

**На правах рукописи**

**Нгуен Нгок Зиен**

**АЛГОРИТМЫ ПОСТРОЕНИЯ АДАПТИВНОГО  
ЯЗЫКОВОГО ЧЕЛОВЕКО-МАШИННОГО  
ИНТЕРФЕЙСА ДЛЯ ПРОГРАММНЫХ СИСТЕМ**

Специальность: 05.13.11 - «Математическое и программное обеспечение вычислительных машин, комплексов и компьютерных сетей»

**АВТОРЕФЕРАТ**

диссертации на соискание ученой степени  
кандидата физико-математических наук

Москва – 2018

Работа выполнена в Федеральном государственном автономном образовательном учреждении высшего образования «Московский физико-технический институт (государственный университет)»

Научный руководитель: доктор физико-математических наук, профессор Жданов Александр Аркадьевич, АО «Институт точной механики и вычислительной техники им. С. А. Лебедева Российской академии наук», главный начальник сотрудник

Официальные оппоненты: доктор технических наук, профессор Рыжов Александр Павлович, Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования «Московский государственный университет имени М.В. Ломоносова», доцент

кандидат физико-математических наук, Протасов Владислав Иванович, федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования «Московский авиационный институт (национальный исследовательский университет)», доцент

Ведущая организация: Федеральное государственное учреждение "Федеральный научный центр Научно-исследовательский институт системных исследований Российской академии наук"

Защита состоится «20» декабря 2018 года в 15-00 на заседании Диссертационного совета Д 002.087.01 при Федеральном государственном бюджетном учреждении науки «Институт системного программирования им. В.П. Иванникова Российской академии наук» по адресу: 109004, Москва, ул. А. Солженицына, 25.

С диссертацией можно ознакомиться в библиотеке и на сайте Федерального государственного бюджетного учреждения науки «Институт системного программирования им. В.П. Иванникова Российской академии наук».

Автореферат разослан «...» ..... 20... г.

Ученый секретарь  
Диссертационного совета Д 002.087.01,  
Кандидат физико-математических наук

Зеленов С.В.

## ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

### *Актуальность темы исследования*

Настоящее время характеризуется появлением и быстрым развитием производства программно-насыщенных систем, требующих человеко-машинных языковых интерфейсов на основе естественного языка. Растут затраты на разработку и развитие человеко-машинных интерфейсов в жизненном цикле программного обеспечения. Усилия разработчиков направлены на объединение различных форм общения человека с компьютером. Одновременно стараются обеспечить персонализацию человеко-машинных интерфейсов, не только за счет априорной или опциональной настройки параметров интерфейса под индивидуальные особенности пользователя, но и за счет автоматической адаптации интерфейса к особенностям человека, в частности – его речевой, языковой активности. В связи с этим высокую актуальность приобретают программные системы, предназначенные для работы с естественным языком – системы распознавания речи, синтеза речи, и т.п. Благодаря таким интеллектуальным человеко-машинным интерфейсам возможно создание различных программных сред, как рабочих, так и игровых.

Как показывает анализ публикаций, сегодня, практически, не существует программных средств, способных непосредственно в процессе работы осуществлять весь перечисленный выше список функций, необходимых для создания такого рода языкового человеко-машинного интерфейса. Основные «языковые» технологии сегодня связаны с использованием систем распознавания естественного языка, которые требуют предварительного обучения (например, искусственные нейросети). Но в своем рабочем режиме нейросети, как правило, уже не могут дообучаться и переобучаться. Поэтому возникает задача разработать принципы построения адаптивных программных систем с адаптивными языковыми интерфейсами, исследовать

их возможности и оценить работоспособность. Настоящая работа посвящена именно таким проблемам. Взяв за основу метод построения систем «автономного адаптивного управления» (ААУ), описанный в работах Жданова А.А., и предложенный там подход к созданию механизмов возникновения языковых эффектов в нейроподобном варианте реализации таких систем, автор данной диссертационной работы сосредоточил свои усилия на способах программной реализации этого подхода в виде языкового человеко-машинного интерфейса, на разработке соответствующих алгоритмов, структур данных, на устройстве базы знаний и т.д., которые позволили бы последователям реализовывать такого рода системы, развивать их и масштабировать. При этом все программирование проводилось в рамках нейросетевой парадигмы, с использованием самообучаемых моделей нейрона, разработанных Ждановым А.А. Термин «нейроподобный» используется в работе для того, чтобы подчеркнуть отличие используемых моделей нейронов и сетей от известных «искусственных нейронных сетей», которые малоприспособлены для рассматриваемой задачи. Поскольку по результатам анализа литературы на эту тему, не было найдено подходящих приемов программирования, то основные решения оригинальны. В работе приводится также пример прототипа прикладной адаптивной системы управления для беспилотного летательного аппарата (БПЛА) с адаптивным языковым интерфейсом.

Необходимо пояснить понятие «адаптивная система». Сегодня нет общепринятого трактования слова «адаптивный». Этим термином в технической литературе могут обозначать: а) наличие нескольких заранее предусмотренных вариантов режимов работы системы, предоставляемых на выбор пользователю, б) возможность предварительного обучения системы на обучающей выборке без последующего дообучения или переобучения, в) системы, настраиваемые разработчиками в соответствии с имеющимися условиями. В нашей работе мы под *адаптивностью* понимаем способность

системы автоматически и в режиме online изменять свое функционирование в зависимости от текущих свойств системы или окружающей среды. Надо также заметить, что свойство адаптивности может реализовываться на нескольких уровнях системы – на уровне составляющих ее элементов (например, автоматическое изменение свойства нейронов), на уровне структуры программной системы (например, автоматическое изменение структуры сети нейронов), на уровне информации (например, на уровне информационного содержимого базы знаний) и на некоторых других уровнях. Адаптивность на любом из этих уровней делает систему адаптивной в целом. В настоящей работе использовались механизмы адаптации на всех трех указанных уровнях.

