

# МАТЕМАТИЧНІ МЕТОДИ, МОДЕЛІ ТА ІНФОРМАЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ В ЕКОНОМІЦІ

УДК 004.89

## Анализ интеллектуальных средств поддержки принятия решений в экономических задачах

**Минц А.Ю.**

кандидат экономических наук,  
доцент кафедры финансов и банковского дела  
Приазовского государственного технического университета

В статье проанализированы основные разновидности интеллектуальных средств поддержки принятия решений. Рассмотрены экономические задачи, решаемые с их помощью. Проанализированы преимущества и недостатки каждого метода. Сделаны выводы о дальнейших путях их развития и применения в экономике.

**Ключевые слова:** принятие решений, экспертные системы, нечеткая логика, нейронные сети, деревья решений, генетические алгоритмы, имитационное моделирование.

Мінц О.Ю. АНАЛІЗ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИХ ЗАСОБІВ ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ В ЕКОНОМІЧНИХ ЗАДАЧАХ

У статті проаналізовано основні різновиди інтелектуальних засобів підтримки прийняття рішень. Розглянуто економічні завдання, які вирішуються за їх допомогою. Проаналізовано переваги та недоліки кожного методу. Зроблено висновки про подальші шляхи їх розвитку та застосування в економіці.

**Ключові слова:** прийняття рішень, експертні системи, нечітка логіка, нейронні мережі, дерева рішень, генетичні алгоритми, імітаційне моделювання.

Mints O.Y. INTELLIGENT DECISION SUPPORT SYSTEMS: ANALYZING OF TOOLS

In intelligent decision support systems development is necessary to answer the question, what tool would be most effective. The same problem often can be solved by several methods. Therefore, it is important to analyze the advantages and disadvantages of each method, and find out, which of them would be most effective for specified task. In this article we are analyzing main areas of artificial intelligence and making conclusion about it applicability.

**Keywords:** decision-making, expert systems, fuzzy logic, neural networks, decision trees, genetic algorithms, simulation.

### Постановка проблемы в общем виде.

Интеллектуальные методы поиска решений применяются тогда, когда получить аналитическое решение невозможно или очень сложно. За 60 лет, прошедших с момента возникновения термина «искусственный интеллект» (ИИ), в рамках этого направления предложено большое количество различных методов и инструментов. Большинство из них находят применение в системах поддержки принятия решений, которые в таком случае также называются интеллектуальными (ИСППР). При этом до сих пор дискуссионным остается вопрос применимости тех или иных методов ИИ для решения различных классов экономических задач.

**Анализ последних исследований и публикаций.** Сравнительный анализ различных интеллектуальных средств поддержки принятия решений проводится во многих

работах отечественных и зарубежных авторов, среди которых С. Хайкин [10], Л. Рутковский [1], Ю.Г. Лысенко [15], А.В. Матвийчук [9], А.Г. Хмелев [15], С.А. Субботин [16] и многие другие. Однако задача комплексного сопоставления методов ИИ в их работах не ставилась и не решалась. Кроме того, ввиду постоянного развития теории и практики искусственного интеллекта подобные исследования быстро устаревают.

**Формулирование целей статьи (постановка задания).** Цель статьи – проанализировать основные разновидности интеллектуальных средств поддержки принятия решений с точки зрения задач, решаемых с их помощью в экономической сфере.

**Изложение основного материала исследования.** Британский исследователь в области искусственного интеллекта Jack Copeland выделил два классических подхода к разра-

ботке интеллектуальных систем – нисходящий и восходящий [2].

*Нисходящий*, или семиотический, подход (*Top-Down AI*) подразумевает создание систем ИИ на основе имитации высокоуровневых психических процессов, таких как мышление, рассуждение. Результатом применения этого подхода являются, например, экспертные системы, базы знаний, системы логического вывода (включая нечеткую логику).

*Восходящий*, или биологический, подход (*Bottom-Up AI*) подразумевает создание систем ИИ на основе моделирования базовых биологических и физических процессов. Результатами применения этого подхода являются такие инструменты ИИ, как нейронные сети.

