

УДК 681.45

А.Г. Хмелев¹, А.В. Хмелева², В.Д. Потапов³

**СИСТЕМЫ ПОДДЕРЖКИ ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ
МНОГОФАКТОРНЫХ ЭКОНОМИЧЕСКИХ ОБЪЕКТОВ С
РАСПРЕДЕЛЕННОЙ ВЫЧИСЛИТЕЛЬНОЙ АРХИТЕКТУРОЙ**

Белорусский государственный университет информатики и
радиоэлектроники

(Беларусь, Минск, 1akhmelev@gmail.com, 2avkhmeleva@gmail.com, 3potapovvd@gmail.com)

Аннотация. В работе рассмотрены принципы построения систем поддержки принятия решений многофакторных экономических объектов по заранее заданным критериям оптимальности на базе генетических нейронных сетей с распределенной архитектурой.

Ключевые слова: объект, моделирование, нейронная сеть, генетический алгоритм, архитектура, критерий оптимальности.

A.G. Khmelev¹, A.V. Khmeleva², V.D. Potapov³

**DECISION SUPPORT SYSTEMS OF MULTI-FACTORY ECONOMIC
OBJECTS WITH DISTRIBUTED COMPUTING ARCHITECTURE**

Belarusian State University of Informatics and Radioelectronics

(Belarus, Minsk, 1akhmelev@gmail.com, 2avkhmeleva@gmail.com, 3potapovvd@gmail.com)

Abstract. The paper considers the principles of constructing decision support systems for multi-factor economic objects according to predetermined optimality criteria based on genetic neural networks with a distributed computing architecture.

Keywords: object, modeling, neural network, genetic algorithm, architecture, optimality criterion.

Современное состояние моделирования экономической динамики характеризуется широким применением вычислительных средств. Сфера программно реализуемых решений весьма обширна: от классического анализа временных рядов до построения многопродуктовых динамических моделей предприятия или отрасли. С каждым годом все более широкое применение для решения подобных задач находят нейродинамические подходы. Нейронные сети в силу своей нелинейности и многомерности при грамотном построении эффективны как для имитационного моделирования,

так и для построения систем поддержки принятия решений (СППР). Однако экономическая нейроматематика как наука весьма молода, и поэтому подавляющее число практических реализаций нейросетевых решений на предприятиях и в банках зачастую не имеет четких научно обоснованных концепций и принципов как построения, так и обучения нейронных сетей. Как следствие, имеющаяся практика применения нейронных сетей зачастую приводит к негативным результатам и это небеспричинно [1].

Несмотря на весьма значительное количество публикаций о теории и практике применения нейроматематических подходов к решению экономических задач существенный спектр вопросов, возникающих у разработчиков нейронных сетей масштаба предприятия, в настоящее время не имеет однозначного формализованного решения. Вот лишь некоторые наиболее распространенные проблемы [2; 3; 4], возникающие при попытках построения нейродинамических моделей:

- обучающие выборки недостаточно полны или, наоборот, противоречивы для построения адекватной модели;
- информационный шум в обучающей выборке приводит появлению быстроосциллирующих участков гиперсферы обученной нейросети, что часто лишает её обобщающих свойств;
- проблема переобучения (паралича) нейросети находится в прямой конфронтации с точностью нейросети;
- критерий оптимальности при обучении сводится к обеспечению точности работы нейросети и никак не связан с конкретными задачами экономической динамики;
- нет четких критериев выбора конфигурации и емкости нейросети, а существующие нейропакеты имеют слабоформализованные алгоритмы конфигурирования нейросети и поэтому окончательное принятие о структуре и емкости сети почти всегда принимает человек.

Как следствие, практика применения нейронных сетей остается уделом узкой группы специалистов, хотя имеет все шансы стать универсальным

инструментом современного экономиста. Понятно, что при таком подходе весьма трудноосуществимым является построение нейродинамических систем (т.е. таких систем, у которых структура, емкость, настройка синапсов и наконец количество управляющих нейросетей являются непостоянными). Преодолению или минимизации влияния вышеперечисленных недостатков посвящены проводимые исследования.

С практической точки зрения конечной целью проводимых исследований является разработка методологии и программного комплекса на её основе для автоматического построения многомерных управляющих нейронных сетей масштаба предприятия, обладающих свойствами многокритериальной оптимизации динамических характеристик.