Поясним здесь также понятие «языка», имеющее тесную аналогию с лингвистическим определением языка. В теории метода ААУ показано, что в силу адаптивного характера системы ААУ, языковые функции ее интерфейса могут порождаться непосредственно в самой системе ААУ, что экспериментально и подтверждено в настоящей работе. Способность используемых адаптивных нейроноподобных элементов ассоциировать информацию из разных источников, приводит к возможности ассоциирования в режиме online информации от восприятия реальных объектов и ситуаций со звуковой, речевой, вербальной информацией, например, от человека, что и порождает *язык*. Под *языком* в данной работе подразумевается именно такая система речевых идентификаторов, которая соответствует образам реальных объектов в системе распознавания, образам действий в базе знаний и в подсистеме принятия решений, и образам качественных оценок. В лингвистике языковые идентификаторы образов объектов соответствуют существительным, языковые идентификаторы образов действий – глаголам, языковые идентификаторы качественных оценок – прилагательным. А в целом совокупность этих языковых идентификаторов соответствует известному понятию «второй сигнальной системы». Рассматриваемые

языковые эффекты позволяют человеку при общении с такой программной системой постепенно выработать в ней ассоциации между словами человеческого языка и распознаваемыми системой объектами и ситуациями из окружающей среды. Выработанная в такой программной системе структура языковых ассоциаций, позволяет человеку влиять на принятие решений системой, вызывая с помощью языка распознавание в ней нужных человеку образов, действий или качественных оценок. Это дает человеку возможность подсказывать системе решения в затруднительных случаях и вызывать нужные действия в нужный человеку момент. При этом одновременно осуществляется персонализация такого интерфейса, поскольку учитываются именно характерные слова и произношение данного человека. Наличие такого человеко-машинного языкового интерфейса способно повысить эффективность работы систем, за счет всех тех аспектов, которые может дать язык общения – подсказки, обучение, передача знаний, формирование нужных качественных оценок и т.п. Как сказано выше, принципы построения такого рода актуальных языковых систем описаны в работах Жданова А.А. Возникает проблема и соответствующие ей задачи реализации этих принципов в программных решениях: поиски подходящей архитектуры программной системы, разработка алгоритмов, структур данных, кодирование и некоторые другие задачи, решению которых и посвящена настоящая работа.

### ***Цель и задачи исследования***

Целью диссертационной работы является разработка и исследование способов реализации нового типа программных систем, содержащих в себе средства автоматического адаптивного порождения языкового человеко-машинного интерфейса непосредственно в подсистеме распознавания, на основе использования метода автономного адаптивного управления и соответствующих ему адаптивных нейроноподобных элементов. Достижение поставленной цели потребовало решения следующих задач:

- разработать и исследовать алгоритмы и структуры данных для построения самообучаемых систем распознавания звуковых образов на основе адаптивных нейроноподобных элементов и сетей из метода ААУ;
- разработать и исследовать алгоритмы построения распознающих нейроноподобных сетей, способных к ассоциированию звуковых образов с образами реальных объектов и ситуаций;
- разработать и исследовать алгоритмы автоматического выращивания нейроноподобных сетей для самообучаемой системы распознавания (подсистемы формирования и распознавания образов (ФРО)) для формирования распознавания образов статических и динамических объектов;
- разработать и исследовать новую конструкцию базы знаний системы ААУ на основе адаптивных нейроноподобных элементов для сохранения семантически достоверных знаний, которая обеспечивает совместность работы с конструкцией, порождающей язык;
- реализовать адаптивный языковой человеко-машинный интерфейс для программной системы управления ААУ на примере прикладной системы автономного адаптивного управления для БПЛА.

### ***Метод исследования***

В данной работе использованы методы теории вероятности, математической статистики, теории множеств, методы вычислительной математики, метод автономного адаптивного управления.

### ***Основные положения, выносимые на защиту:***

1. Алгоритм построения системы распознавания статических и динамических образов на основе нейроноподобных сетей, в частности - система распознавания звуков для построения языкового человеко-машинного интерфейса.
2. Алгоритм «выращивания» нейроноподобных сетей для построения самообучаемой системы формирования и распознавания образов в системе ААУ на основе дерева событий.
3. Метод построения базы знаний на основе нейроноподобных сетей из нейронов, описанных в методе ААУ.
4. Алгоритм автоматического формирования ассоциативной памяти на основе нейроноподобных сетей для построения адаптивного языкового человеко-машинного интерфейса.
5. Программная система автономного адаптивного управления БПЛА с применением языкового человеко-машинного интерфейса.

### ***Апробация работы и публикации***

По материалам диссертации опубликовано 6 работ, из них: 3 – в российских журналах, 2 в трудах конференций и 1 свидетельство о регистрации программ на ЭВМ. В 1-й публикации [1] автором предложен метод представления естественного языка для снятия омонимии русского языка. Во 2-й публикации [2] представлена разработанная автором реализация нейронной сети на программируемой логической интегральной схеме (Field Programmable Gate Array FPGA). В 3-й и 5-й публикациях [3,5] автором описана нейроноподобная структура фильтров для построения самообучаемой системы распознавания статических образов на основе нейроноподобных сетей. В 4-й публикации [4] описан разработанный автором метод построения системы распознавания звуков на основе нейроноподобных сетей. В 6-й публикации [6]

описана разработанная автором программа реализации алгоритма роста нейроноподобных сетей на основе «дерева событий».

Основные положения работы докладывались на следующих конференциях:

1. 2-я международная конференция «Инжиниринг & Телекоммуникации» - En&T 2015;
2. 4-я международная конференция «Инжиниринг & Телекоммуникации» - En&T 2017.

### ***Личный вклад автора***

Все представленные в диссертации результаты получены лично автором.

### ***Научная новизна***

Новизна данной диссертационной работы состоит в следующем:

1. Впервые предложен, разработан и запрограммирован новый метод и алгоритмы построения языкового человеко-машинного интерфейса на основе подходов и адаптивных нейроноподобных элементов, разработанных Ждановым А.А. Разработаны новые алгоритмы построения адаптивной системы распознавания произносимых слов на основе адаптивных нейроноподобных элементов, специальных сетевых структур фильтров с временными задержками.

2. Впервые разработаны нейроноподобные сетевые программные конструкции для ассоциирования звуковых языковых идентификаторов с образами реальных объектов в базе знаний управляющей системы.

3. Впервые предложены и применены алгоритмы автоматического роста нейроноподобных сетей из адаптивных нейроноподобных элементов в самообучаемых системах распознавания образов (подсистемы ФРО в системах ААУ), основанные на «деревах событий».

4. На примере разработанной прикладной автономной адаптивной системы управления БПЛА (коптерами), реализующей разработанные принципы построения адаптивного языкового интерфейса, показаны: а) возможности эффективного применения алгоритма построения нейроноподобной сети языкового интерфейса, приводящего к повышению качества управления и б) показан пример адаптивного управления объектом звуковыми командами через адаптивный языковой интерфейс.

### ***Теоретическая ценность***

Разработаны алгоритмы построения адаптивного нейроноподобного языкового человеко-машинного интерфейса для программных систем, способных автоматически обучаться распознаванию часто произносимых человеком на устном языке слов, и ассоциировать их с одновременно распознаваемыми образами реальных объектов или ситуаций. Программные системы такого типа могут широко использоваться при построении программного обеспечения для робототехнических комплексов, для программно-насыщенных вещей и для других программных систем, требующих языкового человеко-машинного интерфейса. Система языковых идентификаторов, распознаваемая таким интерфейсом, при достаточной большой мощности словарных множеств, будет представлять собой язык общения человека и машины, который может быть использован человеком для управления данной технической и программной системой. Важными компонентами проведенной разработки являются также адаптивные алгоритмы системы распознавания произносимых слов, в том числе алгоритмы автоматического выращивания нейроноподобных сетей.

