



УДК 330.46.161.7:04.7.28

## ЭВОЛЮЦИОННЫЕ МЕТОДЫ ФОРМИРОВАНИЯ НЕЙРОСЕТЕВЫХ МОДЕЛЕЙ СЛОЖНЫХ СИСТЕМ

Хмелев А.Г., Хмелева А.В., Потапов В.Д.

*Белорусский университет информатики и радиоэлектроники, г. Минск, Беларусь, akhmelev@bsuir.by*

**Аннотация.** Показана возможность использования эволюционных методов при формировании нейросетевых моделей сложных экономических систем для обеспечения инвариантности их обобщающих свойств. В качестве реализации предложен генетический алгоритм с геномом из оперонов фиксированной длины, который позволяет исключить антропогенные факторы при выборе архитектуры нейросетевых моделей сложных систем.

**Ключевые слова.** Сложная система, бизнес-процесс, нейросетевые модели, эволюционные методы, информационные технологии.

Интенсивное развитие и широкое распространение цифровых технологий в современном мире меняет облик отраслей экономики. Все больше организаций стремятся перенести свои бизнес-процессы в цифровую среду, тем самым снижая издержки и увеличивая объемы своей деятельности.

Эпоха цифровой трансформации усилила автоматизацию во всех отраслях экономики. Современная экономика и промышленность настоятельно требуют принципиально новых подходов в теории и практике экономико-математического моделирования при оптимизации бизнес-процессов в силу ускоряющегося роста их сложности, ёмкости и размерности [1]. Во многих современных исследованиях отмечены положительные перспективы использования методов искусственного интеллекта при моделировании сложных систем: методы нечеткой логики, методы эволюционных алгоритмов, теории и практики применения нейронных сетей и их комбинаций.

Теоретические основы использования методов искусственного интеллекта в задачах моделирования сложных систем исследованы в работах ученых: А.И. Галушкина, В.А. Головкин, А.Н. Горбаня, А.Н. Колмогорова, Ю.Г. Лысенко, М.А. Новотарского, С.А. Терехова и др.

Среди зарубежных авторов спектр работ по данному направлению широк и многообразен. Весомый вклад в развитие математических основ данного направления внесли исследователи: С. Амари, Т. Антасио, В. Вапник, С. Гросберг, К. Диамантарас., С. Дуглас, Ф. Усармен, Б. Уидроу, Т. Кохонен, С. Холден, Э. Осуна, Р. Тьюринг, Ф. Розенблат, Р. Линксер, В. Черкасский, М. Форкада, С. Хайкин, Д. Хеб, Р. Хехт-Нильсен, Д. Хопфилд, Х. Янг и др. Практические аспекты нашли своё отражение как в работах вышеперечисленных авторов, так и в публикациях В.В. Борисова, В.В. Круглова, Е.В. Харитоновна, В.Г. Царегородцева и др.

Как отмечается в данных работах, общей проблемой нейросетевого математического моделирования сложных объектов является высокий уровень знаний и требований к подготовке специалистов и исследователей в области систем обработки информации методами искусственного интеллекта, поэтому актуальной остается задача максимальной и даже

полной формализации процессов построения таких моделей [3].

Целью данной работы является анализ существующих и разработка новых принципов формирования нейросетевых моделей сложных систем эволюционными методами, а также продолжение исследований разработанного авторского модифицированного генетического алгоритма с косвенным кодированием фенотипа геномом фиксированной длины, который выгодно отличается тем, что включает в себя не только топологические характеристики искусственных нейронных сетей (ИНС) и параметры взаимодействия между нейронами, но и параметры процесса обучения ИНС (методы предобработки скорость, шаг, используемый метод обучения, инерция градиента, время обучения,).

Реализацией описанного подхода является разработанный усовершенствованный генетический алгоритм адаптивного обучения (GAAL – genetic algorithm for adaptive learning).

