

УДК 004.89, 004.9

А. Д. Обухов

Тамбовский государственный технический университет

Методология структурно-параметрического синтеза адаптивных информационных систем на основе нейросетевых технологий

Рассматривается научная проблема повышения эффективности процесса разработки адаптивных информационных систем (АИС): уменьшение экономических затрат и сложности программной реализации, повышение адаптивности, качества и производительности работы. Существующие методологии разработки информационных систем не ориентированы на решение задач автоматизации процессов обработки информации, адаптации программных модулей, что не позволяет при их помощи решить поставленную задачу. Анализ подходов к решению данных подзадач показал возможность эффективного применения нейросетевых технологий, поэтому в данной статье рассматривается разработка и развитие теоретических основ и инструментальных программных средств на основе технологий машинного обучения и нейронных сетей, объединенных в рамках методологии структурно-параметрического синтеза АИС. Научная новизна методологии заключается в использовании нейросетевой архитектуры и добавлением этапа реализации нейросетевых компонентов на основе новых нейросетевых методов. Сформулированы принципы методологии, формализована ее общая структура и осуществлена декомпозиция основных этапов. Апробация методологии в двух предметных областях позволила снизить экономические затраты и сложность программной реализации, повысить адаптивность и качество АИС. Полученные результаты могут использоваться для организации процесса разработки различных информационных систем. Дальнейшие исследования заключаются в апробации методологии и нейросетевых методов в новых предметных областях.

Адаптивные информационные системы, нейросетевые технологии, машинное обучение, методология структурно-параметрического синтеза, методы анализа и обработки информации

В рамках данного исследования рассматривается вопрос повышения эффективности разработки адаптивных информационных систем (АИС). Под АИС понимается такая система, которая автоматически изменяет данные алгоритма своего функционирования и структуру с целью сохранения или достижения оптимального состояния при изменении внешних условий. Примерами таких систем могут быть информационные системы с персонализацией интерфейса (мобильные приложения и веб-сервисы), адаптивные системы управления и поддержки принятия решений (автопилоты, рекомендательные сервисы, навигационные комплексы), программное обеспечение, меняющее алгоритмы своего функционирования в зависимости от категории и характеристик пользователей (индивидуальные образовательные сервисы, адаптивные тренажерные комплексы).

Существующие методологии разработки адаптивных информационных систем («водопад-

ная» модель, CASE-технологии (computer-aided software engineering), гибкие методологии, RUP (rational unified process), RAD (rapid application development), а также различные архитектурные шаблоны) позволяют реализовать программное обеспечение различной сложности и структуры [1]–[6]. Однако, несмотря на широкое распространение и эффективность данных методологий, задача автоматизации процесса разработки информационных систем в них не решается. Их применение позволяет снизить затраты материальных или временных ресурсов, оптимизировать процессы реализации систем, но к универсальными и однозначно применимым подходам они не относятся, так как каждая задача и предметная область накладывает свои ограничения [7].

Поэтому актуальной научной проблемой, имеющей важное хозяйственное значение, является разработка и развитие теоретических основ и инструментальных программных средств на

базе технологий машинного обучения и нейронных сетей для повышения эффективности процесса создания адаптивных информационных систем: сокращения экономических затрат, уменьшения сложности программной реализации, повышения адаптивности, качества и производительности работы системы.

Исследования методов анализа, обработки, генерации и передачи информации в различных информационных системах показали перспективность применения технологий машинного обучения для автоматизации данных процессов [8]–[10].

Однако в настоящее время не существует методологии и методов, направленных на автоматизацию процесса структурно-параметрического синтеза АИС. Для решения данного вопроса с целью снижения сложности и стоимости разработки АИС предлагается комплексный подход, включающий создания новой методологии структурно-параметрического синтеза АИС, нейросетевых методов и архитектуры системы.

Постановка научной задачи. Целью исследования служит повышение эффективности разработки АИС, выраженное в снижении сложности, стоимости процесса реализации программного обеспечения, повышении адаптивности системы. В формализованном виде задача имеет следующий вид.

Необходимо определить такое сочетание элементов структуры NNA , связей между элементами D , методов MTD управления, анализа, обработки, генерации и передачи информации, а также множество параметров PRM для каждого элемента структуры АИС, при которых целевая функция эффективности R АИС достигает максимума:

$$\{NNA^*, PRM^*\} = \arg \max_{NNA, PRM} (R),$$

$$NNA^* = (E^*, C^*, M^*, V^*, NN^*, D^*, MTD^*)$$

при выполнении:

– множеств ограничений SO на связи между элементами структуры NNA :

$$SO = \{so_i\}, so_i \rightarrow \gamma_i(D) \subseteq D^*;$$

– множеств ограничений PO на область значений параметров:

$$PO = \{po_i\}, po_i \rightarrow \begin{cases} \varphi_i(PRM^*) = 0, \\ \varphi_i(PRM^*) < 0, \\ \varphi_i(PRM^*) \in PRM_i; \end{cases}$$

– множеств ограничений RO на максимальные и минимальные границы значений оценок качества АИС:

$$RO = \{ro_i\},$$

$$ro_i \rightarrow \alpha_{i\min} \leq \phi_i(R) \leq \alpha_{i\max},$$

где $E^*, C^*, M^*, V^*, NN^*, D^*, MTD^*$ – выбранные элементы сущностей «Окружения», «Управления», «Модели», «Представления», «Нейронных сетей», а также связи и методы обработки информации соответственно.

