

# Math-Net.Ru

Общероссийский математический портал

Н. Н. Бахтадзе, Виртуальные анализаторы (идентификационный подход), *Автомат. и телемех.*, 2004, выпуск 11, 3–24

Использование Общероссийского математического портала Math-Net.Ru подразумевает, что вы прочитали и согласны с пользовательским соглашением  
<http://www.mathnet.ru/rus/agreement>

Параметры загрузки:

IP: 3.14.130.58

9 января 2025 г., 17:10:09



© 2004 г. Н. Н. БАХТАДЗЕ, канд. техн. наук  
(Институт проблем управления им. В.А. Трапезникова РАН, Москва)

## ВИРТУАЛЬНЫЕ АНАЛИЗАТОРЫ (ИДЕНТИФИКАЦИОННЫЙ ПОДХОД)

Приводится определение виртуальных анализаторов как программно-алгоритмических комплексов, формирующих модели на основе как текущей, так и ретроспективной информации о производственных процессах в реальном времени. Представлены методы разработки виртуальных анализаторов. Приведены примеры их использования для различных типов производства.

### 1. Введение

Автоматизация производственных процессов в настоящее время качественно видоизменяется. Наряду с повышением производительности за счет замены человеческого труда машинным (традиционный взгляд на автоматизацию) современные информационные технологии оперируют информацией о производственных и административных процессах в режиме реального времени, что дает дополнительную возможность повышения эффективности за счет оптимизации управления. Инвестиции в исследование и развитие, по мнению западных экономистов, позволяют увеличить прибыльность производства в несколько раз [1].

Оптимизация управления производственным процессом должна осуществляться в комплексе, т.е. охватывать все бизнес-процессы: производственные, организационные, управленческие и торговые. Информационные системы, обеспечивающие жизненный цикл этих процессов, можно условно объединить в следующие группы:

АСУ ТП, распределенные системы управления, средства автоматизации	Industrial PLC (Programmable Logic Controller)
Системы управления производством	MES (Manufacturing Execution System)
Системы управления сбытом	SSM (Sales and Service Management)
Системы управления цепочкой поставок	SCM (Supply Chain Management)
Системы управления взаимоотношениями с клиентами	CRM (Customer Relationship Management)
Системы планирования ресурсов производства	ERP (Enterprise Resources Planning)
Системы проектирования производственных процессов и продукции	P&PE (Product and Process Engineering)

Интегрированное взаимодействие этих систем обеспечит своевременное и всеобъемлющее наблюдение за всеми проблемными участками и в конечном итоге повысит эффективность производственного процесса в целом. Сегодня этот тезис представляется почти очевидным как для производственников, так и для управленцев.

При этом все отчетливее вырисовывается проблема: сложившаяся за последнее десятилетие структура рынка промышленной автоматизации характеризуется отсутствием компаний, продукты и услуги которых закрывали бы весь спектр управленческих решений. Специалисты по разработке и внедрению АСУ ТП заняты в основном тем, что постепенно переводят на современную аппаратно-программную платформу существующие системы АСУ ТП предприятий по мере поступления заказов на модернизацию или оснащают новые небольшие производства. С другой стороны, как отмечается [2], «софтверные компании, захватившие нишу так называемых ERP-систем, недостаточно ориентируются в тонкостях цеховой автоматизации, занимаясь, по сути, автоматизацией документооборота бухгалтерских и финансово-экономических подразделений предприятий. Отсутствие подпитки ERP-системы объективной информацией с низового уровня (данные о состоянии складских запасов, о простое станков и т.д.), не зависящей от субъективных сознательных или случайных искажений, делает ее дорогой неэффективной игрушкой».

Кроме того, для формирования оптимальных управляющих воздействий необходимо как минимум создание единого информационного пространства предприятия, поскольку все его информационные системы оперируют большими объемами разнородных данных [2]. Для создания единого информационного пространства предприятия необходимо обеспечить стандартизацию и унификацию аппаратно-программного обеспечения, корректность организации компьютерных сетей. Разработка и внедрение современных информационных систем должны следовать стандартам Открытых систем (стандарт OSI – Open System Interconnection), что предполагает возможность создания систем из разнородных технических средств с последующим наращиванием на их базе вычислительных мощностей и программного обеспечения [3]. Для создания информационной целостности предприятия все более очевидным становится целесообразность использования программных web-технологий. Это использование может осуществляться как в пределах отдельных подразделений, так и всего предприятия или, через on-line каналы, нескольких предприятий, поставщиков и даже потребителей при любом как угодно большом количестве функциональных модулей интегрируемых систем [4].