Дальнейшее развитие методов анализа данных вынудило расширить данную классификацию. Различные школы предлагают различные её варианты, но в рамках данного исследования возьмем на себя смелость выделить в качестве самостоятельных агентно-эволюционный и имитационный подходы к проектированию интеллектуальных систем.

*Агентно-эволюционный* подход подразумевает использование для решения задачи некоторого набора самостоятельных программ – агентов. Агенты действуют в программно-создаваемой среде, свойства которой зависят от условий решаемой задачи. Каждый агент наделен некоторыми возможностями по восприятию условий среды и выбору вариантов действия исходя из этих условий. В рамках данного подхода можно выделить генетические алгоритмы и другие непереборные методы решения NP-полных задач (имитация отжига, метод муравьиных колоний).

*Имитационный* подход дает возможность создавать и исследовать модели систем, для которых известны лишь некоторые закономерности поведения (так называемый «черный ящик»). Преимущества имитационного подхода проявляются тогда, когда необходимо получить знания о поведении системы, состоящей из множества «черных ящиков», что обычными методами сделать невозможно.

Рассмотрим основные интеллектуальные средства поддержки принятия решений, используемые в настоящее время для решения экономических задач.

#### *Экспертные системы*

Вплоть до 1990-х годов экспертные системы являлись наиболее распространенным и коммерчески успешным методом искус-

ственного интеллекта. Парадигма экспертных систем предусматривает программную имитацию действий человека-эксперта. В ряде задач экспертная система дает возможность достаточно успешно заменить живого специалиста, если его привлечение невозможно. К таким случаям относятся:

- необходимость круглосуточной работы;
- обеспечение поддержки быстрорастущих отраслей, где ощущается дефицит специалистов;

- решение эпизодически возникающих задач, где привлечение живого специалиста экономически нецелесообразно.

Современная теория экспертных систем, формирование которой в целом закончилось к 1970-м годам, подразумевает обязательное наличие базы знаний, которую составляет совокупность известных системе фактов и правил логического вывода из них. База знаний может быть как статичной, так и динамической. В первом случае набор знаний задается на этапе разработки системы. Во втором случае исходный набор знаний может автоматически пополняться в процессе работы. Это дает возможность создавать экспертные системы, обладающие свойством самообучаемости.

Включение правил логического вывода в состав баз знаний коренным образом отличает их от баз данных, где содержится только информация. В частности, система логического вывода может, анализируя информацию, получать знания, которые в чистом виде отсутствовали в исходных базах.

Согласно Дж. Джарратано и Г. Райли [3], экспертные системы могут использоваться для решения таких задач, как: интерпретация данных; диагностирование; мониторинг; проектирование; прогнозирование; сводное планирование; оптимизация; обучение; управление; ремонт; отладка.

Важнейшим достоинством экспертных систем как инструмента поддержки принятия решений является использование концепции «белого ящика», то есть прозрачность получаемых выводов.

В классическом виде экспертные системы для решения практических задач по анализу данных и поддержке принятия решений настоящее время используются мало, будучи вытеснены другими методами. Однако их варианты распространены в тех областях, где информация и отношения между её элементами хорошо поддаются формализации. Это, например, системы клиентской поддержки,

системы медицинской диагностики и контроля, системы поиска информации.

#### *Нечеткая логика*

Нечеткая логика как инструмент поддержки принятия решений используется в условиях неполной информации о рассматриваемом объекте, нечеткости или размытости сведений о нем. Нечеткое описание предметной области гораздо ближе к естественному языку и образу мыслей человека, чем описание в терминах формальной логики. Так, средствами нечеткой логики могут быть записаны и использованы для вывода такие языковые отношения, как «возможно», «скорее да, чем нет», «иногда» и т. п. Это дает возможность эффективно использовать данный инструмент для описания предметной области и наполнения баз знаний.

Математический аппарат нечеткой логики дает возможность не только описывать такие элементы, но и производить над ними операции, эквивалентные таковым в классической логике, а также интерпретировать результаты с практической точки зрения. Основой нечеткой логики является положение о том, что степень принадлежности элемента к некоторому множеству может принимать значения не только 0 или 1, но и другие в интервале  $[0 \dots 1]$ . При этом любой объект может одновременно принадлежать нескольким множествам.

