

УДК 519.7:681.3

ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ В СИСТЕМАХ УПРАВЛЕНИЯ И ОБРАБОТКИ ИНФОРМАЦИИ

В. И. ВАСИЛЬЕВ

УГАТУ, факультет информатики и робототехники
Тел: (3472) 23 06 72 E-mail: vasilyev@vtizi.ugatu.ac.ru

Аннотация: Обсуждаются возможности применения и перспективы развития новых информационных технологий, основанных на использовании методов искусственного интеллекта для решения плохо структурированных задач, связанных с обработкой знаний. Приводятся примеры постановки и решения подобных задач с помощью нечеткой логики, нейронных сетей и генетических алгоритмов

Ключевые слова: искусственный интеллект; системы управления; обработка информации

ВВЕДЕНИЕ¹

Одной из ключевых тенденций в развитии современного общества является расширение сферы применения ЭВМ и новых информационных технологий, основанных на обработке знаний. Новые возможности, предоставляемые этими технологиями, меняют менталитет пользователей, позволяя им переходить от упрощенной постановки решаемой задачи (втиснутой в «прокрустово ложе» известных математических методов) к ее «реальной» формулировке, которые лежат в самой природе исследуемой задачи и, конечно же, оказывают влияние на результат ее решения. Подобные задачи принято относить к плохо формализуемым (или плохо структурированным) задачам, а совокупность указанных выше неопределенных факторов — к так называемой группе НЕ-факторов (следуя терминологии, предложенной российскими специалистами в области искусственного интеллекта А. С. Нариньяни), включая в нее такие неотъемлемые характеристики данных, условий и целей задачи, как неточность, неполнота, недоопределенность, нечеткость, некорректность и т. п. [1].

Меняется и сам подход к решению задачи, поскольку работа с данными заменяется работой со знаниями, полученными на основе мнений и опыта экспертов-специалистов

в данной предметной области. Классическая схема вывода

«Математическая модель» →

«Алгоритм» →

«Программа»

заменяется цепочкой рассуждений

«Модели представления знаний» →

«Планирование знаний» →

«Общение с пользователем».

Как видно, вместо центрального понятия алгоритма основной упор здесь делается на механизм осознания (понимания) возникающей ситуации, поиска рациональных вариантов принятия решений и представления результатов пользователю в наиболее удобной для него форме. Важное место при этом занимают вопросы, связанные с приобретением, фильтрацией, анализом, интеграцией знаний. Особую остроту данные вопросы приобретают в связи с возрастанием масштабов решаемых задач, связанных с применением Интернет и Интранет-технологий.

1. МЕТОДЫ ПРЕДСТАВЛЕНИЯ И ОБРАБОТКИ ЗНАНИЙ

Традиционно для этих целей в теории искусственного интеллекта (ИИ) использовались следующие виды моделей: логиче-

¹В основу статьи положен текст пленарного доклада, сделанного автором для участников Международной молодежной конференции «Интеллектуальные системы управления и обработки информации» (Уфа, 28 сентября 1999).

ские модели (предикаты); семантические сети; фреймовые модели; продукции правила (ЕСЛИ-ТО).

В последние годы усиленное развитие получили и другие виды моделей (методов) представления знаний, позволяющие учитывать влияние неопределенных факторов, имитировать процесс накопления знаний путем обучения (или самообучения) модели, воспроизводить эволюционный характер механизмов развития и принятия решений. Остановимся на некоторых из них, дав им краткую характеристику.

1. *Недоопределенные модели* (термин, также введенный А. С. Нариньяни) — это такие модели предметной области, которые сводят описание исследуемой задачи к формированию некоторого множества ограничений, имеющих различную физическую природу (точностные, конструктивные, стоимостные, временные и другие ограничения) [2].

Другое название данного направления — программирование в ограничениях (constraint programming). Простейший класс недоопределенных моделей — *интервальные модели*, описывающие изменения параметров исследуемого объекта (ситуации, процесса) в виде интервалов их возможных значений [3].

2. *Нечеткая логика* (Fuzzy Logic) — класс моделей, предложенных в 1964 г. Л. Заде и основанных на описании сложных объектов и систем с использованием лингвистических переменных, значениями которых являются некоторые термы (нечеткие подмножества), задаваемые с помощью функций принадлежности определенного вида [4,5].