$\gamma_i(D)$ – функция, формирующая подмножество связей в соответствии с условием so_i , которые должны входить в сформированное множество D^* ;

$\varphi_i(PRM^*)$ – функция, преобразующая параметры АИС к виду, в котором их можно использовать в равенствах, неравенствах или для проверки вхождения в некоторые подмножества PRM_i ;

$\phi_i(R)$ – функция, преобразующая целевую функцию эффективности или отдельные ее компоненты для проверки соответствия минимальным $\alpha_{i\min}$ и максимальным $\alpha_{i\max}$ допустимым границам.

Под функцией эффективности R АИС в общем виде будем понимать комплексную оценку системы следующего вида:

$$R = FR(R_V, R_D, R_A, R_Q, R_P),$$

где FR – метод поиска оптимального решения в многокритериальной задаче оптимизации; R_V – оценка экономических затрат на разработку АИС [11]; R_D – оценка сложности программного обеспечения АИС [12]; R_A – оценка адаптивности АИС [13]; R_Q – оценка качества АИС [14]; R_P – оценка производительности АИС [15].

Основные принципы методологии. Анализ существующих методологий разработки информационных систем позволил сформулировать перечень требований и ограничений для разрабатываемой методологии [1]–[6]. Их выполнение позволит решить поставленные задачи, связанные с автоматизацией процесса структурно-параметрического синтеза информационных систем. Таким образом сформулированы следующие принципы разрабатываемой методологии:

Принцип нейросетевой организации структуры АИС определяет, что структура АИС представлена в виде множества изолированных и независимых сущностей, сгруппированных по 5 категориям: «Окружение», «Нейронные сети», «Модель», «Представление» и «Управление». Каждый элемент АИС для взаимодействия с другими компонентами и передачи информации использует нейросетевые каналы данных [16].

Принцип подготовки и соответствия информации состоит в том, что для реализации нейросетевых методов анализа, обработки, генерации и передачи, функционирующих на основе нейронных сетей, в АИС необходимо обеспечить предварительную обработку, корректность, достаточность и соответствие исходных данных для последующего обучения нейронных сетей и алгоритмов искусственного интеллекта.

Принцип применимости нейросетевой архитектуры заключается в возможности использования методов и моделей, основанных на подходах теории искусственного интеллекта, и формирует перечень требований к достаточности исходных данных, формализации процессов обработки информации, возможности применения аппроксимирующих

функций и необходимости реализации функций адаптивности в выбранной предметной области.

Формализация методологии структурно-параметрического синтеза. Следование перечисленным принципам позволяет сформулировать общую методологию структурно-параметрического синтеза АИС на основе нейросетевых технологий. Данная методология охватывает широкий класс систем различной сложности. Достигается это за счет разработки отдельных универсальных автоматизированных методов и алгоритмов анализа, обработки, генерации и передачи информации.

При разработке методологии учитывались наиболее актуальные и универсальные подходы к проектированию программного обеспечения, термины и понятия, принятые в сфере программирования. Однако использование нейронных сетей как центрального элемента процесса структурно-параметрического синтеза АИС, комплексный подход к автоматизации процессов анализа, обработки, генерации и передачи информации с использованием нейронных сетей предлагается впервые.

Предлагаемая методология основана на концепции быстрой разработки приложений (RAD) [5],



Рис. 1

так как ее основные принципы полностью отвечают поставленной цели: снижение стоимости и времени разработки информационных систем, ориентирование на небольшие коллективы. Методология включает все основные этапы жизненного цикла АИС, начиная с планирования структуры системы и формализации предметной области и заканчивая разработкой, оптимизацией и модернизацией АИС (рис. 1).

В рамках методологии реализуются следующие новые методы, подробно рассмотренные и апробированные в предыдущих исследованиях:

- метод формализации информационных потоков на основе моделей многоуровневых графов для представления процессов обработки информации, исследования закономерностей движения и жизненного цикла информационных объектов, анализа и синтеза структуры информационных потоков системы [17];

- нейросетевой метод обработки и передачи информации для автоматизированной организации связи между компонентами нейросетевой архитектуры на основе реализации нейросетевых каналов данных, осуществляющих анализ, обработку и передачу данных с применением методов искусственного интеллекта [16];

- нейросетевой метод автоматической генерации данных на основе применения нейронных сетей для формирования информационных объектов с заданной структурой и свойствами с автоматическим поиском оптимальных параметров нейронных сетей, используемый для получения сжатого состояния объекта, восстановления потерянных данных, прогнозирования [18];

- нейросетевой метод автоматической переадресации информации между пользователями АИС, отличающийся применением нейронных сетей для определения оптимального исполнителя операции на основе прогноза времени и вероятности ее успешного выполнения, позволяющий осуществить маршрутизацию информации [19];

- нейросетевой метод классификации и распределения данных для организации их автоматизированного хранения, поиска, проверки и сравнения [20];

- нейросетевой метод адаптации информационной системы под особенности пользователя, основанный на технологиях искусственного интеллекта, анализа больших данных и машинного обучения [21];

- нейросетевой метод управления на основе применения нейронных сетей для автоматизации процессов поддержки принятия решений и управления в АИС [22].