Разработка любой системы с использованием аппарата нечеткой логики включает минимум три обязательные процедуры [4]:

1. Фаззификация – определение нечетких множеств и правил перевода исходных данных в нечеткие (включая определение лингвистических переменных и функций принадлежности).

2. Решение задачи в нечетких терминах – создание правил обработки полученных данных.

3. Дефаззификация – определение правил перевода результатов решения в четкие величины, которые могут использоваться в дальнейших процедурах.

Следует отметить, что нечеткую логику нельзя рассматривать как самостоятельный инструмент решения экономических задач. Но, будучи использована в качестве логического базиса при построении экспертных систем, нейронных сетей и других подобных систем, нечеткая логика выводит их на качественно новый уровень, зачастую существенно улучшая эффективность работы. Этим объясняется устойчивый рост значения

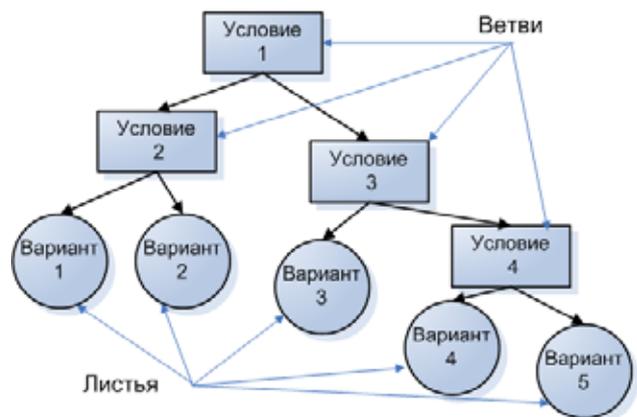
нечеткой логики в системах поддержки принятия решений, который наблюдается в последнее время.

Методы нечеткой логики эффективны в задачах принятия многокритериальных решений, обработки мнений группы экспертов. Они находят применение как в управлении техническими процессами (в том числе в бытовых устройствах), так и в системах управления бизнес-процессами самого высокого уровня, включая крупнейшие банковские консорциумы и промышленные корпорации.

К недостаткам использования нечеткой логики следует отнести трудоемкость разработки нечетких систем и их повышенные требования к вычислительным ресурсам. Кроме того, специалистов в области нечеткой логики не так уж много, поэтому обслуживание таких систем и их модификация также сопряжены с дополнительными затратами.

#### *Деревья принятия решений*

Являются одним из популярных в настоящее время инструментов поддержки принятия решений, представляют собой многоуровневую бинарную иерархическую структуру, где каждый узел (ветвь) отвечает за выбор одного из двух вариантов. Основанием для выбора служат значения из набора входных данных. Проход по ветвям продолжается до тех пор, пока не будет достигнут один из вариантов решения – лист (рис. 1). При этом дерево может только разветвляться. Схождение ветвей не допускается.



**Рис. 1. Структура дерева принятия решений**

В отличие от других алгоритмов входная информация в деревьях решений не перерабатывается, что способствует высокой скорости работы метода.

Как видно из рис. 1, сущность работы дерева принятия решений достаточно проста и состоит в многократной проверке условий

«если ... то». Поэтому отсчет использования этого инструмента для решения практических задач следует вести не от его изобретения (установить дату которого не представляется возможным), а от разработки алгоритмов автоматического построения дерева.

Первый такой алгоритм – CLS (*Concept Learning System*) был разработан в 1966 г. [5]. Однако ряд недостатков (медленная работа и требование к дискретности данных) обусловили его малую распространенность. Позднее появились более удачные алгоритмы – ID3 (*Iterative Dichotomiser 3*), C4.5, C5.0, разработанные в середине 1990-х годов, а также алгоритм CART, который может решать задачи как классификации, так и регрессии. Совершенствование алгоритмов построения деревьев решений продолжается. Наиболее совершенным в настоящий момент является алгоритм CTree (*Conditional inference trees*), опубликованный в 2006 г. [6]. Вместе с тем сравнительные тесты показывают лишь незначительное преимущество новых алгоритмов над C4.5, C5.0 и CART (в пределах 2–5%) [7].