3. *Нечеткие когнитивные сети* (или нечеткие когнитивные карты, (Fuzzy Cognitiv Maps) — это расширение понятия семантических сетей, предназначенное для описания задач с неточно заданной информацией с помощью принципов мульти-агентного программирования. Согласно [6,7], когнитивная сеть — это совокупность интеллектуальных агентов-объектов и связывающих их интеллектуальных агентов — отношений. Управление работой сети осуществляется на основе плана, заданного с помощью нечетких правил, обеспечивающих активацию звеньев этой сети.

4. *Искусственные нейронные сети* (Artificial Neural Networks) — модели типа «черного ящика», заданные в виде ансамбля простейших преобразователей информации (нейронов), соединенных друг с другом с помощью большого числа связей с настраиваемыми весовыми коэффициентами. Процесс настрой-

ки данных коэффициентов называется обучением сети и предполагает наличие некоторой обучающей выборки, т. е. набора пар «входы — желаемая реакция сети».

Данное направление получило существенное развитие, начиная от классических работ У. Мак-Каллока, В. Питтса, Ф. Розенблатта, М. Мински и др. Сегодня известно более 200 разновидностей нейронных сетей [8,9], большое число коммерческих нейропакетов [10], примеры промышленной реализации нейрокомпьютеров [11].

5. *Генетические алгоритмы* (Genetic Algorithms) — методы решения оптимизационных задач, имитирующие процессы эволюционного развития в живой природе на основе механизмов генетической наследственности, изменчивости и естественного отбора.

Стандартный генетический алгоритм, предложенный в работах Дж. Холланда, Д. Гольдберга, впоследствии претерпел множество модификаций и улучшений, включая разработку методов генетического программирования [12–14]. По своей сути, генетический алгоритм — это многошаговая процедура параллельного случайного поиска, направленного на локализацию координат глобального экстремума в пространстве варьируемых факторов (параметров) решаемой задачи.

6. *Мягкие вычисления* (Soft Computing) — гибридные технологии работы со знаниями, предполагающие объединение (комплексирование) перечисленных выше методов (алгоритмов) ИИ, основанных на применении недоопределенных вычислительных моделей, нечеткой логики, когнитивных и нейронных сетей, генетических алгоритмов, с целью получения синергетического эффекта.

Сам термин, предложенный Л. Заде, появился в 1994 г. (возглавляемая Л. Заде лаборатория в Калифорнийском университете, г. Беркли, США, носит название «Berkley Initiative in Soft Computing»), и уже с 1997 г. начал регулярно выпускаться Международный научный журнал «Soft Computing», призванный координировать научные исследования в данном направлении [15,16]. Основополагающий принцип мягких вычислений — обеспечить нечувствительность результатов вычисления к неточности, неопределенности, частичной истинности и приближенной природе данных для того, чтобы обеспечить гибкость, робастность, низкую стоимость решения задачи и его лучшее согласование с реальностью.

Сегодня, как подчеркивается в [17], меняется сама парадигма, лежащая в основе создания новых информационных технологий. Такие, казавшиеся еще недавно незыблемыми, постулаты, как последовательная организация вычислительного процесса, фон-Неймановская архитектура ЭВМ, стандартизация применяемых вычислительных алгоритмов, теряют свою очевидность и былию привлекательность. Отличительными чертами новых информационных технологий XXI века выступают:

- параллельность вычислительных процессов;
- его организация на основе принципов мульти-агентного программирования;
- отказ от фон-Неймановской архитектуры с переходом к самоорганизующимся, многоуровневым, асинхронным вычислительным средам (системам), в которых стираются границы между аппаратным и программным обеспечением, а при реализации потока вычислений в каждый момент времени используется максимальное количество аппаратных компонентов.

Архитектуры ЭВМ пятого и шестого поколений при этом выступают лишь как прототипы некоторой ЭВМ будущего, которую можно назвать «интеллектуальным» компьютером, т. е. компьютером со знаниями, в интересах конкретного пользователя (или группы пользователей). Так, в [18] обсуждается идея создания «когнитивного эволюционного компьютера», базирующегося на принципах эволюционной информатики и представляющего собой самоорганизующуюся вычислительную систему, состоящую из большого числа нейроподобных элементов, осуществляющих массивно-параллельную обработку информации с высокими быстродействием и эффективностью.