Создание единого информационного пространства предприятия предоставит возможность осуществлять мониторинг производственной ситуации и обеспечит возможность функционирования программно-алгоритмических комплексов для решения самых разнообразных задач: анализа, прогнозирования, управления и т.д. (причем как для отдельных технологических процессов и ситуаций, так и всего производственного процесса). Алгоритмы и соответствующие модели могут настраиваться в реальном времени с использованием как информации реального времени, так и ретроспективных данных. Программно-алгоритмические комплексы, функционирующие на основе этих моделей, будем называть *виртуальными анализаторами*. Ниже приведено подробное описание функциональности и различных типов виртуальных анализаторов.

## **2. Виртуальные анализаторы как алгоритмическая основа оперативных систем управления производством**

Все чаще специалисты по разработке информационно-аналитических систем сходятся во мнении, что ядром информационной интеграции предприятия должна быть MES-система.

Она представляет собой [5] оперативную систему управления производством, которая связывает воедино все бизнес-процессы предприятия с производственными процессами, оперативно предоставляет объективную и подробную информацию руководству. Кроме того, система MES проводит анализ и определяет (в режиме советчика) наиболее эффективное решение той или иной конкретной задачи. Системы MES осуществляют контроль состояния производственных процессов в реальном времени, и в этом, в частности, их отличие от функций систем ERP. Однако перечень функций MES включает и вовсе не относящиеся к ERP функции, такие, например, как:

- Управление качеством продукции. Система не только осуществляет мониторинг данных измерений о качестве продукции, собранных с производственного уровня в реальном времени, заостряя внимание на критических точках, но и может предложить действия по исправлению ситуации в данной точке на основе статистического анализа.

- Управление технологическими процессами. На основе мониторинга производственного процесса система осуществляет поддержку принятия решений оператором для исправления или повышения качества текущих работ.

- Диспетчеризация производства. Система, отслеживая выполнение операций, занятость оборудования и людей, выполнение заказов, объемов, партий, контролирует в реальном времени выполнение работ в соответствии с планом. В режиме реального времени отслеживаются все происходящие изменения и вносятся корректировки в план цеха.

Осуществление этих функций проводится на основе аналитической обработки как оперативной, так и ретроспективной информации, например, из Базы знаний предприятия. К основной группе используемой информации относятся не только данные мониторинга технологических параметров, но и данные лабораторных анализов. К сожалению, как показывает практический опыт работы с результатами анализов заводских лабораторий, они далеко не всегда обладают необходимым уровнем полноты, оперативности и достоверности. Отмечается [6], что “применение on-line анализаторов существенно повышает своевременность контроля состояния материальных потоков, однако стоимость таких приборов весьма велика (десятки и сотни тысяч долларов США), они требуют регулярного высококвалифицированного технического обслуживания и не обеспечивают достаточной полноты информационного обеспечения с точки зрения создания автоматизированных контуров оптимального управления ТП”.

Таким образом, возникает потребность в *виртуальном анализе* производственной ситуации как средстве более глубокой ее аналитической проработки для принятия оптимальных решений и реализации оптимального управления. Наряду с этим один и тот же результат виртуального анализа может быть одновременно реализован на нескольких уровнях: как в контуре управления реальной АСУ ТП (либо в составе системы поддержки принятия решений (DSS – *decision support systems*)), так и в других информационных системах предприятия. Виртуальные анализаторы (ВА) могут рассматриваться как интеллектуальная основа оперативных систем управления производством.

### **3. Функциональное назначение и типы виртуальных анализаторов**

Перечень задач управления, решаемых с помощью ВА, приводится в соответствии с представлением о ВА как об интеллектуальном программно-алгоритмическом ядре MES. При этом не будем ограничиваться рассмотрением только промышленных предприятий. Можно привести многочисленные примеры использования ВА в экономических, банковских, медико-биологических, коммерческих, социологиче-

ских и других информационных комплексах. В [6] приведен перечень функций ВА для задач управления непрерывными ТП. Этот список может быть существенно расширен.

Перечислим основные функциональные возможности ВА. Особенностью перечисленных ниже функций применительно к ВА является их осуществление в режиме реального времени.