Данный алгоритм является расширяемым и масштабируемым в рамках компьютерной сети, будь то локальной или же глобальной. В алгоритме используется не прямое кодирование архитектуры ИНС и он имеет возможность реализации т. н. «островного» кодирования генома, когда его отдельные функционально независимые части скрещиваются только «внутри острова». Это означает, что за обучение отвечает свой фрагмент генома, за архитектуру ИНС – свой и т. д. В геном алгоритма включаются только те показатели, которые характеризуют статистические свойства ИНС. Это позволяет зафиксировать длину генома конечной величиной и использовать классические технологии кроссинговера и мутации.

Схема предложенного генетического алгоритма GAAL приведена на рисунке 1. Рассмотрим подробнее составляющие генетического алгоритма. Геном разбит на составляющие функциональные части, которые называются оперонами, что аналогично биологическим прототипам.

Банк данных включает в себя статистические записи об изменяющихся динамических процессах идентифицируемой сложной экономической системы. Число оперонов равно числу «островов» генетического алгоритма. На каждом таком «острове» выполняется обычный классический набор действий

генетического алгоритма, такие операции как селекция, наследование, скрещивание, мутации.

Реализация генетического алгоритма в виде «островной» модели (island model) позволяет использовать параллельные вычисления. Это говорит об эффективности предлагаемого алгоритма. Об этом свидетельствует имеющаяся возможность реализации эволюционного процесса на базе вычислительных кластеров, а, кроме того, существует возможность использования многопроцессорных ПЭВМ [2].

Предположим, что каждая особь ИНС формируется отдельным процессом вычислительного кластера. Тогда размер популяции для эффективного скрещивания и возможности турнирного отбора целесообразно выбрать равным  $2N$ , где  $N > 3$  – целое число. Число 2 является одновременно числом участников скрещивания или этапа турнира. Так, в случае общего размера популяции в 256 особей, её рекомендуется разбить на 4 подпопуляции (по принятому количеству оперонов), т. е. каждая имеет размер в 64 особи. В рамках каждой подпопуляции процесс эволюции выполняется своим генетическим алгоритмом и изменяет именно ту часть генома, которая соответствует оперону «острова».

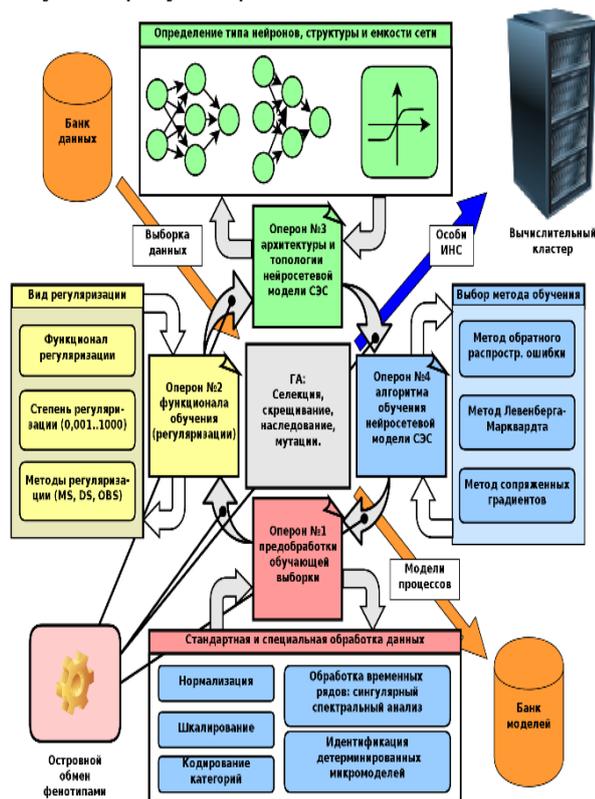


Рисунок 1 – Схема генетического алгоритма адаптивного обучения нейросетевых моделей сложных систем

Со снижающейся периодичностью выполняется перенос доминантных особей с одного «острова» на другой. Этот процесс, как известно, называется миграцией и выполняется однонаправленно (т.е. особь может вернуться на свой «остров» только осуществив полный круг).