2. ПРИМЕРЫ ПРАКТИЧЕСКОГО ПРИМЕНЕНИЯ МЕТОДОВ ИИ В ЗАДАЧАХ УПРАВЛЕНИЯ И ОБРАБОТКИ ИНФОРМАЦИИ

2.1. Управление автономной мобильной системой на основе нечеткой логики

Рассмотрим задачу управления движением автономного транспортного средства (АТС), реализованного на базе 4-колесной платформы (рис. 1). Будем полагать, что заданы начальная и конечная точки маршрута (траектории движения), причем траектория

движения выбирается таким образом, чтобы избежать столкновения АТС с препятствиями, характер и расположение которых заранее неизвестны.

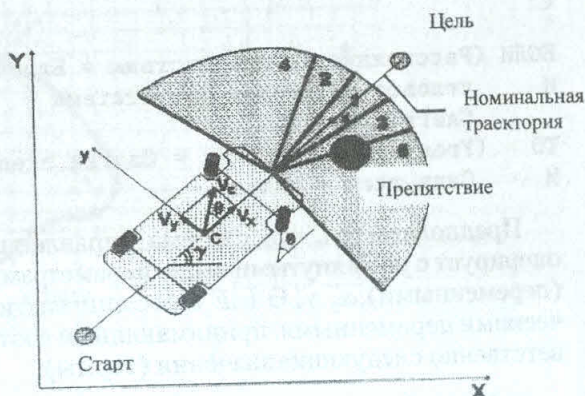


Рис. 1. К задаче управления движением автономного транспортного средства

Изменение направления и скорости движения АТС осуществляется при этом путем воздействия на угол поворота передних направляющих колес Θ и силу тяги F , развиваемую двигателем, а местоположение ближайшего к АТС препятствия определяется путем измерения 2-х параметров: расстояния до препятствия d и углового положения препятствия γ относительно продольной оси x в связанной с АТС системой координат.

Как показано в [19], выбор алгоритмов управления АТС целесообразно производить на основе правил нечеткой логики. Для этого типовые ситуации, возникающие в процессе движения, разбиваются на 4 класса:

- А («нет препятствий»);
- В («Препятствие — далеко»);
- С («Препятствие — близко») и
- D («Критическая ситуация», например, связанная с отказом одного из датчиков).

Соответственно данному разбиению, меняется и стратегия управления АТС:

- для ситуаций класса А — «Следуйте согласно намеченной траектории»;
- для ситуаций класса В — «Будьте осторожны»;
- для ситуаций класса С — «Внимание, опасность!»; и, наконец,

- для ситуаций класса D — «Используйте особые правила управления».

Пример записи одного из правил, характеризующих алгоритм формирования управляющих воздействий Θ и F в ситуации класса C:

ЕСЛИ (Расстояние_до_препятствия = Близко
И угловое_положение_препятствия =
Слегка_справа)
ТО (Угол_поворота_колес = Слегка_влево
И Сила_тяги = Малая)

Предполагается, что система управления оперирует с упомянутыми выше параметрами (переменными) α , γ , Θ и F как с лингвистическими переменными, принимающими соответственно следующие значения (термы):

- Расстояние_до_препятствия
 $d = \{\text{Близко; Далеко}\};$
- Угловое_положение_препятствия
 $\gamma = \{\text{Значительно_слева; Слегка_слева; Прямо; Слегка_справа; Значительно_справа}\};$
- Угол_поворота_колес
 $\Theta = \{\text{Сильно_влево; Слегка_влево; Прямо; Слегка_вправо; Сильно_вправо}\};$
- Сила_тяги
 $F = \{\text{Малая; Средняя; Большая}\}.$

Функции принадлежности $\mu_i(d)$, $\mu_i(\gamma)$, $\mu_i(\Theta)$, $\mu_i(F)$, определяющие каждое из вышеперечисленных нечетких подмножеств, приведены на рис. 2.