- Ситуационный анализ и исследование процесса (технологического, бизнес-процесса и т.д.) как объекта управления
  - Выявление и корректный учет значимых взаимозависимостей входных данных (технологических параметров)
  - Анализ информативности отдельных входных параметров на основе первичной статистической обработки данных
  - Оперативное определение режимов функционирования для различных критериев эффективности в текущей ситуации
- Информационная основа для оперативного управления (ТП, бизнес-процессом и т.д.)
  - Прогнозирование качества выходного продукта для выбранного режима функционирования (для фиксированного периода)
  - Оценка параметров входных материальных потоков и коррекция требований к ним
  - Формирование оптимальных технологических управлений (решений) для заданных критериев качества
  - Прогнозирование производительности агрегатов для определенных технологических режимов
- Координирование работы взаимосвязанных производств
- Информационная база для управления запасами сырья и полуфабрикатов: определение моментов пополнения запасов и соответствующих объемов по суммарному стоимостному критерию или из условия максимума надежности производства при ограниченных затратах – на основе статистики спроса (потребления) соответствующего продукта и экономических показателей (расходы на создание, хранение запасов и т.п.)
- Информационная база для управления запасами инструментов, оснастки, запасных частей к технологическому оборудованию по тем же критериям
- Диагностика технологического оборудования в режиме нормальной эксплуатации
  - Верификация контрольно-измерительной аппаратуры
  - Контроль критических ситуаций и диагностика состояния технологического оборудования
  - Поддержка принятия оперативных решений и построения системы гибкого планирования процессов контроля и ремонта
- Мониторинг (в виде результата аналитической обработки) статистической информации для оперативного информационного обеспечения руководства
- Идентификация спроса и информационная база для оперативного управления маркетингом
- Управление стимулированием сбыта
- Управление коммерческим бюджетированием
- Контроль промышленной и экологической безопасности
  - Анализ промышленной и экологической безопасности эксплуатации установки

- Выявление скрытых технологических и технических угроз и своевременное оповещение о возможности их реализации
- Обеспечение устойчивой и безопасной эксплуатации установки: платформа для создания превентивной системы промышленной безопасности предприятия.

Этот список содержит ряд основных функций ВА, хотя, безусловно, он может быть расширен и дополнен. В дальнейшем будем различать типы ВА в зависимости от решаемых с их помощью задач. К примеру, выделим “Виртуальные анализаторы оперативного управления технологическими процессами”, “Виртуальные анализаторы контроля состояния технологического оборудования”, “Виртуальные анализаторы оперативного управления коммерческим бюджетированием” и т.д.

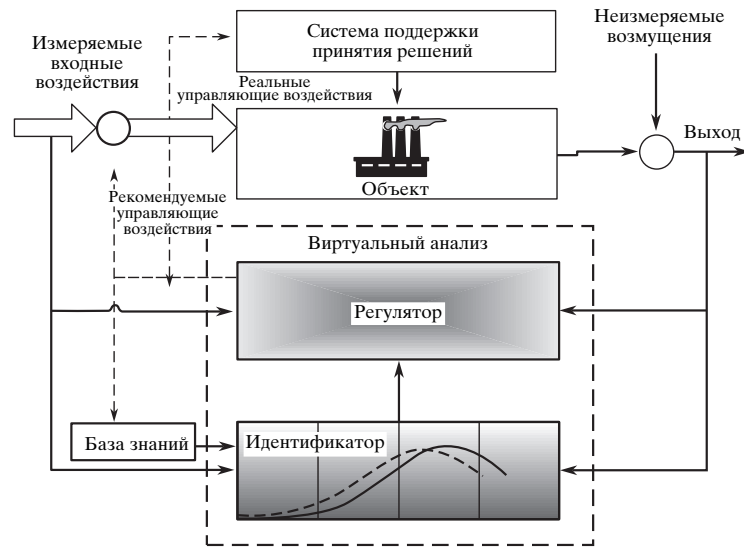
#### 4. Концепция виртуальных анализаторов (идентификационный подход)

Для всех типов ВА в соответствии с приведенным выше определением общим свойством является [7] способность лежащей в основе ВА модели обучаться адекватному определению некоторой величины, которую иначе можно было бы определить только путем анализов, лабораторных испытаний, фиксации, т.е. непосредственных измерений. Поэтому ВА иногда называют также “мягкими датчиками”. В основном это относится к сфере промышленного производства.

Другой отличительной чертой ВА является тот факт, что разработка модели, а также ее обучение осуществляется на базе как оперативной статистической информации, так и с использованием обобщенных технологических знаний из базы знаний предприятия, т.е. настройка модели и собственно решение функциональной задачи конкретного ВА происходит в режиме реального времени. В классической монографии Л. Льюнга [8] способ построения моделей, “в котором непосредственно используются экспериментальные данные, ведется регистрация входных и выходных сигналов и модель формируется в результате их обработки”, получил название *идентификации*.