### ***Практическая ценность***

Практическая ценность полученных результатов состоит в том, что разработанные адаптивные алгоритмы можно применять при разработке различ-

ных адаптивных программных систем и их компонент. В работе подробно описан (глава 4) прикладной пример практического применения разработанного языкового человеко-машинного интерфейса для управления БПЛА, демонстрирующий заявленные эффекты языкового интерфейса. Показаны и другие примеры возможных практических приложений разработанных методов: система распознавания рукописных цифр и решение задачи кластеризации на основе нейроноподобных сетей ААУ.

### *Структура и объем работы диссертации*

Диссертационная работа состоит из введения, четырех глав, заключения, списка использованной литературы. Работа содержит 130 страниц основного текста, 3 таблицы, 89 рисунков. Список использованной литературы включает 51 наименование.

## **КРАТКОЕ СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ**

**Во введении** представлен обзор современного состояния технических моделей языка, которые можно было бы использовать при построении языковых человеко-машинных интерфейсов, а также обзор текущего состояния исследований алгоритмов построения систем распознавания образов, обычно используемых в подобных задачах.

Кратко описывается основная методология, на которой построена настоящая работа - система «автономного адаптивного управления» (ААУ), которая относится к классу адаптивных систем управления.

Языковая система – (по лингвистическому определению это «множество элементов языка, связанных друг с другом теми или иными отношениями, образующее определённое единство и целостность») в нашем случае - как совокупность языковых идентификаторов, ассоциированных с определенными реальными объектами, их качественными характеристиками или ситуациями, тоже является подмножеством знаний в программной системе. Поэтому,

по нашему мнению, программные механизмы, обеспечивающие языковые эффекты в программных системах (в частности – в системах ААУ), должны играть важную роль в базах знаний для обеспечения человеко-машинных интерфейсов. Наличие языковых элементов знаний позволяет сделать более эффективным взаимодействие пользователя и машины.

В заключении Введения сформулированы также научная новизна, задачи исследования, теоретическая и практическая ценность диссертационной работы, изложена краткая структура диссертации.

В 1-ой главе рассмотрены основные нейроподобные сети самоорганизующейся системы ААУ и нейроподобные конструкции, порождающие язык в программной системе (на примере системы ААУ).

В разделе 1.1 приводится описание адаптивных нейроподобных элементов (далее – «нейронов»), сетей и способов организации из них подсистемы формирования и распознавания образов (ФРО), рассматриваются их свойства.

В разделе 1.2 представлены структуры двух фильтров из нейроподобных элементов для построения подсистемы распознавания статических и динамических образов: *нейроподобный фильтр* и *нейроподобная структура очереди*.

Нейроподобный фильтр служит для фильтрации набора значимых сигналов и исключения набора незначимых. Эта структура используется для построения системы распознавания статических образов, например, изображений (практическое применение этой структуры показано во 2-ой главе).

Нейроподобная структура очереди создана для определения последовательности сигналов  $x_1 \Rightarrow x_2$ , тогда как другие случаи не пропускаются через этот фильтр. Обоснование приведено подробнее в диссертации. Этот фильтр удобно использовать для построения системы распознавания динамических образов, в частности для системы распознавания звуков (практическое применение этой структуры показано во 2-ой главе).

В разделе 1.3 изложен алгоритм самоорганизующейся системы формирования и распознавания образов ФРО на основе дерева события (ДС). ДС используется как модуль анализа входных сигналов для нахождения закономерных образов. В результате анализа, модуль ДС сообщает о порождении новых нейронов для нейроноподобной сети.

В разделе 1.4 описывается основная нейроноподобная конструкция, порождающая язык (как совокупность звуковых образов-идентификаторов) в нейроноподобной системе ААУ. Поясним здесь коротко принцип ее действия. Эта конструкция является следствием свойства помехоустойчивости нейрона 1-го типа (рис. 1), когда с накоплением статистики снижается требование к полноте ( $\rho$ ) входного вектора при сохранении вероятности ложной тревоги.

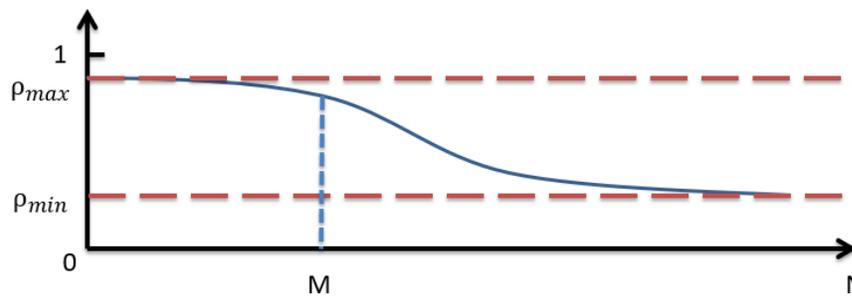


Рис. 1. Снижение порога  $\rho$ , определяющего требования к полноте представления входного сигнала на входе нейрона.

Обеспечивая, с одной стороны, помехоустойчивость, это свойство нейрона порождает также свойство ассоциативности. Оно появляется в случае, если на определенный нейрон  $n_c$  (рис. 2) многократно в силу каких-либо причин одновременно с датчиков или от нейронов  $n_a$  и  $n_b$  поступают сигналы от прообразов двух объектов  $A$  и  $B$ , наблюдаемых в среде, что приводит к обучению нейрона  $n_c$ . Затем, после постепенного снижения указанного порога  $\rho$  в нейроне  $n_c$  (например, до величины менее 50%), нейрон  $n_c$  начинает срабатывать от неполного входного сигнала – например, при предъявлении уже только одного из этих прообразов  $A$  или  $B$ . Это и есть основной механизм генери-

рования всех языковых идентификаторов для образов объектов (существительные), а при необходимости - образов действий (глаголы) и образов качественных оценок (прилагательные), которые постепенно могут образовать языковую систему – язык. Язык позволяет вызывать реакции базы знаний, не предъявляя на вход реальные объекты (что не всегда физически возможно), но только их языковые идентификаторы (что существенно проще).

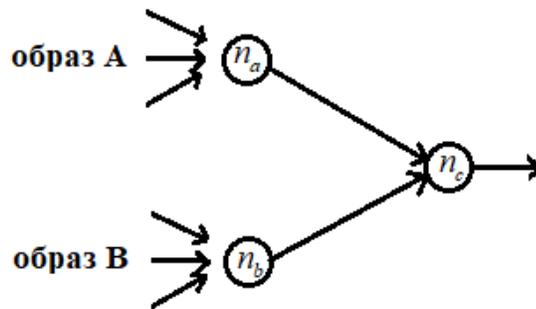


Рис. 2. Конструкция для ассоциативного обучения нейронов, порождающая языковые ассоциации.