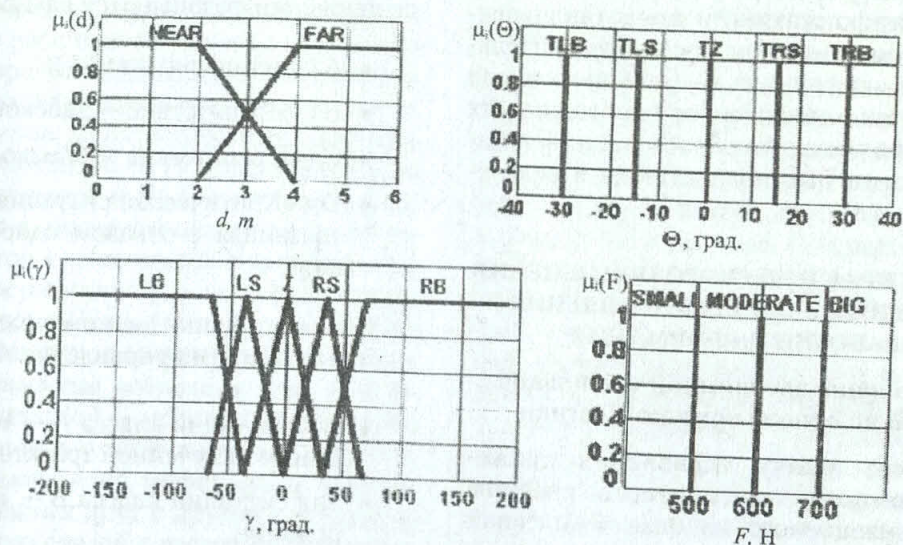


Рис. 2. Функции принадлежности

На этом рисунке используются следующие обозначения (аббревиатуры английских слов): LB — Left Big; LS — Left Small; Z — Zero; RS — Right Small; RB — Right Big; TLB — Turn Left Big, и т. д.

Некоторые результаты моделирования траектории движения АТС с использованием алгоритмов управления на основе нечеткой логики приведены на рис. 3. Как видно из этих рисунков, АТС уверенно достигает заданной цели (конечной точки маршрута) как в условиях наличия препятствий (рис. 3,а), так и при неожиданном изменении местоположения самой цели (рис. 3,б).

Таким образом, обладая способностями к распознаванию и оценке ситуации, формированию рациональных в каждой конкретной ситуации сигналов управления (подобно тому, как это делает в аналогичных ситуациях опытный водитель), рассматриваемая система управления оказывается гибкой и робастной в условиях неопределенности внешней среды.

Особенности синтеза и технической реализации нечетких алгоритмов управления обсуждаются в [20].

2.2. Идентификация модели управляемого объекта с помощью нейронной сети

Известно, что задачи построения математических моделей сложных технических объектов встречаются с серьезными вычислительными трудностями, связанными с необходимостью аппроксимации в аналитической форме больших массивов статистиче-

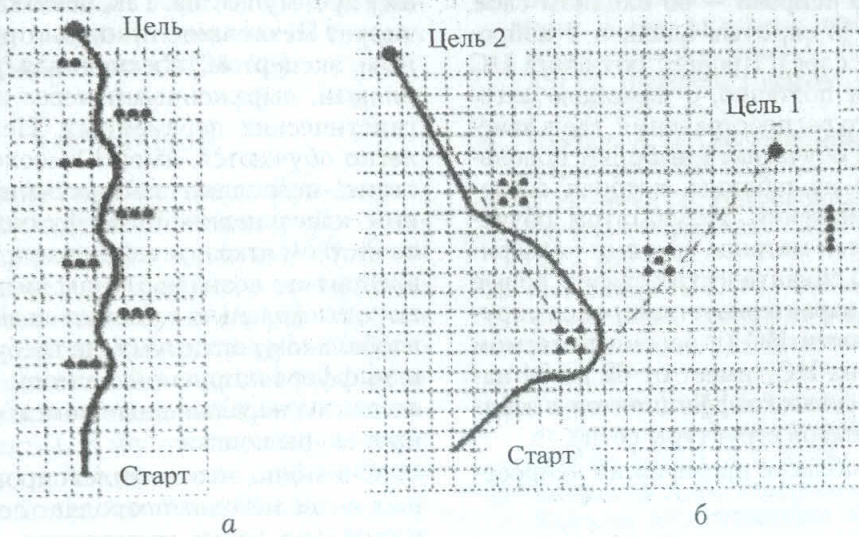


Рис. 3. Результаты моделирования траектории

ских данных, полученных в процессе испытаний или эксплуатации изделия. Достаточно удобным и перспективным является применение для этих целей искусственных нейронных сетей (НС), называемых иногда универсальными аппроксимациями [21].