Рассмотрим основные этапы предлагаемой методологии. Общая структура методологии структурно-параметрического синтеза АИС примет вид рис. 2. В основе реализации методологии 7 основных блоков, соответствующих структуре методологии (см. рис. 1). Рассмотрим их декомпозицию. В качестве примера, демонстрирующего применение методологии конкретной предметной области, будем использовать процесс синтеза адаптивной системы электронного документооборота (СЭД) конструкторской документации. Тогда в конце каждого этапа методологии будем указывать выполняемые действия и результаты для указанного примера.

А1. Планирование. На данном этапе осуществляется системный анализ предметной области, направленный на получение требований к информационной системе.

На первом шаге проводится системный анализ основных объектов, субъектов и процессов, принадлежащих предметной области. Группа разработчиков АИС, заказчик и будущие пользователи определяют основные задачи проекта путем декомпозиции предметной области и анализа объектов, субъектов и процессов, протекающих в ней, после чего предварительно оценивается сложность проекта. Это позволяет выявить его сложность и объем, оценить стоимость и время его реализации, возможные технические требования. Далее выявляются необходимые функции адаптивности системы: вариативность интерфейса и навигации, возможность настройки оформления интерфейса системы, кроссплатформенность и т. д.

В завершение этапа на основе собранной информации формируется техническое задание на проектирование АИС.

В рамках первого этапа для разрабатываемой адаптивной СЭД необходимо осуществить системный анализ основных объектов (документы), субъектов (пользователи) и процессов, принадлежащих предметной области СЭД (к ним относятся классификация документов, их поиск, обнаружение дубликатов, переадресация документов, генерация типовых документов, адаптация интерфейса СЭД). Определяется перечень функций адаптивности, к которым относится персонализация

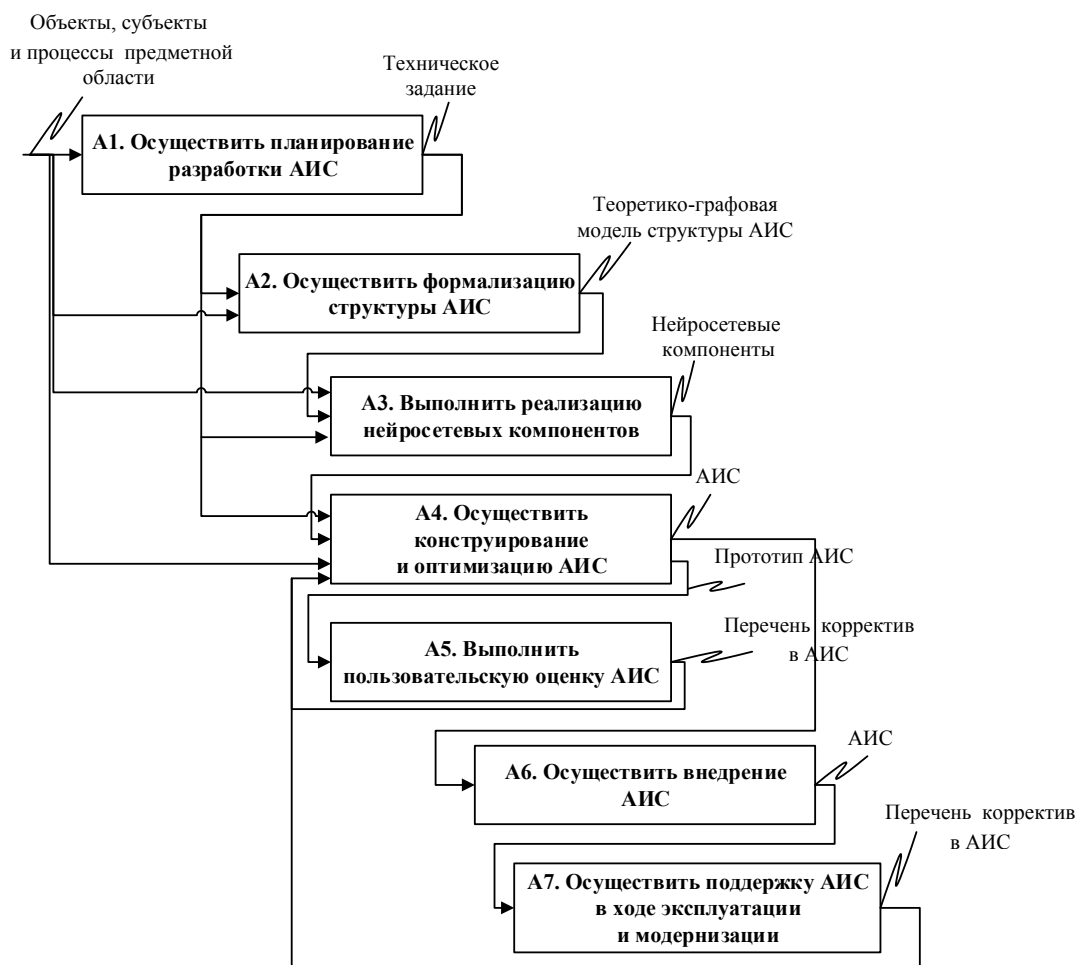


Рис. 2

интерфейса в зависимости от характеристик оборудования и индивидуальных особенностей пользователей, а также автоматическая навигация по системе с учетом анализа действий пользователей.