В разделе 1.3 предлагается новый метод представления базы знаний на основе нейроноподобной конструкции. Новая конструкция позволяет БЗ обучаться в реальном времени, и база знаний должна обнаружить и обучиться закономерным знаниям  $(O_i(t-2) \& D_j(t-1)) \rightarrow O_z(t)$ , т.е., «если в распознанных условиях совершить указанное действие, то последует указанный результат»

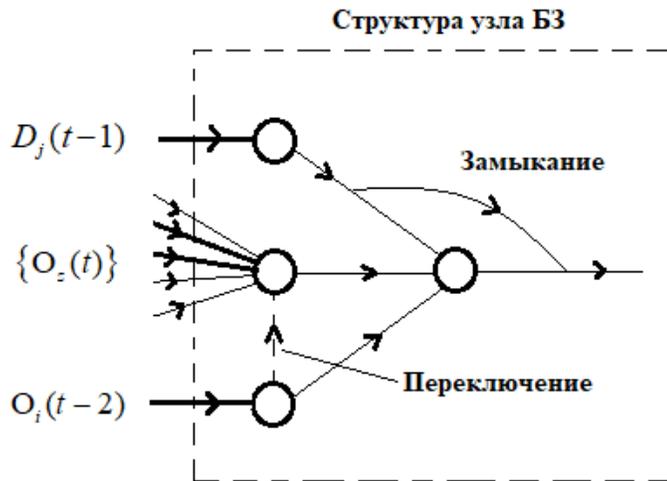


Рис. 3. Новая нейроподобная конструкция адаптивного узла базы знаний.

В фазе обучения (которая реализуется параллельно с управлением или в одном акте управления) на вход базы знаний поступают сигналы множества распознанных образов  $O_i(t-2)$ . В следующий момент « $t-1$ » нейроны условия переключат нейроны «результатов» из режима «использования» в режим «обучения» и УС случайно совершает действие  $D_j(t-1)$ . В момент « $t$ », сигналы множества  $\{O_z(t)\}$  распознанных образов, которые являются результатами действия  $D_j(t-1)$ , поступают на вход нейронов в режиме «обучения». Нейроны реагируют на эти сигналы изменением значения своих весов, если нейрон выдает на выход сигнал «1», то нейрон обучен. Выходной сигнал нейрона Ш-го типа определяется соотношением:

$$O_w^t = \begin{cases} 1, & \text{if } \sum_{i=1}^m x_i^t w_i^t \geq \theta, \\ 0, & \text{in other cases} \end{cases},$$

Где  $x_i^t$  -  $i$ -й элемент входного вектора,  $x_i^t \in \{0,1\}$ ,  $w_i^t$  - вес  $i$ -ой связи нейрона и  $\theta$  пороговое значение,  $0 < \theta < 1$ .

**2-ая глава** посвящена синтезу системы распознавания статических образов (изображений) и системы распознавания динамических образов (звуков).

Раздел 2.1. Обычно исходные данные для преобразов, которые поступают на вход системы распознавания, являются изображениями размера  $N \times M$  пикселей. Нейроны Жданова в используемом наиболее простом их варианте работают с бинарными сигналами  $\{0,1\}$ . Поэтому надо построить карту признаков из исходных матриц данных в бинарном виде с помощью пороговой функции, и изображение легко преобразуется в бинарный вид:

$$x_{i,j} = \begin{cases} 1, & \text{если } L_{i,j} \geq \rho \\ 0, & \text{если } L_{i,j} < \rho \end{cases},$$

где -  $L_{i,j}$  значение интенсивности света в пикселе  $(i,j)$ ,  $\rho$  - пороговое значение.

Процесс обучения сети является процессом генерации структур сети и обучения нейронов. Алгоритм синтеза биоморфной нейроподобной системы распознавания состоит из 2-х этапов. Это этап синтеза структуры подсети библиотеки фильтров для каждого поступающего образа и этап синтеза сети для распознавания образа. Эти два этапа итерационно повторяются, генерируя слой за слоем, пока не будет синтезирована нейроноподобная сеть, обеспечивающая за счет своей структуры полное распознавание всего множества заданных образов (рис. 4). Сгенерированная сеть обучается на каждой итерации алгоритма так, что каждый нейрон обучается отдельно.