Альтернативой такому способу является формальное математическое объединение простейших подсистем, для каждой из которых модель строится на основе “законов природы и других надежных соотношений, основанных на результатах ранее проведенных экспериментальных исследований” (моделирование) [8]. Именно такой подход преимущественно используется в специализированных тренажерных комплексах и системах автоматического проектирования [9, 10].

С учетом приведенных классических понятий можно уточнить определение **ВА как программно-алгоритмических комплексов, осуществляющих решение перечисленных выше функциональных задач на базе идентификационного подхода к построению и настройке моделей**. При этом данный ВА может быть прогнозатором для системы виртуального мониторинга [6], анализатором для стратегического планирования или представлять собой информационно-аналитическую основу регулятора реальной АСУ ТП [11], системы управления on-line с идентификатором [12], робастной системы управления с внутренними моделями [13] и т.д. Формируемые ВА управляющие воздействия могут быть использованы как рекомендации в системах поддержки принятия решений, так и вполне реально – в замкнутом контуре управления. То есть виртуальный анализатор в системах управления выполняет интеллектуальную работу, “не касаясь рычагов”, формируя виртуальные модели реальных функциональных элементов. В частности, это может быть виртуальная модель регулятора, реализующего управление посредством “прямого подхода” [14], без непосредственной идентификации ТП. Но создание виртуальной модели регулятора осуществляется на базе идентификационного подхода. Таким образом, виртуальный анализ можно считать расширением представления об идентификации.



На рисунке приводится пример структурной схемы ВА для системы управления с идентификатором.

Если произвести замыкание контура управления, получаем схему регулятора с идентификатором в цепи обратной связи, т.е. “виртуальность” трансформируется во вполне реальную хорошо известную схему системы управления.

## 5. Методы синтеза виртуальных анализаторов

Для реализации оптимизационных функций в современных ВА применяется широкий спектр как традиционных алгоритмов и методов анализа данных и теории управления, так и относительно авангардных (нейронные сети, нечеткая логика, генетические алгоритмы). По мнению отечественных и зарубежных исследователей [6, 7, 15], тенденция развития математического аппарата ВА связана “с методами искусственного интеллекта (базы знаний, прецедентный анализ, автоматизированные экспертные системы и др.) и ведет к созданию класса *интеллектуальных* ВА. Особенное внимание уделяется новейшим компьютерным технологиям, связанным с парадигмой интеллектуального анализа данных (*Data Mining*), включающим нейросетевые, генетические, эволюционные и другие методы исследований” [6]. Интеллектуальный анализ данных представляет собой процесс поддержки принятия решений, основанный на поиске в этих данных скрытых закономерностей (шаблонов информации). При этом накопленные сведения автоматически обобщаются до информации, которая может быть охарактеризована как знания.

Сегодня многие производители программных пакетов усовершенствованного управления предоставляют технологии ВА в виде конфигурируемых систем, относительно простых в употреблении. Большинство из них снабжены графическими пакетами для представления результатов и направления действий операторов [7].

Приведем краткое описание и сравнительный анализ основных методов синтеза ВА.

**Нечеткая логика.** Применение для идентификации в условиях различных видов неопределенности аппарата теории вероятности приводит к тому, что “фактически неопределенность, независимо от ее природы, отождествляется со случайностью,

между тем как основным источником неопределенности является нечеткость или расплывчатость” (*fuzziness*) [16].

Впервые термин “*нечеткая логика*” (*fuzzy logic*) был введен Лотфи Заде [17, 18]. В этих работах рассматриваются элементы множеств, для которых функция принадлежности представляет собой [19] не жесткий порог (принадлежит/не принадлежит), а плавную сигмоиду (часто упрощаемую ломаной линией), пробегающую все значения от нуля до единицы. По сути, это некое расширение булевой логики. (В пределе, при возрастании точности, нечеткая логика сводится к булевой [20]).

В 1973 г. Заде удалось показать [18], что нечеткая логика может быть положена в основу нового поколения интеллектуальных систем управления. Основная идея нового метода состояла в том, что способ мышления человека, опирающийся на естественный язык, “не может быть описан в рамках традиционных математических формализмов. Этим формализмам присуща строгая однозначность интерпретации, а все, что связано с использованием естественного языка, имеет многозначную интерпретацию” [16].