Пример решения задачи идентификации с помощью НС обсуждается в [22], где приведены результаты построения нейросетевой модели воздушного винта турбовинтового двигателя (ТВВД). В отличие от классических моделей НС типа «черный ящик», описывающих результирующие характеристики «вход-выход» исследуемого объекта, без учета значений его промежуточных переменных, предложенная структура модели адаптирована к особенностям кон-

кретного объекта и имеет модельную (блочную) архитектуру (рис. 4).

По существу, мы имеем дело здесь с «серым ящиком», т. е. с моделью, структура которой выбрана с учетом наших априорных знаний об объекте.

Обозначения, принятые на рис. 4: НС₁...НС₃ — нейронные сети; БЛ₁...БЛ₄ — блоки логики; БВ — блок вычислений; М_П — число Маха полета; φ — угол установки лопастей винта; $\Delta\varphi_{\text{в}}$ — относительные значения угла установки лопастей и поступи винта; α и β — эмпирические коэффициенты, используемые при вычислении значений тяги и мощности винтовентилятора.

Каждый из указанных на рис. 4 модулей НС_{*i*} нейросетевой модели представляет собой многослойный персептрон, содержащий

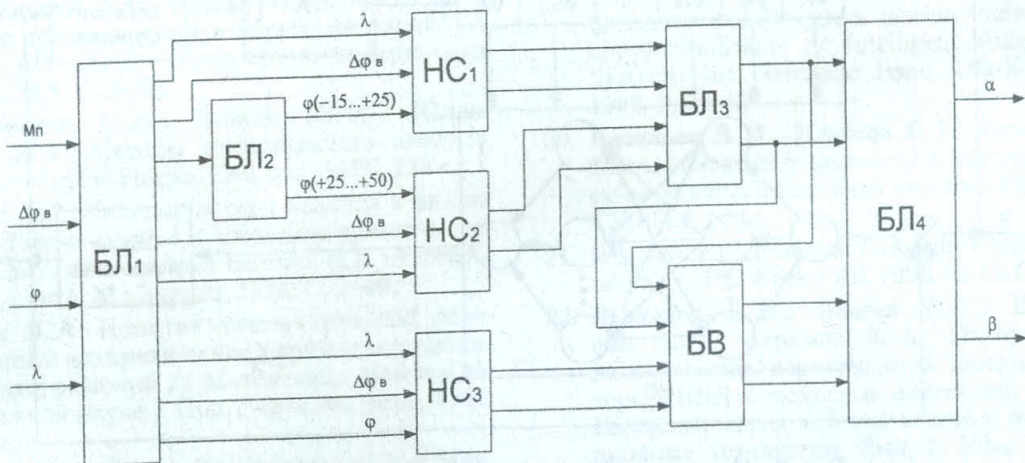


Рис. 4. Структура нейросетевой модели воздушного винта ТВВД

20 нейронов (3 нейрона — во входном слое, 15 нейронов — в скрытых слоях и 2 нейрона в выходном слое). Процесс обучения НС осуществляется поэтапно, с помощью алгоритма обратного распространения, где в качестве элементов обучающей выборки используются данные из таблицы, которая содержит до 2000 значений. Результатом обучения сети является матрица весовых коэффициентов (весов) синаптических связей, общее число которых характеризует аппроксимирующие возможности НС (в рассматриваемом случае каждая из НС_i имеет от 62 до 94 настраиваемых весовых коэффициентов, в зависимости от принятой структуры сети).

Возможные области применения нейросетевых моделей:

- моделирование нелинейных динамических систем;
- прогнозирование временных рядов (процессов);
- управление в реальном времени нелинейными объектами;
- распознавание образов;
- кластерный анализ; и др.

Примеры постановки и решения некоторых из этих задач можно найти в [23].

2.3. Мягкие вычисления в системах управления и обработки информации

Как показывает опыт применения методов ИИ, каждый из этих методов имеет свою индивидуальность и определенные, присущие

ему преимущества. Так, нечеткая логика имитирует механизмы принятия решений опытным экспертом, обеспечивая работу с правилами, выраженными через значения лингвистических переменных. Нейронные сети легко обучаются, имеют высокое быстродействие, позволяют аппроксимировать широкий класс нелинейных функций, обладают свойством отказоустойчивости. Генетические алгоритмы позволяют находить приближенно оптимальные решения задач, близкие к глобальному оптимуму, не требуют гладкости и дифференцируемой целевой функции, используют параллельные помехоустойчивости процедуры поиска.