Деревья принятия решений могут использоваться в следующих задачах:

*описание данных* – дает возможность хранить информацию о данных в компактной форме дерева вместо обширных табличных описаний;

*классификация* – отнесение объектов к одному из заранее известных классов. При этом результирующая переменная должна быть дискретной;

*регрессия* – задачи прогнозирования, то есть установления зависимости между входными и выходными переменными моделями. Результирующая переменная в этом случае имеет непрерывные значения.

Основным достоинством деревьев принятия решений как инструмента анализа данных является его наглядность, дающая возможность использовать метод даже неподготовленному человеку. Кроме того, полученное дерево может быть использовано для анализа взаимосвязей в данных и извлечения информации о предметной области, то есть реализуется концепция «белого ящика». Деревья решений могут быть использованы для анализа значимости данных и отбора входных параметров для нейронных сетей [8].

К недостаткам метода можно отнести принципиальную невозможность гарантированного получения оптимального дерева при большом количестве параметров ввиду NP-полноты такой задачи. При небольших же

объемах данных существующие алгоритмы не дают возможности полностью избавиться от эффекта «переобучения». Также при работе с деревьями решений не могут использоваться нечеткие описания данных.

#### *Искусственные нейронные сети*

Главной особенностью искусственных нейронных сетей (ИНС) является возможность обучения, которое производится путем адаптации весовых параметров синаптических связей к массиву входных данных. В результате ИНС оказываются способны распознавать даже те объекты, которые отсутствовали в обучающей выборке.

Для ИНС реализованы следующие базовые парадигмы машинного обучения [9]:

*обучение с учителем* – обычно подразумевает решение задач регрессии или классификации;

*обучение без учителя* – обычно используется при решении задачи кластеризации входного множества;

*обучение с подкреплением* – занимает промежуточное место между предыдущими парадигмами.

Совершенствование алгоритмов обучения нейронных сетей продолжается и в настоящее время. Так, в 2007 г. разработаны алгоритмы глубинного обучения, рассчитанные на работу с большими многослойными ИНС при решении сложных задач распознавания образов.

В настоящее время ИНС являются наиболее распространенным и наиболее универсальным инструментом интеллектуального анализа данных. Известно более 20 их типов, которые в совокупности дают возможность решить практически любую задачу, включая задачи распознавания образов, классификации, кластеризации, прогнозирования, аппроксимации, сжатия данных, ассоциативной памяти, оптимизации [10].

По сравнению с другими интеллектуальными методами анализа данных ИНС обладают такими преимуществами:

*универсальность* – использование при решении широкого спектра задач;

*работа с информацией любой природы* – в том числе с графической информацией, нечеткими данными;

*эффективные средства контроля процесса обучения* – по динамике процесса обучения можно делать выводы о его качестве;

*распространенность* – большой выбор инструментальных средств моделирования, среди которых есть и бесплатные;

*толерантність к ошибкам* – даже при просчетах в проектировании нейросетевой системы, значительных шумах и ошибках во входных данных можно получить положительный результат;

*возможность аппаратной реализации*, что дает возможность добиться многократного увеличения быстродействия.

Вместе с тем ИНС как инструмент поддержки принятия решений имеет и некоторые недостатки:

*концепция «черного ящика»* – анализ обобщений, полученных ИНС в процессе обучения невозможен либо крайне затруднен;

*высокие требования к производительности вычислительных систем* – при программной реализации крупных ИНС приходится организовывать распределенные вычисления;

*высокий уровень эмпирики в применении ИНС* – для многих параметров нейросетевых моделей (количество слоев, количество нейронов, объем обучающей выборки) отсутствуют достоверные способы определения. Разные пути решения одной задачи могут привести к различным результатам [11].

#### *Генетические алгоритмы*

Данный метод является представителем агентно-эволюционного подхода к созданию интеллектуальных систем анализа данных. Как и нейронные сети, генетические алгоритмы (ГА) основаны на математической интерпретации процессов, происходящих в живой природе. Базовыми работами в теории генетических алгоритмов являются труды Дж. Холланда об адаптации в естественных и искусственных системах, вышедшие в 1973–1975 гг. [12; 13]. В настоящее время генетические алгоритмы находят разнообразное применение в экономике, хотя по распространенности и уступают нейронным сетям. При этом не следует полагать, что применение генетических алгоритмов является альтернативой нейросетевым моделям. Поскольку генетические алгоритмы ориентированы на задачи поиска оптимумов в многомерных пространствах, то есть задачи оптимизации, области применения этих инструментов не пересекаются. Напротив, использование их комбинаций в ряде случаев дает возможность улучшить эффективность решения задач.