A2. Формализация. На втором этапе однозначно и подробно описывается архитектура информационной системы с использованием различных математических аппаратов и методов системного анализа.

Для формализации объектов и субъектов предметной области используется аппарат теорий множеств и графов, а также метод формализации информационных потоков на основе модели многоуровневых графов. Закономерности процессов обработки информации в предметной области могут быть оформлены в виде доказательства лемм, теорем и следствий.

Полученная теоретико-графовая модель объектов и диаграммы процессов предметной области интегрируются в компоненты АИС в соответствии с нейросетевой архитектурой. Часть процессов при этом заменяется нейросетевыми кана-

лами данных, соответствующими им по функциональности и типу. Объекты и субъекты распределяются по сущностям нейросетевой архитектуры («Окружению», «Управлению», «Модели» и «Представлению»). Полученная формализованная схема элементов системы, математические и функциональные модели, описывающие объекты, субъекты и процессы предметной области объединяются в единую теоретико-графовую модель структуры АИС.

На основе данной модели осуществляется формализованная постановка задачи структурно-параметрического синтеза АИС. Решаться данная задача будет на следующих этапах методологии.

На втором этапе строится модель адаптивной СЭД с применением теории множеств и графов. Объекты, субъекты и их взаимодействия формализуются в виде множеств и операций над ними, а процессы движения информации – в виде графов. На основе разработанной модели ставится задача структурно-параметрического синтеза адаптивной СЭД, которая имеет следующий вид.

Необходимо определить такие структуру NNA^* и параметры PRM^* СЭД, при которых целевая функция экономических затрат R_V достигает минимума:

$$\{NNA^*, PRM^*\} = \arg \min_{NNA, PRM} (R_V) \quad (*)$$

при выполнении связей между элементами СЭД и ограничений:

– на максимальные экономические затраты на разработку СЭД: $R_V \leq R_{V \max}$,

– максимальную сложность программной реализации СЭД: $R_D \leq R_{D \max}$,

– оценку адаптивности СЭД: $R_A \geq R_{A \min}$,

– производительность документооборота: $R_P \geq R_{P \min}$,

– оценку качества работы СЭД: $R_Q \geq R_{Q \min}$,

где $R_{V \max} = 1\,000\,000$ р. – максимальные экономические затраты на разработку СЭД;

$R_{D \max} = 0.75$ – максимальная оценка сложности программного обеспечения, определяемая на основе экспертной оценки сложности реализации СЭД без использования нейросетевых технологий;

$R_{A \min} = 0.5$ – минимальная оценка адаптивности;

$R_{P \min} = 0.75$ – минимально возможная производительность СЭД, зависящая от максимально допустимого времени обработки и передачи информации;

$R_{Q \min} = 0.75$ – минимально допустимая оценка качества программного обеспечения либо оценка используемого ранее программного обеспечения (заданная экспертами).

А3. Реализация нейросетевых компонентов – этап анализа и обработки данных предметной области, формирования структуры и обучения нейронных сетей, используемых в ходе автоматизированного решения задач работы с информацией.

На основе формализованной модели структуры АИС, свойств объектов, субъектов и процессов предметной области формируется перечень компонентов, основанных на нейросетевых технологиях. Их совокупность будет составлять сущность «Нейронные сети» в предлагаемой архитектуре АИС.

Определив набор необходимых компонентов, проводят анализ и предварительную обработку исходных данных. Выборка данных осуществляется в соответствии с требованиями технического задания.

На следующем шаге подбирается оптимальная архитектура и параметры нейронных сетей для каждого нейросетевого компонента АИС. Эта задача может быть решена аналитически разработчиками или экспертами в области машинного обучения, а также с применением генетических алгоритмов и различных программных средств (например, AutoKeras, AutoGAN, Google AutoML и т. д. [23]–[26]).

Обученные нейронные сети оцениваются. В случае, если определенная на данном шаге точность, качество или иные характеристики нейронных сетей признаны неудовлетворительными, то этап А3 начинается заново. Если же полученные нейронные сети удовлетворяют пороговым значениям по выбранным метрикам, то осуществляется переход к этапу реализации нейросетевых компонентов.

Далее начинается процесс реализации нейросетевых компонентов на основе разработанных в рамках методологии нейросетевых методов [16]–[22]. Данные методы позволяют автоматизировать процессы анализа, обработки, генерации, передачи информации, а также реализовать алгоритмы управления с использованием нейросетевых технологий.

Этап А3 имеет итерационный характер и реализуется до нахождения оптимального набора исходных данных и структур нейронных сетей. В случае возникновения новых задач и условий реализуются и модернизируются соответствующие нейросетевые компоненты.

Для рассматриваемого примера данный этап включает реализацию нейросетевых компонентов, направленных на решение следующих задач:

– классификация и маршрутизация документов с применением рекуррентных нейронных сетей;

– поиск дубликатов чертежей в базе конструкторской документации на основе обученной нейронной Inception V3 и анализа прогнозируемых ею выходных признаков;

– автоматическая навигация пользователя по модулям системы при использовании нейронной сети прогнозирования действий пользователя;

– персонализация интерфейса в зависимости от характеристик программного и аппаратного обеспечения, роли пользователя.