Миграция в одном направлении позволяет нивелировать опасность вырождения всей популяции. Поскольку количество отдельных «островов» невелико,

то важным фактором является частота миграций. Например, каждые три поколения в начале процесса эволюции и каждые восемь поколений в конце её.

Увеличение частоты миграций расширяет пространство поиска генетического алгоритма. Так при миграции на каждом поколении островной генетический алгоритм видоизменяется и становится обычным, просто классическим. Слишком редкие миграции уменьшают пространство поиска и поэтому ускоряют его прохождение. Однако, при этом увеличивается риск вырождения подпопуляций.

В силу стохастичной природы генетических алгоритмов на разных «островах», будут происходить процессы поиска, близкие по своему характеру к оптимальным, параметров процесса формирования ИНС в пределах отдельного оперона. Следует отметить, что обмен за счет протекающей миграции позволяет объединить найденные решения в одно общее, причем оно рассматривается также как квазиоптимальное, но при этом уже для всей популяции в целом.

Разбиение на опероны является важным фактором. Оно обеспечивает, с одной стороны, уменьшение размеров пространства генетического поиска, а с другой стороны, очень привлекательной выглядит имеющаяся потенциальная возможность изменения и модификаций генетического алгоритма внутри каждого отдельного «острова». Поскольку опероны отвечают за разные функции, то и алгоритм оптимизации состава оперона на каждом из островов может быть другим. Рассмотрим каждый оперон с функциональной точки зрения.

Оперон №1 предобработки обучающей выборки. В этом опероне кодируются основные правила стандартной и специальной предварительной обработки всей обучающей выборки. Из числа стандартных правил обработки в оперон входят параметры масштабирования и смещения, а из специальных стоит указать поиск значимых компонент разложения для фильтрации динамического процесса и расширение обучающей выборки на основе имеющихся микромоделей [1].

Оперон №2 функционала обучения. Этот оперон отвечает за выбор целевой функции процесса обучения ИНС. Отметим, что большинство нейропакетов используют квадратичную функцию потерь без каких-либо изменений и модификаций. Однако, такое решение не может быть оптимальным по определению, потому что глобальный экстремум данного критерия равен нулю, и он соответствует режиму интерполяции обучающего множества. В таком случае переобученная ИНС потеряет свои обобщающие свойства и будет способна лишь восстанавливать без погрешности все данные, взятые из обучающей выборки. Поэтому обоснование и выбор наиболее адекватного критерия обучения остаётся важнейшей задачей. Решение этой задачи заключается в регуляризации поиска оптимальной точки обученного состояния ИНС по Тихонову [3]. При этом оперон №2 обязательно должен содержать в себе параметры о величине регуляризации, её типе и данные о штрафе регуляризации.



Оперон №3 отвечает за архитектуру и топологию ИНС. Архитектурой определяется тип используемой ИНС (перцептрон, комитеты ИНС, ассоциативная машина смешения мнений, ассоциативная машина иерархического смешения мнений).

Топология в этом случае определена как общее число подсетей, слоев и синаптических связей в архитектуре ИНС. Для сложных и многокомпонентных ИНС, основываясь на этих данных, можно рассчитать число нейронов во всей сети, а также и в её подсетях. Таким образом, в данном исследовании используется косвенный метод кодирования топологии [1; 2].

Также в данный оперон можно включить фрактальные параметры межнейронных связей. В текущей реализации алгоритма GAAL этого пока ещё не сделано. Но в целом, следует отметить, что предлагаемый подход позволяет просто и гибко добавлять дополнительные новые типы нейронов, а также архитектур ИНС в алгоритме GAAL.

Оперон №4 отвечает за выбор метода обучения. Ключевым является элемент, который осуществляет выбор типа обучения, но кроме того, в оперон входят параметры управления скоростью и инерцией градиентного спуска.