Особенностью ГА является то, что к функции, максимум или минимум которой ищется, не предъявляется абсолютно никаких требований. Она может быть прерывистой, недифференцируемой или состоять из кусков, опи-

сываемых разными уравнениями. В любом случае, алгоритм позволит найти для неё оптимальное (или близкое к нему) значение. При этом по сравнению с переборными методами оптимизации скорость поиска решения возрастает на четыре порядка [14].

Генетические алгоритмы могут быть использованы для решения любых задач, которые можно свести к задаче оптимизации. В экономике к таким задачам можно отнести [15]: оптимизацию функций; разнообразные задачи на графах; подбор параметров моделей (в т. ч. деревьев решений, ИНС); задачи компоновки; составление расписаний; определение оптимальных игровых стратегий; кластеризацию.

Одной из причин сравнительно низкой распространенности ГА относительно искусственных нейронных сетей, возможно, являются более высокие требования к квалификации разработчика генетических моделей. Однако в последние годы на рынке стали появляться программные продукты, дающие возможность упростить процесс генетического моделирования.

#### *Другие методы оптимизации*

Кроме генетических алгоритмов, в поиске оптимальных решений в многомерных пространствах могут использоваться также такие агентно-эволюционные методы, как *алгоритм имитации отжига*, *метод муравьиных колоний*, *метод пчелиных колоний*, *метод роя частиц* и некоторые другие [16]. В основе этих методов лежат биологические, или физические, процессы, приспособленные к решению задач оптимизации. Основными недостатками, ограничивающими применение этих методов, являются их сравнительно узкая направленность, отсутствие доступного и качественного программного обеспечения для практических применений, необходимость специальных знаний для составления моделей.

#### *Имитационное моделирование*

Имитационная модель представляет собой программную реализацию реальной или гипотетической системы, состоящую из некоторого набора связанных друг с другом объектов с установленными свойствами. В процессе имитационного эксперимента происходит изменение характеристик объектов модели во времени, взаимно затрагивающее связанные объекты. Это ведет к изменению состояния всей модели.

Существует несколько разновидностей имитационного моделирования:

*Моделирование системной динамики.* Возникновение этого направления связано с именем Дж. Форрестера, который в середине 1950-х годов разработал его основы [17]. Системная динамика предполагает самый высокий уровень агрегирования компонентов из всех методов имитационного моделирования. Данный метод основан на моделировании движения потоков любой природы в системе. Он дает возможность учитывать задержки потоков любого порядка, петли обратной связи, отражать процессы накопления и перемещения ресурсов, динамически регулировать интенсивности потоков. Благодаря ряду упрощений, принятых в моделях системной динамики, они дают возможность простыми средствами получить адекватное описание процессов в весьма сложных системах.

Модель системной динамики может служить для анализа и понимания причинно-следственных связей между любыми её компонентами, дает возможность сравнить варианты решений по управлению системой. Метод является универсальным и применяется для моделирования самых разнообразных систем, от бизнес-процессов и моделей производства до моделей развития эпидемий в медицинских исследованиях.

*Дискретно-событийное моделирование* предполагает рассмотрение функционирования системы во времени и анализ влияния на её состояние внешних событий, представляемых в виде «заявок». Сферой приложения дискретно-событийного моделирования могут служить любые системы, связанные с обслу-

живанием потока объектов – системы передачи информации, логистические, транспортные, производственные системы и многие другие.

*Агентное моделирование.* Предполагает определение поведения единичной простой структуры – агента – во взаимодействии с другими такими же агентами и окружающей средой. Агент может рассматриваться как некоторая сущность, которая обладает активностью, автономным поведением, может принимать решения в соответствии с некоторым набором правил, может взаимодействовать с окружением и другими агентами, а также может эволюционировать [18].