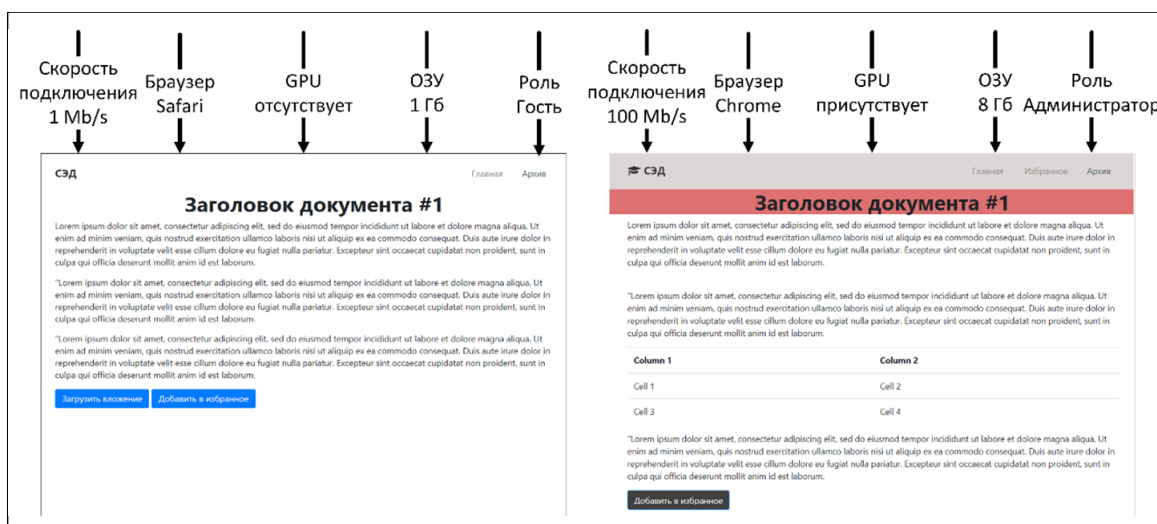


Рис. 3

Последняя задача – ключевая при реализации адаптивной СЭД, так как позволяет обеспечить адаптацию интерфейса к различным характеристикам оборудования пользователя СЭД конструкторской документации. Результат решения представлен на рис. 3.

Использование нейросетевых методов и реализация адаптивной СЭД в соответствии с методологией позволит реализовать необходимые функции адаптивности системы (персонализацию интерфейса и реализацию автоматической навигации для каждого пользователя), автоматизировать процессы обработки информации, снизить сложность программных модулей и общие экономические затраты на реализацию адаптивной СЭД.

А4. Конструирование и оптимизация – основной этап разработки АИС. На данном этапе разработчики интегрируют разработанные нейросетевые компоненты в АИС, а также вносят необходимые исправления в систему на основе замечаний, сформированных пользователями на следующем этапе. Данный этап также повторяется многократно: на первой итерации формируется первичный прототип, на последующих он дорабатывается до получения финальной версии АИС.

В рамках данного этапа решается задача структурно-параметрического синтеза АИС. Так как в решении задачи оптимизации применяется несколько метрик, входящих в состав комплексного критерия оптимизации АИС, необходимо использовать один из методов решения многокритериальных задач [27]. После успешного решения задачи формируются структура и параметры АИС. Они анализируются и адаптируются под ее нейросетевую архитектуру. Далее начинается собственно разработка системы. Сначала оцени-

вается готовность прототипа АИС к внедрению, после чего разработчики реализуют ее модули, дизайн, а также интегрируют нейросетевые компоненты, полученные на предыдущем этапе, в прототип АИС. Разработка проводится в соответствии с существующими методами и парадигмами программирования в рамках разработанной ранее структуры модулей. Полученный на каждой итерации прототип АИС отправляется на анализ пользователям (в следующем этапе).

Рассмотрим решение задачи структурно-параметрического синтеза адаптивной СЭД (*). Решение осуществляется посредством формирования нейросетевой архитектуры, в которой все программные модули распределены по 5 сущностям. Это позволяет декомпозировать процесс их разработки, отделить интерфейс от программной логики, а также интегрировать нейросетевые компоненты для автоматизации процессов обработки данных. Таким образом формируется общая структура NNA^* , для которой необходимо определить конкретные ее компоненты: E^* , C^* , M^* , V^* , NN^* , а также связи D^* между ними и методы обработки информации MTD^* .

Определим размерность задачи. К входным параметрам относятся:

- 6 параметров аппаратного обеспечения оборудования, на котором функционирует СЭД (процессор, накопитель и его характеристики, оперативная память и т. д.);

- 3 параметра программного обеспечения: выбранная среда разработки, СУБД и программная реализация (стек технологий для разработки программных модулей);

– 1 параметр, определяющий выбранный метод анализа и обработки информации при проведении НИР для реализации программных модулей (в рамках данной задачи: классический для разработки известных алгоритмов анализа и нейросетевой для реализации методов машинного обучения);

– 10 переменных для каждого нейросетевого компонента, определяющие характеристики и структуру нейронных сетей для решения конкретных задач обработки информации: архитектура нейронной сети, тип и количество слоев нейронов, количество слоев исключения (Dropout), специализированных слоев (сверточных, рекуррентных и т. д.), количество нейронов в слое, тип активационных функций, оптимизатор, функция потерь и количество эпох обучения.