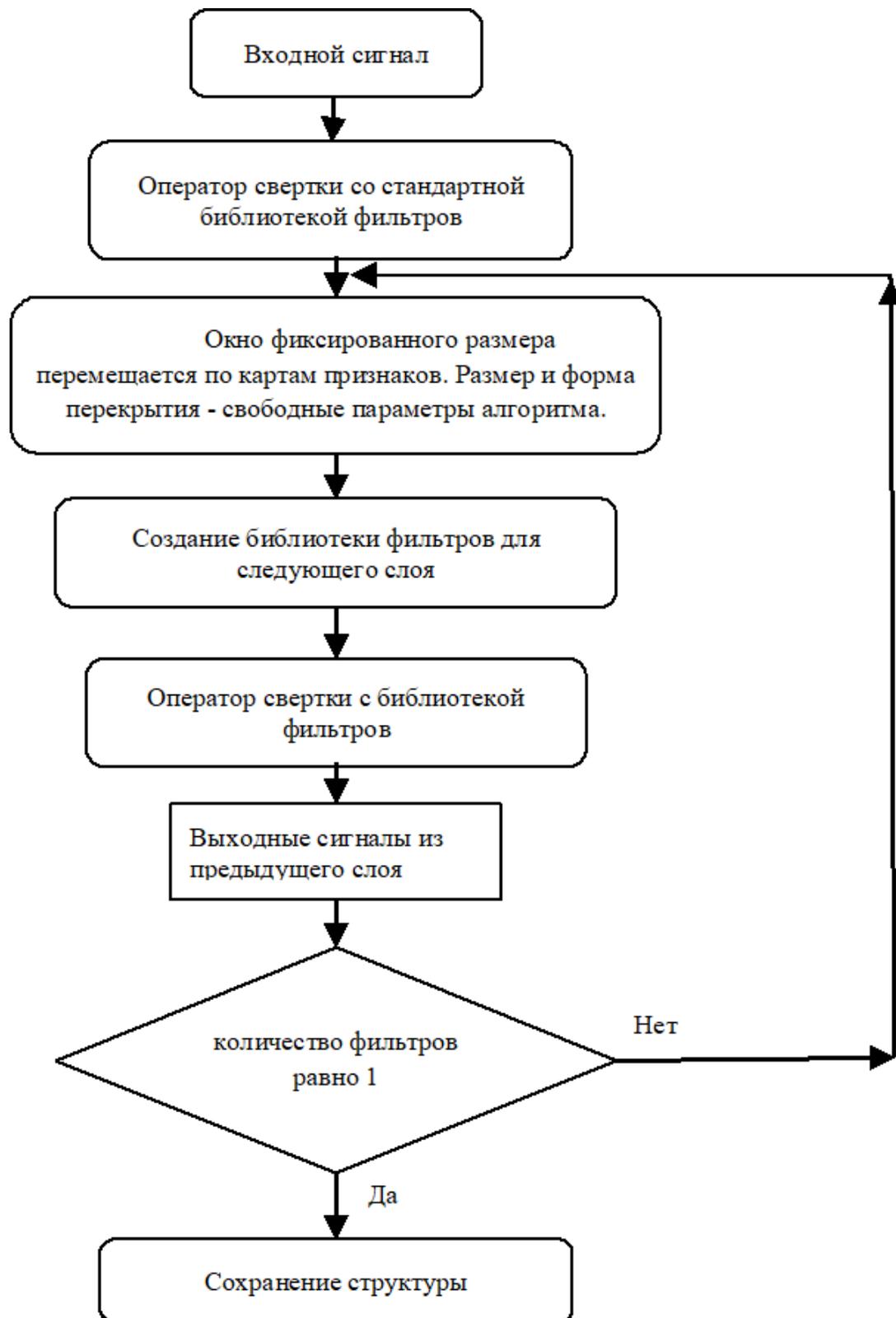


Рис. 4. Итерационный алгоритм создания библиотеки фильтров.

В разделе 2.2 представлен алгоритм построения системы распознавания звуков, который моделирует процесс распознавания речи, используя наши представления об основных биологических механизмах этого процесса.

Предобработка речевых сигналов состоит из следующих этапов:

- звуковые колебания целесообразно нарезать на отрезки 5 – 25мс;
- применение преобразования Фурье;
- применение модели «банка фильтров» мел-кепстральные коэффициенты (MFCC);
- преобразование в бинарный вид с помощью пороговой функции.

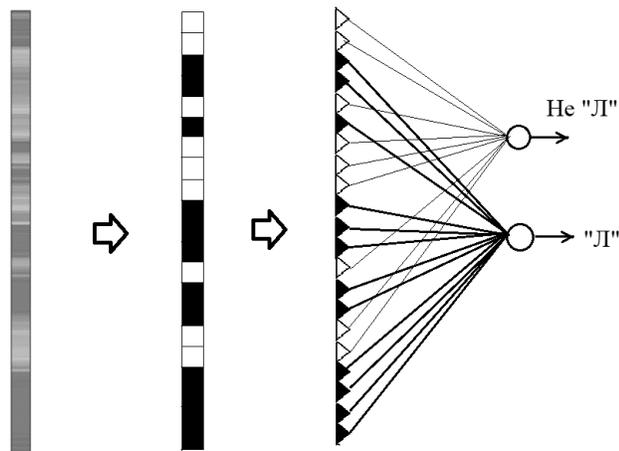


Рис. 5. Пример бинарного вектора данных, представляющих звук «Л».

Аналогично, структуры для распознавания всех звуков строятся аналогично тому, как показано выше для звука «Л». При поступлении полных звуковых колебаний одного слова, мы получаем последовательность распознанных звуков. Например, данные по слову «слева» поступают на вход сети так:

«с → с → с → л → л → л → л → е → е → е → е → в → в → в → а → а → а»

Или в сокращенном виде:

«с → л → е → в → а».

Для распознавания последовательных образов мы используем два метода: нейрон 2-го типа и структура очереди на основе нейрона 1-го. В каче-

стве фильтров для каждого звука буквы, мы можем распознавать букву, которая соответствует поступившему звуку. Для создания подсети для конкретного слово «слева» (последовательности звуков) производится процесс автоматической генерации всех возможностей «структур очереди» последовательности двух звуков. Алгоритм построения был представлен в рис. 6.

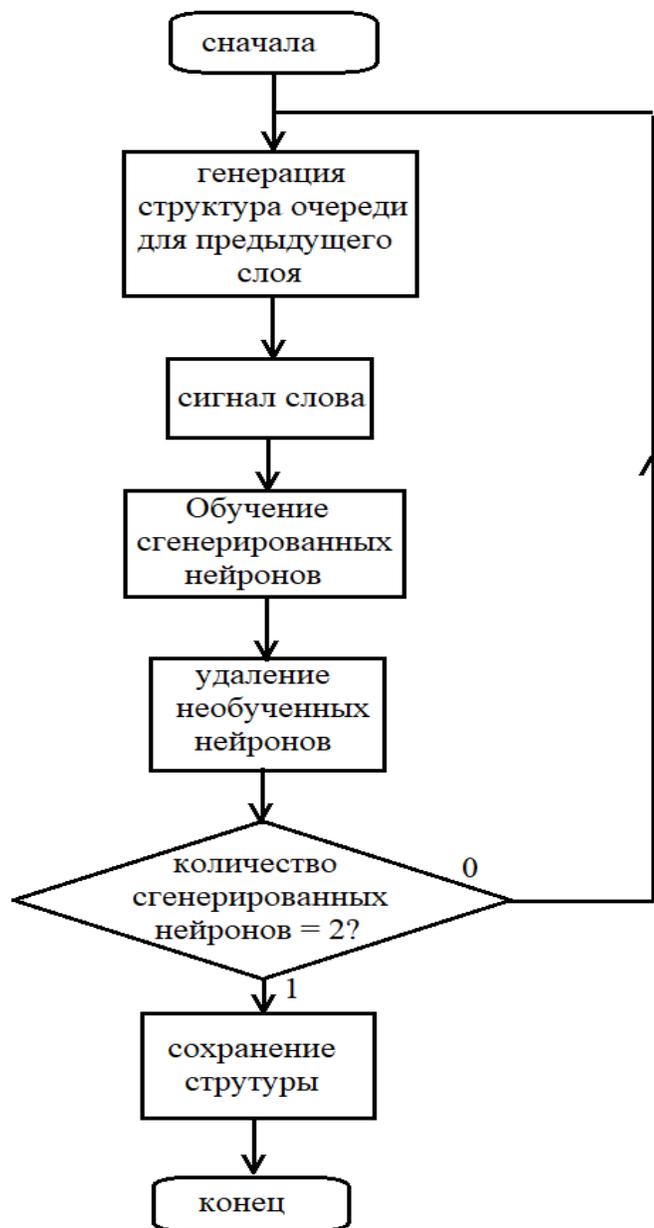


Рис. 6. Алгоритм генерации подсети для одной последовательности звуков.