Очевидно, что комплексирование указанных выше методов позволяет получить принципиально новые технологии, обеспечивающие получение новых свойств и новых возможностей. Появляются новые классы алгоритмов обработки информации:

- нейронечеткие алгоритмы;
- нейрогенетические алгоритмы;
- нейронечеткие генетические алгоритмы и др.

На рис. 5 приведен пример построения интеллектуальной системы управления, в которой формирование управляющих воздействий на объект осуществляется с помощью нейрорегулятора (нейронной сети), структура и весовые коэффициенты W_1, W_2, \dots, W_N которой выбираются с помощью генетического алгоритма, осуществляющего минимизацию целевой функции САУ.

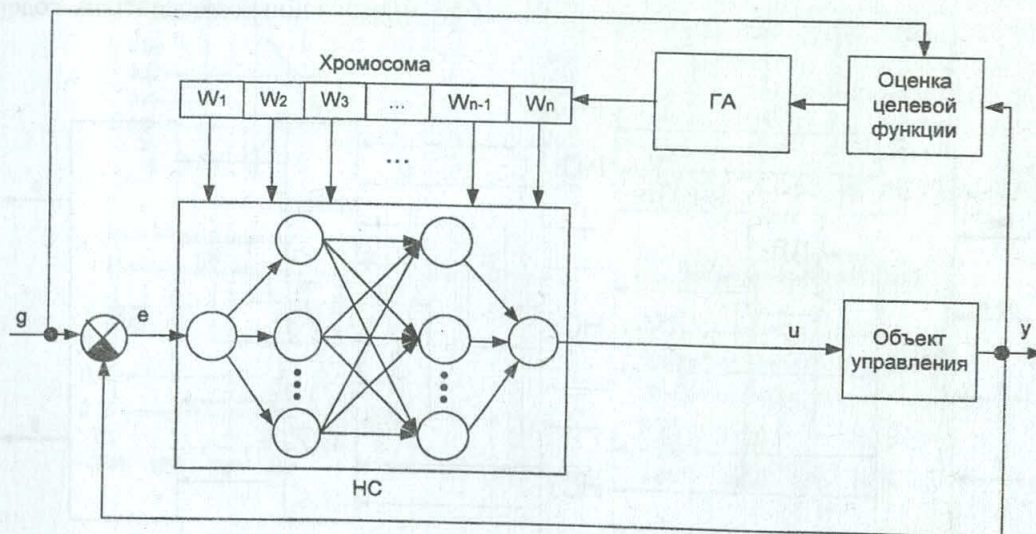


Рис. 5. Пример использования генетического алгоритма

Другие возможные варианты комбинированного применения методов ИИ задач управления обсуждаются в [24–26].

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В ближайшие годы ожидается бурное развитие информационных технологий, основанных на применении методов ИИ, и их распространение на все новые и новые классы задач. Это относится, в первую очередь, к созданию гибридных интеллектуальных систем, базирующихся на использовании методологии мягких вычислений (вычислительного интеллекта). К числу актуальных задач, которые могут найти решение с помощью указанных выше подходов, относятся:

- интеллектуализация корпоративных и глобальных вычислительных сетей;
- Data Mining;
- разработка и внедрение активных экспертных систем;
- создание интеллектуальных обучающих систем;
- разработка и реализации концепции интеллектуального здания;
- электронная торговля и цифровые финансы («компьюномика»);
- виртуальная реальность и многое другое.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Нариньяни А. С. Модель или алгоритм: новая парадигма информационной технологии // Информационные технологии. 1997. № 4. С. 11–16.
2. Нариньяни А. С. Недоопределенность в системе представления и обработки знаний // Изв. АН СССР. Техническая кибернетика. 1986. № 5. С. 3–28.
3. Калмыков С. А., Шокин Ю. И., Юлдашев З. Х. Методы интервального анализа. Новосибирск: Наука, Сиб. отд., 1986. 222 с.
4. Заде Л. А. Основы нового подхода к анализу сложных систем и процессов принятия решений // Математика сегодня (Сб. статей) / Пер. с англ. М.: Знание, 1974. С. 5–49.
5. Заде Л. А. Понятие лингвистической переменной и его применение к принятию приближенных решений // Математика. Новое в зарубежной науке / Пер. с англ. М.: Мир, 1976. 165 с.
6. Kosko B. Fuzzy cognitive maps // Int. J. of Man-Machine Studies. 1986. Vol. 24. P. 65–75.
7. Stylios C. D., Groumpos P. P. Fuzzy cognitive maps: A tool to achieve intelligence in supervisory control systems // Proc. of Int. Conf. ASI'97. Budapest, Hungary. July 14–18, 1997. P. 232–239.
8. Горбань А. Н. Обучение нейронных сетей. М.: Параграф, 1990. 160 с.
9. Уоссермен Ф. Нейрокомпьютерная техника: Теория и практика / Пер. с англ. М.: Мир, 1992. 240 с.
10. Логовский А. С. Зарубежные нейропакеты: Современное состояние и сравнительные характеристики // Нейрокомпьютер. 1998. 1–2. С. 13–26.
11. Галушкин А. И. О современных направлениях развития нейрокомпьютеров // Нейрокомпьютер. 1997. 1–2. С. 5–22.
12. Скурихин А. Н. Генетические алгоритмы // Новости искусственного интеллекта. 1995. № 4. С. 6–46.
13. Koza J. R. Genetic programming: On the programming of computers by means of natural selection. Cambridge, Massachusetts: The MIT Press, 1992. 818 pp.
14. Курейчик В. М. Генетические алгоритмы. Состояние. Проблемы. Перспективы // Известия Академии наук. Теория и системы управления. 1999. № 1. С. 144–160.
15. Zadeh L. A. What is soft computing? // Soft Computing. 1997. No. 1. P. 1.
16. Bonissone P. P. Soft computing: The convergence of emerging reasoning technologies // Soft Computing. 1997. No. 1. P. 6–18.
17. Нариньяни А. С. Будущее информационных технологий: Революция в начале 21 века // Проблемы управления и моделирования в сложных системах: Тр. межд. конф. / Под ред. акад. В. П. Мясникова, акад. Н. А. Кузнецова, проф. В. А. Виттиха. Самара: Самарский НЦ РАН, 1999. С. 27–32.
18. Букатова И. Л. Когнитивный эволюционный компьютер // Нейрокомпьютер. 1997. 3–4. С. 35–48.
19. Piyasov V. G., Vaasilyev V. I., Kirin D. V., Startsev Yu. V. Intelligent control of autonomous mobile system motion under uncertainty conditions // Intelligent Autonomous Systems: Int. Scientific Issue. Ufa-Karlsruhe, 1998. P. 80–87.
20. Васильев В. И., Ильясов Б. Г. Интеллектуальные системы управления с использованием нечеткой логики: Учеб. пособие. Уфа: УГАТУ, 1995. 100 с.
21. Струнков Т. Думал ли Гильберт о нейронных сетях? // PC Week / RE. 1999. № 13. С. 26–29.
22. Васильев В. И., Валеев С. С., Шилов А. А., Каримов И. А. Интерполяция динамических характеристик винтовентилятора ТВВД с помощью нейронной сети // Вычислительная техника и новые информационные технологии. Вып. 2. Уфа: УГАТУ, 1999. С. 139–148.

23. **Васильев В. И., Ильясов Б. Г., Валеев С. С., Жернаков С. В.** Интеллектуальные системы управления с использованием нейронных сетей: Учеб. пособие. Уфа: УГАТУ, 1997. 92 с.
24. **Васильев В. И., Ильясов Б. Г.** Интеллектуальные системы управления с использованием генетических алгоритмов: Учеб. пособие. Уфа: УГАТУ, 1999. 104 с.
25. **Управление динамическими системами в условиях неопределенности / Под. ред. С. Т. Кусимова, Б. Г. Ильясова, В. И. Васильева.** М.: Наука, 1998. 452 с.
26. **Куликов Г. Г., Брейкин Т. В., Арьков В. Ю.** Интеллектуальные информационные системы: Учеб. пособие. Уфа: УГАТУ, 1999.

ОБ АВТОРЕ

Васильев Владимир Иванович, проф., зав. каф. выч. техники и защиты информации УГАТУ. Дипл. инж. по промэлектронике (УГАТУ, 1970), д-р техн. наук по системному анализу и автоматическому управлению (ЦИАМ, 1990). Исследования в области многосвязных, многофункциональных и интеллектуальных систем.