Таким образом, имеем размерность данной задачи, равную 50 (с учетом 4 нейросетевых компонентов). Общее количество возможных сочетаний параметров и структуры для каждого нейросетевого компонента варьируется от 45 до 225 млн. Количество сочетаний программных и аппаратных параметров составило 2.4 млн. Однако применение разработанных нейросетевых методов, направленных на автоматизацию процесса подбора структуры и параметров нейронных сетей для решения задач обработки информации, позволяет однозначно определить оптимальные параметры для каждого нейросетевого компонента. Далее на основе проверки ограничений из общего количества допустимых сочетаний программных и аппаратных параметров СЭД выбрано оптимальное сочетание, обеспечивающее наилучшее значение экономических затрат. На базе этого решения реализуются две системы с одинаковой функциональностью: классическая на основе методологии RAD по архитектуре MVC (обладающая наилучшими показателями метрик среди вариантов без использования нейронных сетей) и адаптивная СЭД на основе нейросетевой архитектуры.

А5. Пользовательская оценка. Этап реализует взаимодействие разработчиков и пользователей с целью получения оптимальной с точки зрения качества и удобства АИС.

На первом шаге происходит проверка на соответствие текущей версии прототипа АИС требованиям технического задания, после чего про-

водится его оценка по количественным и качественным метрикам комплексного критерия оптимизации АИС. Данная оценка позволяет контролировать ход выполнения проекта и в случае превышения пороговых значений или выхода за допустимую область внести необходимые коррективы.

Далее осуществляется пользовательская оценка прототипа АИС, а также его тестирование [28]. Это позволяет выявить несоответствия между взглядами разработчиков и пользователей на проект, а также программные ошибки, неудобство интерфейса или сложность выполнения операций. Таким образом прототип АИС субъективно оценивается на качество, быстродействие и степень адаптивности, что позволяет собрать и учесть особенности и пожелания пользователей.

Заключительный этап пользовательской оценки – объединение собранной информации о несоответствии техническому заданию, выходу за предельные значения количественных и качественных метрик оценки АИС, замечаний пользователей. Собранный перечень корректив передается на предыдущие этапы (А3 и А4) для внесения изменений в решение задачи структурно-параметрического синтеза, реализацию нейросетевых компонентов, программных модулей, интерфейса и т. д.

Пользователи оказываются задействованы в процессе разработки АИС и корректируют его, что позволяет сразу устранить несоответствия. Данный этап достаточно длителен и повторяется многократно при появлении следующей итерации прототипа АИС.

Этапы А3–А5 тесно взаимосвязаны и циклически следуют друг за другом (или проводятся параллельно).

После получения приемлемой оценки от пользователей, завершения реализации всех нейросетевых компонентов, соответствия АИС метрикам комплексного критерия оптимизации и доказательства ее готовности осуществляется переход к завершающим этапам структурно-параметрического синтеза АИС.

После успешного завершения этапа пользовательской оценки можно определить окончательные значения всех метрик и оценить оптимальность полученного решения по таким критериям, как адаптивность и качество. Сравнение двух вариантов СЭД представлено в таблице.

Метрика	Классическая СЭД	Адаптивная СЭД
Экономические затраты на разработку, р.	958377	721774
Сложность программного обеспечения	0.391	0.264
Оценка адаптивности	0.728	0.864
Оценка качества	0.793	0.871
Оценка производительности	0.915	0.925

Таким образом, при решении задачи структурно-параметрического синтеза адаптивной СЭД в результате применения методологии достигнуто снижение стоимости (на 24.7 %) и сложности (на 32.5 %) реализации СЭД, повышена адаптивность системы (на 13.6 %) относительно классической реализации. Также наблюдается улучшение ее качества и незначительный прирост производительности [29].

А6. Внедрение – заключительный этап реализации проекта, включающий финальное тестирование, внедрение информационной системы и обучение пользователей работе с ней.

Обнаруженные технические ошибки и замечания от рядовых пользователей (на данном этапе к ним относятся все пользователи, взаимодействующие с АИС, а не отдельная группа, как на этапе А5) исправляются.

Для прошедшей тестирование и работоспособной АИС подготавливается пакет сопроводительной документации под руководством группы методистов. Методисты также организуют процесс обучения пользователей работе с АИС. На данном этапе может возникнуть необходимость внесения небольших корректив, облегчающих взаимодействие пользователей с системой, либо подготовка дополнительного справочного материала.

После завершения обучения пользователей АИС внедряется в предметную область в режиме штатного функционирования.

А7. Эксплуатация и модернизация – этап функционирования в штатном режиме и поддержки АИС.

Поскольку АИС может меняться под влиянием структурных изменений, внешних воздействий, появлением новых технологий, технических и программных средств, периодически анализируются изменения структуры информационных объектов, субъектов, процессов в предметной области. Также мониторятся внешние факторы,

влияющие на ее функционирование: сбои, технические изменения, нагрузка на систему и т. д.