Тогда, подсеть для распознавания слова «слева» будет такой:

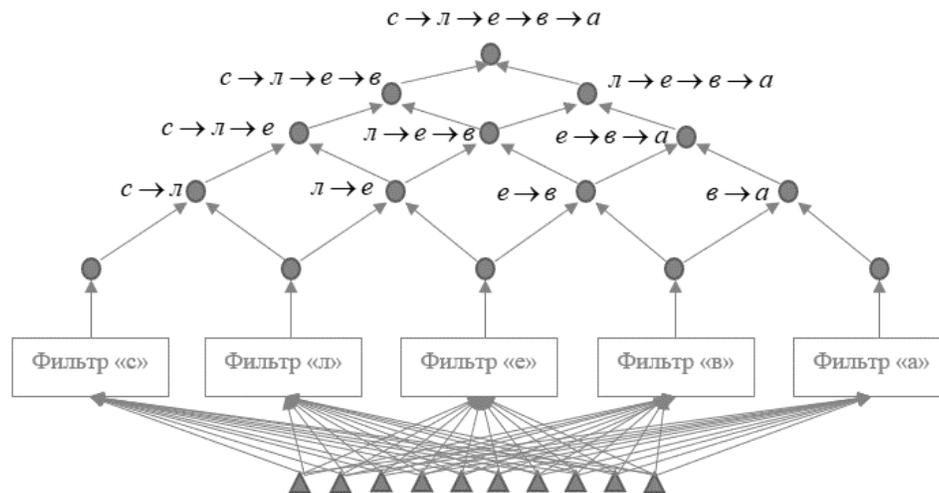


Рис. 7. Полная структура сети для распознавания речевого образа «слева».

**3-я глава** представляет реализацию основных модулей системы ААУ, язык программирования и протокол взаимодействия между модулями системы ААУ.

В разделе 3.1 описывается реализация ядра программной системы, в которую встраивается языковой интерфейс, в данном случае это система ААУ. Нейроны разных типов были реализованы как классы на объектно-ориентированном языке программирования ООП - Python. Нейрон Жданова, как адаптивный нейроноподобный элемент системы, работает как отдельный процесс. В этом классе синапсы нейрона легко создаются списками (list) в Python. Совокупность списка нейронов и их связей между собой создает нейроноподобную сеть. Класс нейрона Жданова реализован следующим образом:

```
class Neuron:
    def __init__(self, ID):
        self.ID = ID # идентификатор нейрона
        self.out_neurons = [] # входные связи
        self.in_neurons = [] # входные связи
        self.ADAPTED = 0 # 0 - Нейрон необучен, 1 - нейрон обучен
        self.OUT = 0 # Выходной сигнал: 1 - распознан
```

```
self.TYPE_OF_NEURON = "" # тип нейрона 1,2,3
```

Чтобы сохранить структуру нейроноподобных сетей, мы использовали формат JSON. Структурный формат JSON поддерживает массивы и вложенность собственных структур, которые удобны для сохранения структуры нейроноподобных сетей.

В разделе 3.2 показан разработанный протокол обмена данными между модулями системы управления ААУ. Согласование по времени различных нейроноподобных сетей можно осуществлять разными методами, чтобы обеспечивать синхронизацию работы нейронов в системе и взаимодействие между сетями. В этой реализации, мы использовали буферную схему (структурный стек FIFO - «первым пришёл — первым ушёл»), которая пропускает на выход подсистемы ФРО только поток бинарных сигналов.

В разделе 3.3 предложены реализации двух методов накопления статистики совпадения срабатываний нейронов. Матрица событий запрограммирована с помощью библиотеки NumPy языка программирования Python, которая имеет поддержку больших многомерных массивов и матриц, вместе с большой библиотекой математических функций для операций с этими массивами. Дерево событий (ДС) было реализовано классом дерева:

```
class Node:
    def __init__(self):
        self.l = None # левая ветка
        self.r = None # правая ветка
        self.learned = False #
        self.count = 0 # число совпадения
```

При работах, описанных в этой главе, мы использовали язык программирования Python, на котором удобно решать инженерные проблемы, возникающие при создании прикладных систем ААУ.

**4-я глава** представляет разработанную прикладную систему автономного адаптивного управления для БПЛА с адаптивным языковым человеко-машинным интерфейсом.

В разделе 4.1 представлено описание виртуальной модели БПЛА (коптера), его свойства и параметры.

В разделе 4.2 приведена постановка задач управления БПЛА. 1-ая задача состоит в том, что адаптивный БПЛА должен самообучаться двигаться так, чтобы догнать убегающий БПЛА и держать его в центральном секторе обзора. 2-ая задача - продемонстрировать алгоритм автоматической генерации нейроподобных конструкций, порождающих языковой человеко-машинный интерфейс в системе ААУ этого объекта.

В разделе 4.3 приводится реализация системы управления БПЛА на языке программирования Python. Все модули программной системы управления построены на основе нейроподобных сетей. Для проведения экспериментов с разработанной системой управления и исследования ее свойств нами была разработана инструментальная программная имитационная система (рис. 8).

Для построения ассоциативной памяти, мы использовали матрицу событий. Векторы распознанных образов из двух подсистем распознавания поступают на входы матрицы событий. Элементы  $E_{ik}$  матрицы событий накапливает статистику совпадения срабатываний пары нейронов  $(i,k)$ . В определенный момент времени для некоторой пары  $(i,k)$ , происходит событие, когда значение  $E_{ik} > L$ , и возникает кандидат на рождение нового нейрона в подсистеме ФРО от нейронов с номерами  $i$  и  $k$ . Если нейроны  $i$  и  $k$  находятся в разных подсистемах ФРО, то новый нейрон с конструкцией идентификатора добавится в подсистему ФРО (рис. 9).

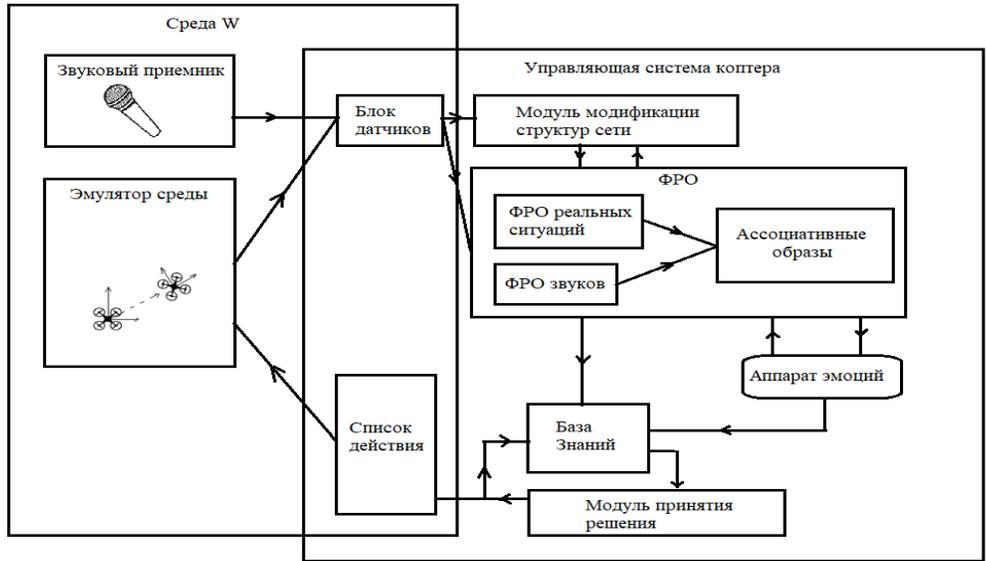


Рис. 8. Схема имитационной программной системы для исследования свойств управления с адаптивным языковым человеко-машинным интерфейсом.