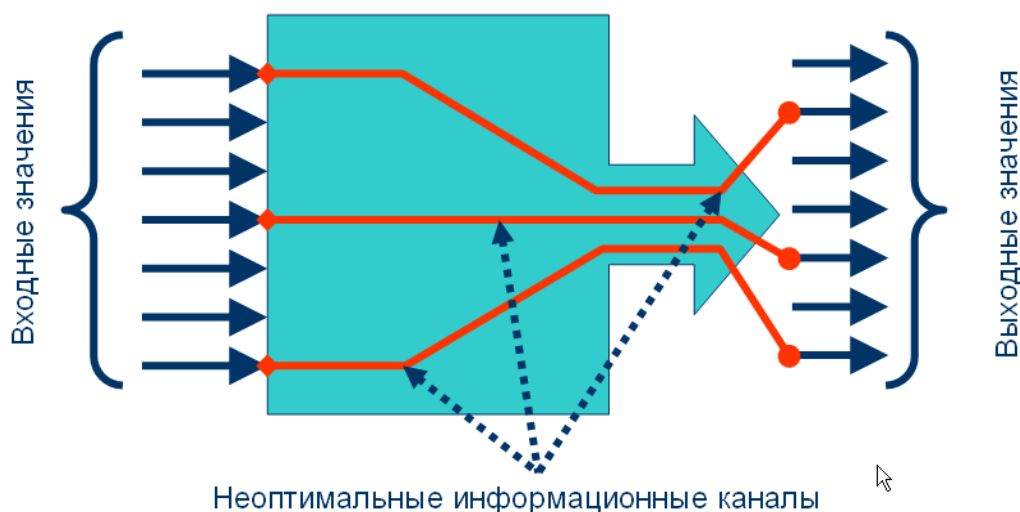


Рис.1. Экономический объект как «черный ящик»

Ход исследований можно проиллюстрировать на примере. Пусть существует многофакторная экономическая система и определена совокупность критериев оптимальности динамических свойств по значимым информационным каналам [5]. В первом приближении такую систему можно представить, как «черный ящик» (см. рис.1).

Рассмотрим порядок построения потенциально автоматической нейродинамической системы управления, удовлетворяющей входной совокупности критериев оптимальности. Предлагается методика решения поставленной задачи в следующем порядке.

1. Декомпозиция информационных потоков. Данная работа выполняется на основе метода экспертных оценок и приводит к выявлению наиболее значимых и критичных для управления информационных каналов.

2. Структурная идентификация информационных каналов. Разработана и реализована методика, позволяющая на основе частичной информации об истории изменений значений в информационном канале провести структурную идентификацию информационного канала. В набор базовых классов входит ряд моделей производственной функции от простейших линейных, апериодических и колебательных, до моделей с распределенными параметрами и чистым запаздыванием. Особый интерес представляют модели, обладающие собственной динамикой и инерционностью. Принцип идентификации состоит в следующем: сигнал на входе и на выходе подвергается прямому преобразованию Фурье и в полученном гармоническом ряду определяются соотношения фаз и амплитуд двух или более ключевых гармоник, что позволяет по заранее полученным зависимостям отнести производственную функцию к тому или иному классу, причем неиспользованные гармоники позволяют косвенно проверить адекватность структурной идентификации. Вторым этапом структурной идентификации является обобщение полученных зависимостей картами Кохонена [6]. Итоговый математический аппарат строго формализован и способен классифицировать структуру модели информационного канала по имеющимся статистическим данным.

3. Частная оптимизация информационных каналов. Динамические характеристики производственного процесса в полученной модели информационного канала могут определяться частным критерием оптимальности. Наличие такого критерия позволяет определить оптимальную динамику методами модального управления [7] для стандартных распределений или критериев подобных критерию оптимальности Грехема-Летропа, а также методом динамического программирования Беллмана [8] в случаях, когда критерий оптимальности

является функцией Ляпунова, например, для интегрального квадратичного критерия [9]. И первый, и второй варианты позволяют строго формализованными методами получить одноканальную модель замкнутой экономической системы по одному частному критерию оптимальности.

4. Метод искусственных примеров. Семейство полученных частных оптимальных моделей можно обобщить формированием единой искусственной обучающей выборки. При этом целесообразно использовать обобщенный критерий оптимальности масштаба предприятия, весовые коэффициенты для частных критериев оптимальности учесть в этом случае довольно просто. Коэффициенты определяют емкость отдельного искусственного примера в общей обучающей выборке. Искусственные примеры лишают выборку естественного шума, что весьма положительно сказывается на качестве итоговой нейросети. Полученная выборка формирует OLAP-куб пригодный для обучения управляющей нейронной сети. Предложенный метод позволяет эффективно преодолеть известную дилемму системного подхода (прямое объединение частных оптимальных систем не гарантирует оптимальности системы в целом) [1].