Таким образом формируется список необходимых изменений и корректив в АИС, передаваемый на этапы А3 и А4, на основе которого АИС дорабатывается по сокращенному сценарию с учетом всех полученных ранее результатов в виде моделей, методов, программных и аппаратных решений.

На этом декомпозиция этапов методологии структурно-параметрического синтеза АИС на основе нейросетевой архитектуры завершается. Методология основана на существующих подходах в области разработки информационных систем (RAD) [5], но ее научная новизна заключается в выделении в отдельный этап реализации нейросетевых компонентов и ориентации на использование нейросетевых технологий, методов и компонентов для решения задач автоматизации процессов анализа, обработки, генерации и передачи данных.

Представленная методология также успешно апробирована в предметной области адаптивных тренажерных комплексов (АТК). При решении задачи синтеза АТК положительный эффект заключается в снижении экономических затрат (на 18.9 %), сложности реализации программного обеспечения (на 19.6%), повышения адаптивности (на 20 %) и качества системы (на 12 %), а также прироста производительности (на 5.5 %) [30]. Полученные результаты подтверждают эффективность разработанной методологии.

В статье рассматривается актуальная научная проблема, имеющая важное хозяйственное значение, – повышение эффективности процесса разработки адаптивных информационных систем за счет создания и развития теоретических основ и инструментальных программных средств на основе технологий машинного обучения и нейронных сетей. Данная проблема формализована в виде задачи структурно-параметрического синтеза АИС.

Для ее решения предлагается новая методология структурно-параметрического синтеза, основанная на нейросетевых технологиях. Сформулированы основные принципы методологии, общая структура, используемые методы. Ее этапы формализованы с подробным описанием каждого шага структурно-параметрического синтеза АИС. В рамках методологии реализован набор нейросетевых методов, направленных на сниже-

ние сложности программной реализации процессов разработки модулей АИС и обработки информации.

Апробация методологии в двух предметных областях показала ее высокую эффективность. Дальнейшие исследования будут связаны с применением разработанной методологии и нейросе-

тевых методов в новых предметных областях для автоматизации процессов обработки, анализа информации, управления.

Исследование выполнено при финансовой поддержке гранта Президента Российской Федерации для государственной поддержки молодых ученых МК-74.2020.9.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. System analysis of medical equipments for healthcare management / N. Lakhoua, F. Khanchel, S. Laifi, S. Khazemi // *Annals of the Faculty of Engineering Hunedoara*. 2016. Vol. 14, № 4. P. 17.
2. Федорова О. В., Мамаева А. А., Якунина Е. А. Применение методологий SADT и ARIS для моделирования и управления бизнес-процессами информационных систем // *Вестн. Воронежского гос. ун-та инженерных технологий*. 2018. Т. 80, № 1 (75). С. 105–109.
3. White B. E. A complex adaptive systems engineering (CASE) methodology – The ten-year update // *Annual IEEE Systems Conf. (SysCon)*. Orlando, FL, USA: IEEE, 2016. P. 1–8.
4. Qureshi M. R. J. Agile software development methodology for medium and large projects // *IET software*. 2012. Vol. 6, № 4. P. 358–363.
5. Naz R., Khan M. N. A. Rapid applications development techniques: A critical review // *Intern. J. of Software Engineering and Its Applications*. 2015. Vol. 9, № 11. P. 163–176.
6. Asgar T. S., King T. M. Formalizing requirements in ERP software implementations // *Lecture Notes on Software Engineering*. 2016. Vol. 4, № 1. P. 34.
7. Jipp M., Ackerman P. L. The impact of higher levels of automation on performance and situation awareness: a function of information-processing ability and working-memory capacity // *J. of Cognitive Engineering and Decision Making*. 2016. Vol. 10, № 2. P. 138–166.
8. Cioffi R, Travaglioni M., Petrillo A. Artificial intelligence and machine learning applications in smart production: Progress, trends, and directions // *Sustainability*. 2020. Vol. 12, № 2. P. 492.
9. Dimiduk D. M., Holm E. A., Niezgodz S. R. Perspectives on the impact of machine learning, deep learning, and artificial intelligence on materials, processes, and structures engineering // *Integrating Materials and Manufacturing Innovation*. 2018. Vol. 7, № 3. P. 157–172.
10. Wang Y., Su Z., Song D. File fragment type identification with convolutional neural networks // *Proc. of the 2018 Intern. Conf. on Machine Learning Technologies*. Association for Computing Machinery, New York: United States, 2018. P. 41–47.
11. Этингоф Е. В. Оценка затрат на информационные системы // *Управление экономическими системами*. 2013. № 12 (60). С. 1–15.
12. Kuznetsov M. A., Surkov V. O. Analysis of complexity metrics of a software code for obfuscating transformations of an executable code // *IOP Conf. Series: Materials Science and Engineering*. 2016. Vol. 155, № 1. P. 012008.
13. Bastien J. M. C., Scapin D. L. Evaluating a user interface with ergonomic criteria // *Intern. J. of Human-Computer Interaction*, 1995. Vol. 7, № 2. P. 105–121.
14. Hadji B., Degoulet P. Information system end-user satisfaction and continuance intention: A unified modeling approach // *J. of biomedical informatics*. 2016. Vol. 61. P. 185–193.
15. Al Rawajbeh M. Performance evaluation of a computer network in a cloud computing environment // *ICIC Express Letters*. 2019. Vol. 13, № 8. P. 719–727.
16. Обухов А. Д., Краснянский М. Н. Нейросетевая архитектура информационных систем // *Вестн. Удмуртского ун-та. Математика. Механика. Компьютерные науки*. 2019. Т. 29, № 3. С. 438–455.
17. Mathematical Model of Information Processing in Electronic Document Management System / A. D. Obukhov, M. N. Krasnyansky, D. L. Dedov, S. V. Karpushkin // *Intern. Review of Automatic Control*. 2018. Vol. 11, № 6. P. 336–345.
18. Обухов А. Д., Краснянский М. Н. Нейросетевой метод восстановления данных в информационных системах // *Вестн. Рязанского гос. радиотехнического ун-та*. 2020. № 74. С. 65–72.
19. Обухов А. Д., Краснянский М. Н. Автоматизация процесса переадресации данных в адаптивных информационных системах с применением машинного обучения // *Вестн. Ростовского гос. ун-та путей сообщения*. 2020. № 3. С. 106–114.
20. Обухов А. Д. Автоматизация распределения информации в адаптивных системах электронного документооборота с применением машинного обучения // *Advanced Engineering Research*. 2020. Vol. 20, № 4. P. 430–436.
21. Obukhov A., Krasnyanskiy M., Nikolyukin M. Algorithm of adaptation of electronic document management system based on machine learning technology // *Progress in Artificial Intelligence*. 2020. № 9 (4). P. 287–303.
22. Обухов А. Д., Сиухин А. А. Нейросетевой метод управления адаптивной системой имитации физических нагрузок // *Вестн. Самарского гос. техн. ун-та. Серия «Технические науки»*. 2020. № 28 (3). С. 61–74.
23. Jin H., Song Q., Hu X. Auto-keras: An efficient neural architecture search system // *Proc. of the 25th ACM SIGKDD Intern. Conf. on Knowledge Discovery & Data Mining*. Association for Computing Machinery, New York: United States, 2019. P. 1946–1956.