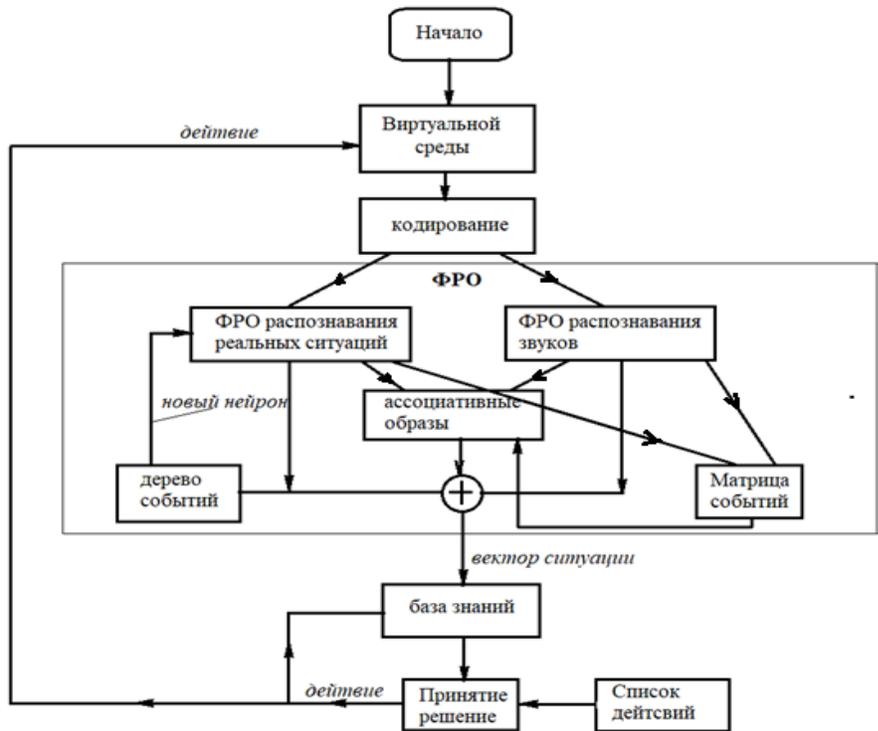


Рис. 9. Полный контур управления и алгоритм построения ассоциативной памяти.

В разделе 4.4 приводятся результаты экспериментов. После запуска системы управления база знаний еще пустая, и адаптивный БПЛА движется по случайным направлениям. При этом подсистема ФРО текущих ситуаций начинает автоматически находить и формировать закономерные образы реальных полетных ситуаций (в данном случае – положение цели в локальной системе координат догоняющего БПЛА). Подсистема ФРО реальных ситуаций представлена сетью из нейронов, при этом новые нейроны соответствуют новым ситуациям, которые адаптивный БПЛА выявил. Одновременно идут процессы обучения базы знаний, изменения состояний нейронов и формирования новых образов. По мере того, как растет нейроноподобная сеть (рис. 10), и как в базе знаний появляются новые знания, адаптивный БПЛА начинает летать преимущественно в сторону убегающего БПЛА и все более точно удерживать его в нужном секторе обзора, что отражается в росте качества управления (рис. 11).

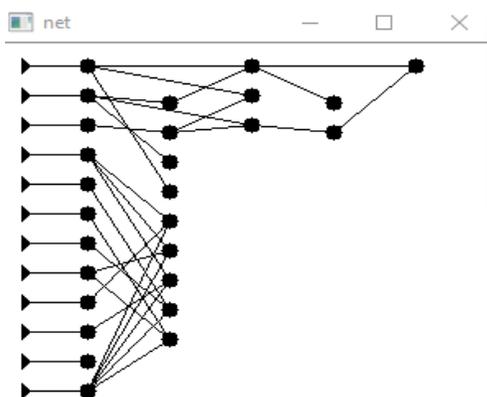


Рис. 10. Пример нейронной сети подсистемы ФРО, которая автоматически построилась через некоторое время процесса управления БПЛА.

Практически важным свойством системы управления ААУ является ее способность дообучаться и переобучаться непосредственно в процессе управления. Так, если неожиданно что-то происходит с объектом управления, и свойства его резко изменяются, то система ААУ может адаптироваться к из-

менениям. Это сопровождается временным снижением качества управления, которое затем вновь возрастает. Так на рис. 12 показана ситуация, когда во время полета были перепутаны выводы от датчиков. Произошло падение качества управления с последующим его восстановлением.

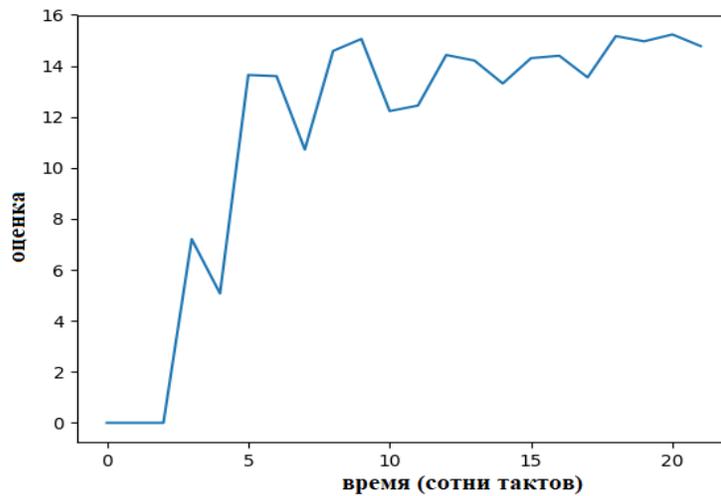


Рис. 11. Рост качества управления (по принятому критерию) со временем, что подтверждает адаптивный характер системы управления.

