии, конструкции и системы в приборо- и машиностроении. – Москва, 2005. – Т.3. – С. 87-90.
7. Аюев В.В. К вопросу об обобщении самоорганизующихся карт Кохонена // Прогрессивные технологии, конструкции и системы в приборо- и машиностроении. – Москва, 2005. – Т.3. – С. 84-86.
8. Аюев В.В. Некоторые аспекты обобщения самоорганизующихся карт Кохонена // Современные проблемы информатизации в моделировании и программировании: Сб. трудов (Воронеж). – 2006. – Вып. 11. – С. 272-275.
9. Аюев В.В. О сравнении архитектур агентов в МАС управления // Научноёмкие технологии, в приборо- и машиностроении и развитие инновационной деятельности в вузе. – Москва, 2006. – Т.2. – С. 21-23.
10. Аюев В.В. О применении многоуровневых вертикальных однопроходных архитектур агентов в МАС управления // Научноёмкие технологии, в приборо- и машиностроении и развитие инновационной деятельности в вузе. – Москва, 2006. – Т.2. – С. 23-25.
11. Аюев В.В., Логинов Б.М. Диапазонный метод организации межагентного взаимодействия по типу менеджер-подрядчики // Научноёмкие технологии, в приборо- и машиностроении и развитие инновационной деятельности в вузе. – Москва, 2006. – Т.1. – С. 257-262.
12. Аюев В.В., Логинов Б.М. О распределённом нейросетевом подходе к решению задач управления в мультиагентном базисе // Информационные технологии в науке, проектировании и производстве. – Нижний Новгород: Диалог, 2006. – С. 28-29.
13. Аюев В.В. О методах расчёта ошибки дообучения в нейросетевых мультиагентных системах управления // Компьютерные технологии в науке и производстве. – Новочеркасск, 2006. – С. 27-29.
14. Аюев В.В. Сравнение эффективности нейросетевых агентов на РБФ-сетях и обобщённых сетях Хехт-Нильсена // Современные проблемы информатизации в моделировании сложных систем: Сб. трудов (Воронеж). – 2007. – Вып. 12. – С. 215-217.
15. Логинов Б.М., Аюев В.В. Нейросетевые агенты в задачах управления с разделёнными по времени входными данными высокой размерности // Нейрокомпьютеры: разработка, применение. – 2007. – №5. – С. 31-41.