24. Automated machine learning overview / R. Budjač, M. Nikmon, P. Schreiber, B. Zahradníková // Research Papers Faculty of Materials Science and Technology Slovak University of Technology. 2019. Vol. 27, № 45. P. 107–112.

25. Le Q., Zoph B. Using machine learning to explore neural network architecture // Google Research Blog. 2017. URL: <https://ai.googleblog.com/2017/05/using-machine-learning-to-explore.html> (дата обращения 27.05.2021).

26. Autogan: Neural architecture search for generative adversarial networks / X. Gong, S. Chang, Y. Jiang, Z. Wang // Proc. of the IEEE Intern. Conf. on Computer Vision. USA: IEEE, 2019. P. 3224–3234.

27. Aruldoss M., Lakshmi T. M., Venkatesan V. P. A survey on multi criteria decision making methods and

its applications // American J. of Information Systems. 2013. Vol. 1, № 1. P. 31–43.

28. A human-centered design methodology to enhance the usability, human factors, and user experience of connected health systems: a three-phase methodology / R. Harte, L. Glynn, A. Rodríguez-Molinero, P. M. A. Baker // JMIR human factors. 2017. Vol. 4, № 1. P. e8.

29. Обухов А. Д. Проектирование адаптивной системы электронного документооборота на основе нейросетевой архитектуры // Intern. J. of open information technologies. 2021. Vol. 9, № 3. P. 28–35.

30. Обухов А. Д. Разработка адаптивных тренажерных комплексов на основе нейросетевой архитектуры информационных систем // Вестн. Пермского нац. исследовательского политех. ун-та. Электротехника, информационные технологии, системы управления. 2021. № 1. С. 5–26.

A. D. Obukhov

Tambov State Technical University

METHODOLOGY OF STRUCTURAL-PARAMETRIC SYNTHESIS OF ADAPTIVE INFORMATION SYSTEMS BASED ON NEURAL NETWORK TECHNOLOGIES

The scientific problem of improving the efficiency of the process of developing adaptive information systems (AIS) is considered: decrease in economic costs and complexity of software implementation, increasing adaptability, quality and productivity of work. The existing methodologies for the development of information systems are not focused on solving the problems of automating information processing processes, adapting program modules, which does not allow solving the problem with their use. Analysis of approaches to solving these subtasks showed the possibility of effective application of neural network technologies. Therefore, this paper considers the development and development of theoretical foundations and software tools based on machine learning technologies and neural networks, combined within the framework of the methodology of structural-parametric synthesis of AIS. The scientific novelty of the methodology lies in the use of a neural network architecture and the addition of a stage for the implementation of neural network components based on new neural network methods. The principles of the methodology are formulated, its general structure is formalized and the decomposition of the main stages is carried out. Approbation of the methodology in two subject areas made it possible to reduce economic costs and complexity of software implementation, increase the adaptability and quality of AIS. The results obtained can be used to organize the development process of various information systems. Further research consists in approbation of the methodology and neural network methods in new subject areas.

Adaptive information systems, neural network technologies, machine learning, methodology of structural-parametric synthesis, methods of analysis and information processing