В настоящее время генетический алгоритм GAAL поддерживает три типа обучения [3]: алгоритм классического обратного распространения ошибки, алгоритм Левенберга-Марквардта, а также метод сопряженных градиентов. Тут тоже следует отметить, что, по аналогии с опероном №3, имеется возможность добавления новых типов обучения ИНС.

Программный интерфейс системы распределенных вычислений был реализован через разработанный набор API. Исходя из этого, конечный интерфейс программного пакета является довольно просто модифицируемым. Допускается его реализация в виде отдельного приложения и реализация в виде web-приложения. Во втором случае для управления системой распределенных вычислений может использоваться произвольная клиентская операционная система, в которой есть браузер. Этот вариант удобен в случаях, когда процесс формирования обучающих выборок и обучения ИНС выполняют несколько операторов или пользователей систем поддержки принятия решений на базе данного алгоритма.

Практическое применение генетического алгоритма GAAL, полученные результаты обучения нейросетевых методов и моделей, а также их сравнительный анализ [4] подтверждают высокую степень

формализации нейродинамической идентификации сложных систем с поиском и фиксацией структуры и параметров итоговой ИНС на основе предложенного подхода.

Выводы. Применение эволюционных методов обучения ИНС является очень перспективным направлением, так как упрощает и понижает требования к уровню квалификации в области нейросетевого моделирования для конечного пользователя.

В данной области предстоит провести еще много дополнительных исследований. Это следует из того, что спектр различных вариаций эволюционной адаптации топологии ИНС в настоящее время разработан всего лишь для узкого класса сетей прямого распространения. А значит, простор для исследователей широк.

Использованные косвенные методы кодирования топологии вполне могут конкурировать в плане производительности, причём как с классическими методами прямого кодирования, так и с их более современными модификациями.

Применяемая предварительная обработка с использованием современных методов фильтрации шумов обучающей выборки является важным шагом с точки зрения адекватности получаемых ИНС.

Наконец, косвенные методы генетического поиска архитектуры и параметров обучения ИНС – это единственный, в настоящее время, способ исключить влияние субъективного фактора (человека) из всего процесса формирования и проверки на адекватность всего спектра математических нейросетевых моделей.

#### Литература

1. Лысенко Ю.Г. Нечеткие модели и искусственные нейронные сети в управлении предприятием / Ю.Г. Лысенко, Е.Е. Бизянов, А.Г. Хмелев // *Економічна кібернетика: міжнародний науковий журнал*. – Донецьк, 2012. – № 1–2 (65–66). – С. 85–91.
2. Субботін С.О. Неітеративні, еволюційні та мультиагентні методи синтезу нечіткологічних і нейромережних моделей / С.О. Субботін, А.О. Олійник, О.О. Олійник ; під заг. ред. С.О. Субботіна. – Запоріжжя: ЗНТУ, 2009. – 375 с.
3. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс / С. Хайкин. – 2-е изд. – М.: Вильямс, 2006. – 1104 с.
4. Хмелев А.Г. Идентификация сложных экономических систем: нейросетевые методы, модели и технологии : монография / научн. ред. проф. Ю.Г. Лысенко. – Донецк : Юго-Восток, 2012. — 296 с..

## EVOLUTIONARY METHODS FOR FORMING NEURAL NETWORK MODELS OF COMPLEX SYSTEMS

A.G. Khmelov, A.V. Khmelova, V.D. Potapov

*Belarusian state university of informatics and radioelectronics, Minsk, Belarus, akhmelev@bsuir.by*

**Abstract.** Shown to have potential evolutionary methods when forming neural network models of complex economic systems to ensure the invariance of generalizing properties. As the implementation of proposed genetic algorithm with the genome out of operons of fixed length, which eliminates the man-made factors in the formation of neural-network models of complex systems.

**Keywords.** Complex system, business process, neural network models, evolutionary methods, information technologies.