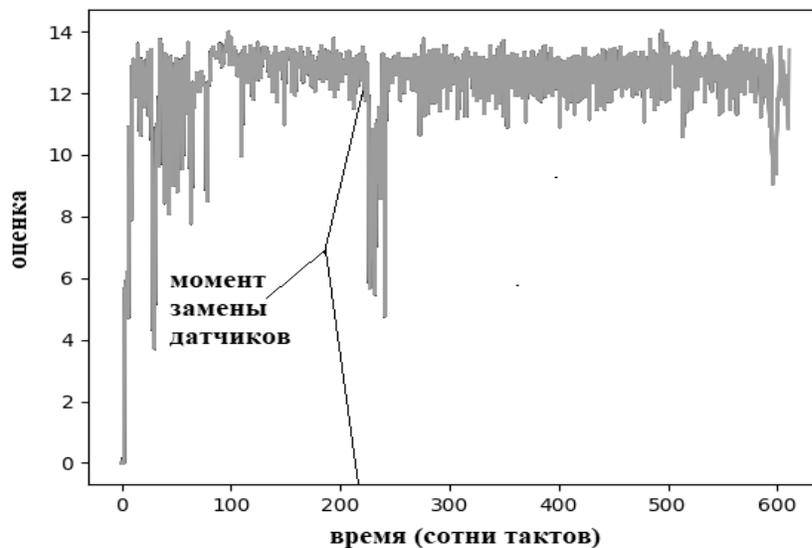


Рис. 12. Качество управления при «поломке» - перемене датчиков.

*Эксперимент с языковыми явлениями.* Покажем результаты эксперимента, в котором демонстрируются языковые явления – возникновение языкового человеко-машинного адаптивного интерфейса за счет способности управляющей системы ААУ автоматически ассоциировать реальные ситуации с одновременно произносимыми человеком языковыми идентификаторами. В этом эксперименте, человек является учителем, который должен распознавать и озвучивать две ситуации, а именно, ситуацию, когда убегающий БПЛА (цель) оказывается слева от догоняющего БПЛА, и ситуацию, когда убегающий БПЛА (цель) оказывается справа от догоняющего БПЛА (рис. 13.).

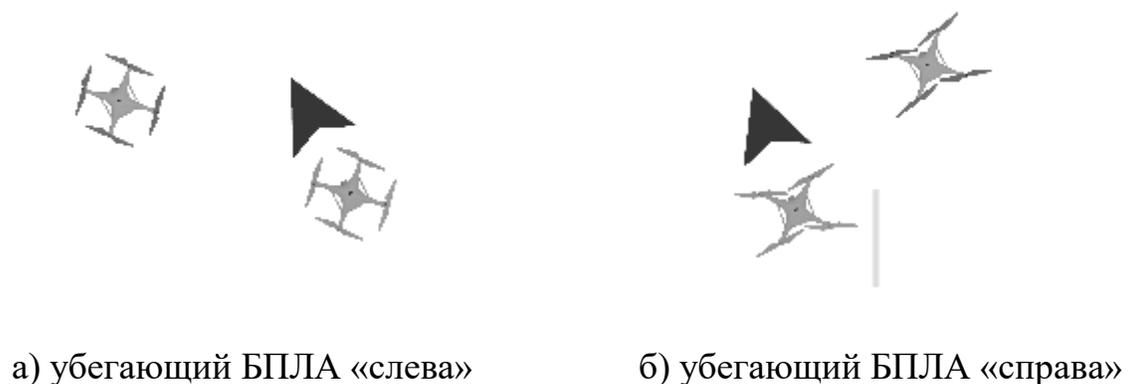


Рис. 13. Две ситуации для эксперимента.

При обнаружении одной из этих ситуаций, человек говорил слово «слева» или «справа», соответственно. При этом подсистемой ФРО догоняющего БПЛА образ реальной ситуации и звуковой образ распознавались одновременно. Поскольку это совпадение повторялось несколько раз, то в подсистеме ФРО из этих образов сформировался новый образ. Этот сформированный образ является ассоциативным образом, у которого значение порога задано  $\rho < 50\%$ , чтобы образ мог быть распознан при наличии хотя бы одного из этих прообразов.

В ходе экспериментов при отсутствии звуковых сигналов обученный адаптивный БПЛА хорошо догонял убегающий БПЛА. При отключении потока входной информации в подсистему ФРО от реальных образов (например, при плохой видимости), адаптивный БПЛА только стоит на месте. Но если сторонний наблюдатель видит, что убегающий БПЛА находится в левых (правых) секторах обзора адаптивного БПЛА и произносит слово «слева» («справа»), то, получив звуковой идентификатор, догоняющий БПЛА начинает реагировать, «понимать» реальную ситуацию, которой он обучился, и поворачивать в нужную сторону. Понятно, что только словами «слева» и «справа» не обозначить все возможные точные направления на цель, и для повышения точности управления нужно вырабатывать соответствующее множество языковых идентификаторов. В реальном человеческом языке с этой целью используются слова типа «на 5, ..., 11 часов», «на ... градусов», без которых точно управлять как БПЛА, так и реальным пилотом, который в некоторых случаях вынужден полагаться на такие языковые подсказки, трудно, но ничто не мешает выработать у языкового интерфейса образы и таких слов. Однако в любом случае языковое общение очень полезно при управлении и передаче знаний. В целом полученные результаты демонстрируют ожидаемый эффект автоматического возникновения и использования языка в разработанном языковом человеко-машинном интерфейсе, которым могут оснащаться программные системы разного назначения. Разработанные алгоритмы формирования языковых идентификаторов могут быть в дальнейшем использованы для формирования любого большого словарного запаса программной системы.

### Список опубликованных работ по теме диссертации

1. Нгуен Нгок Зиеп, Мань Ха Ле. "Нейросетевой метод снятия омонимии." Труды Московского физико-технического института 7.4 (2015): 174-182.
2. Чан Ван Нгиа, Ву Вьет Тханг, Нгуен Нгок Зиеп, реализация нейронной сети на fpga для распознавания атаки на информационные системы, II Международная конференция «Инжиниринг & телекоммуникации En&T 2015».
3. Степанян И.В., Зиеп Н.Н. Растущие свёрточные нейроподобные структуры для задач распознавания статических образов // Нейрокомпьютеры: разработка, применение. 2018. № 5. С. 5-14.
4. Зиеп, Н.Н., Жданов, А.А. Нейроподобный подход к распознаванию речи. Программирование, 2018 (3), pp.49-62.
5. Нгуен Нгок Зиеп, Мишустин И.А. Принцип системы распознавания образов на основе нейроподобных сетей. IV Международная конференция «Инжиниринг & телекоммуникации En&T 2017» С. 53-54.
6. Жданов А.А., Нгуен Н.З., Перский Г.С., Пешенко Р.Э., Пижонков А.Г., Степанян И.В., Сямиуллин З.С., "Программа динамического синтеза растущих биоподобных структур на основе искусственных нейронов с расширенной функциональностью и способностью к дообучению для задач распознавания образов и управления динамическими объектами". Свидетельство о регистрации программ на ЭВМ РФ № 2018661458.