Агентный подход целесообразно применять в том случае, когда индивидуальное поведение объектов имеет большое влияние на поведение системы в целом (моделирование рынков, конкуренции, динамики населения). Кроме того, агентный подход может применяться совместно с другими разновидностями имитационного моделирования [19].

**Выводы из этого исследования.** Таким образом, интеллектуальные методы могут быть использованы для решения большинства экономических задач, обеспечивая если не лучшее, то, по крайней мере, достаточно хорошее решение при существенной экономии времени на его поиск. При этом повышение эффективности интеллектуальных средств поддержки принятия решений в экономических задачах должно идти не только по пути совершенствования самих методов, но и по пути совершенствования механизмов их использования.

#### ЛИТЕРАТУРА:

1. Rutkowski L. Metody i techniki sztucznej inteligencji. – Warszawa : wydawnictwo naukowe PWN. – 2009. – 452 s.
2. Jack Copeland. Artificial Intelligence: A Philosophical Introduction. September 1993, Wiley-Blackwell. – 328 p.
3. Джарратано Дж., Райли Г. Экспертные системы: принципы разработки и программирование / Дж. Джарратано, Г. Райли ; пер. с англ. – М. : Вильямс, 2006. – 1152 с.
4. Зак Ю.А. Принятие решений в условиях нечетких и размытых данных: Fuzzy-технологии / Ю.А. Зак. – М. : Либроком, 2013. – 352 с.
5. Hunt E.B., Marin J., Stone P.T. Experiments in Induction // New York, Academic Press. – 1966. – V. 1. – P. 45–69.
6. Hothorn T., Hornik K., Zeileis A. Unbiased Recursive Partitioning: A Conditional Inference Framework // Journal of Computational and Graphical Statistics, 2006. – № 15(3). – P 651–674.
7. Schauerhuber M., Zeileis A., Meyer D. Benchmarking Open-Source Tree Learners in R/RWeka Proceedings of the 31st Annual Conference of the Gesellschaft für Klassifikation e.V., Albert-Ludwigs-Universität Freiburg, March 7–9, 2007. – P. 389–396.
8. Минц А.Ю. Методы отбора данных для нейросетевого моделирования / А.Ю. Минц // Моделювання та інформаційні системи в економіці : зб. наук. праць. – К. : КНЕУ, 2011. – Вип. 84. – С. 256–270.
9. Матвійчук А.В. Штучний інтелект в економіці: нейронні мережі, нечітка логіка : [монографія] / А.В. Матвійчук. – К. : КНЕУ, 2011. – 439 с.

10. Хайкин С. Нейронные сети: Полный курс / С. Хайкин ; 2-е изд. – М. : Вильямс, 2006. – 1104 с.
11. Минц А.Ю. Общие вопросы постановки задач в нейросетевом моделировании / А.Ю. Минц // Нейронні технології моделювання в економіці. – К. : КНЕУ, 2012. – № 1. – С. 189–206.
12. John H. Holland. Genetic algorithms and the optimal allocation of trials. *SIAM Journal on Computation*, 2: 1973. – P. 88–105.
13. John H. Holland. *Adaptation in Natural and Artificial Systems: An Introductory Analysis with Applications to Biology, Control and Artificial Intelligence*. MIT Press, 1975.
14. Хатимлянский А. Генетические алгоритмы в MetaTrader 4. Сравнение с прямым перебором оптимизатора / А. Хатимлянский [Электронный ресурс]. – Режим доступа : <http://articles.mql4.com/ru/135>.
15. Нечеткие модели и нейронные сети в анализе и управлении экономическими объектами : [монография] / Под ред. Ю.Г. Лысенко. – Донецк : Юго-Восток, 2012. – 388 с.
16. Неітеративні, еволюційні та мультиагентні методи синтезу нечіткологічних і нейромережних моделей : [монографія] / Під заг. ред. С.О. Субботіна. – Запоріжжя : ЗНТУ, 2009. – 375 с.
17. Форрестер Дж. Основы кибернетики предприятия (Индустриальная динамика) / Дж. Форрестер ; пер. с англ. – М. : Прогресс, 1971. – 340 с.
18. Карпов Ю. Имитационное моделирование систем. Введение в моделирование с AnyLogic 5 / А. Карпов. – СПб. : БХВ-Петербург, 2005. – 400 с.