5. Завершающим этапом является обучение популяции нейронных сетей. Имея готовый инструмент для генерации обучающих выборок можно сформировать произвольное число примеров оптимальной динамики предприятия для обучения, причем они будут непротиворечивы, т.к. основаны на математических моделях. Однако большая емкость выборки для обучения может породить проблему локальных экстремумов нейросети [1]. На этом моменте есть смысл остановиться подробнее.

В ряде работ отмечено существенное преимущество в работе комитета нейронных сетей по сравнению с одиночной нейросетью, однако зачастую нет четких универсальных рекомендаций по выбору емкости нейросетей комитета. В настоящее время известно, что емкость нейросети определяется в первую очередь данными обучения. Для решения проблемы локальных минимумов можно использовать комитеты нейронных сетей, однако

предлагается пойти дальше и вместо комитета использовать генетический алгоритм [1].

Стартовым комитетом нейронных сетей может быть набор классических сетей прямого распространения. Используя методы кроссовер и мутацию, можно с достаточно высокой точностью получить устойчивую популяцию с оптимальной емкостью нейронных сетей у отдельных особей популяции. Камнем преткновения в такой системе является гигантская емкость требуемых для решения задачи вычислительных ресурсов. Однако несмотря на поистине огромную вычислительную сложность подобный метод имеет существенное преимущество перед иными вариантами: в нем может полностью отсутствовать человеческий фактор.

Одно время для реализации подобных проектов ведущие предприятия приобретали большие ЭВМ (БЭВМ). Однако времена меняются и современные БЭВМ зачастую собирают на основе вычислительных мощностей игровых приставок. Другим интересным аспектом является тот факт, что на предприятиях имеющиеся офисные ПЭВМ не используют до 98% вычислительной мощности, которая может быть использована в фоновом режиме. Таким образом, для реализации вышеописанной технологии целесообразно использовать методы распределенных вычислений, когда на каждом офисном рабочем месте запущен вычислительный агент. Наличие подключения к глобальной сети Интернет позволяет объединять мощности сетей вычислительных агентов экстенсивно. Такой подход можно охарактеризовать как пиринговые или псевдооблачные вычисления, и он позволяет свести к минимуму затраты на внедрение и введение в эксплуатацию сложных экономических нейродинамических СППР.

Таким образом, применение изложенной методологии построения сложных нейронных систем на основе вышеприведенных положений позволяет конечному пользователю сформировать управляющую популяцию нейродинамических сетей [1], обеспечивающих заданное качество принятия

управленческих решений, причем полученный в итоге контроллинга предприятия будет удовлетворять комплексному критерию оптимальности, поскольку процесс переобучения нейрорпопуляции при описанном подходе может быть непрерывным и автоматическим.

Список использованных источников

1. Хмелев А. Г. Нейродинамические методы и модели идентификации сложных экономических систем : дис. на соискание ученой степени д-ра экон. наук. Донецк, 2012. 362 с.
2. Генетические алгоритмы, искусственные нейронные сети и проблемы виртуальной реальности / Г. К. Вороновский, К. В. Махотило, С. Н. Петрашев, С. А. Сергеев. Харьков : Основа, 1997. 106 с.
3. Круглов В. В., Борисов В. В. Искусственные нейронные сети : Теория и практика. Москва : Горячая линия-Телеком, 2001. 381, [1] с.
4. Царегородцев В. Г. Об исследовании эффективности одного метода построения отказоустойчивых нейросетей // Нейроинформатика и ее приложения : Материалы X Всерос. семинара. Красноярск, 2002. С. 157–160.
5. Малинецкий Г. Г., Потапов А. Б., Подлазов А. В. Нелинейная динамика : подходы, результаты, надежды. Москва : URSS, 2006. 279 с.
6. Калан Р. Основные концепции нейронных сетей. Москва [и др.] : Вильямс, 2001. 287 с.
7. Кузовков Н. Т. Модальное управление и наблюдающие устройства. Москва : Машиностроение, 1976. 184 с.
8. Беллман Р. Динамическое программирование / пер. с англ. И. М. Андреевой [и др.] ; под ред. Н. Н. Воробьева. Москва : Издательство иностранной литературы, 1960. 400 с.
9. Хедли Дж. Нелинейное и динамическое программирование / пер. с англ. Ю. И. Волкова [и др.] ; под ред. Г. П. Акилова. Москва : Мир, 1967. 506 с.