Заде выдвигает далее так называемый принцип несовместимости, который заключается в том, что с увеличением размеров и сложности системы существенно усложняется возможность ее моделирования с помощью известных математических выражений, и создание полностью адекватной модели становится практически невозможным. В качестве альтернативы Заде предложил лингвистическую модель, в основе которой лежит набор слов, отражающих качество. Применение такого метода не обеспечивает уровень точности математических моделей, но дает возможность создать вполне качественную модель системы, в частности, в условиях неполной информации. При этом Заде утверждал, что нечеткость – это, скорее, достоинство, а не недостаток моделирования.

Для *нечеткого управления* характерна параллельная обработка большого числа правил – в отличие от непрерывного выполнения последовательных предписаний типа нечеткого алгоритма. Применение правил сводится к нечетким выводам в нечеткой логике [20].

Как отмечается в [19], признание нечеткой логики как научного метода пришло не сразу, невзирая на очевидные успехи практического использования. Еще в 1989 г. Национальный научный фонд США обсудил вопрос об исключении *fuzzy logic* из всех институтских учебников, а годом позже Комитет по контролю над экспортом (СОСОМ) внес ее в список критически важных оборонных технологий, не подлежащих экспорту потенциальному противнику. “Попытки полного отрицания новой науки сегодня обречены на провал – слишком велик “послужной список” нечеткой логики и очевиден успех многочисленных приложений” [19].

За двадцать пять лет своего развития “нечеткая логика претерпела ряд существенных изменений и дополнений. Прежде всего, Бартоломеем Коско (Bart Kosko) [21, 22], была исследована взаимосвязь нечеткой логики и теории нейронных сетей и доказана основополагающая FAT-теорема (Fuzzy Approximation Theorem, согласно которой любая математическая система может быть аппроксимирована системой, основанной на нечеткой логике), подтвердившая полноту нечеткой логики. В работах Марии Земанковой (Maria Zemankova-Leech) [23] и других исследователей были заложены основы теории нечетких СУБД, способных оперировать неточными данными, обрабатывать нечетко заданные запросы, а также использовать качественные параметры наряду с количественными. Была разработана *нечеткая алгебра*, позволяющая использовать при вычислениях как точные, так и приближительные значения переменных [24]. И, наконец, самое широкое распространение получили изобретенные Коско так называемые Fuzzy Cognitive Maps [25] – нечеткие когнитивные модели, на которых базируется большинство современных систем динамического моделирования в финансах, политике и бизнесе” [19].



Практический опыт разработки систем нечеткого логического вывода свидетельствует, что сроки и стоимость их проектирования значительно меньше, чем при использовании традиционного математического аппарата, при этом обеспечивается требуемый уровень робастности и прозрачности моделей [26].

К наиболее заметным и важным успехам применения следует отнести управление технологическими процессами на основе нечеткой логики. Первыми применил эти идеи на практике Мамдани (Mamdani) [27], создав первый нечеткий контроллер для управления простым паровым двигателем. В 1983 г. фирмой “ФуджиЭлектрик” запущена система управления установкой для обработки питьевой воды; в 1987 г. фирмой “Хитачи” – система управления метро в г. Сендаи. Среди областей применения алгоритмов нечеткой логики можно привести также самообучающиеся системы (классификаторы), исследование рисков и критических ситуаций, исследование данных (корпоративные хранилища), совершенствование стратегий управления и диспетчеризации и т.д. [19]. “Системы, основанные на нечетких множествах, разработаны и успешно внедрены также в таких областях, как управление транспортом, медицинская диагностика, техническая диагностика, финансовый менеджмент, биржевое прогнозирование, распознавание образов. Спектр приложений очень широкий – от видеокамер и бытовых стиральных машин до средств наведения ракет ПВО и управления боевыми вертолетами” [26].

Особенно популярно это направление сейчас в Японии. “Здесь функционирует специально созданная лаборатория Laboratory for International Fuzzy Engineering Research (LIFE). Программой этой организации является создание более близких человеку вычислительных устройств. LIFE объединяет сорок восемь компаний, в числе которых находятся: Hitachi, Mitsubishi, NEC, Sharp, Sony, Honda, Mazda, Toyota. Из не японских участников можно выделить IBM, Fuji Xerox, а также к деятельности LIFE проявляет интерес NASA” [19].

Компонентами нечеткой логики снабжены такие товары культурно-бытового назначения, как фотоаппараты, видеокамеры, стиральные машины, холодильники, пылесосы, микроволновые печи и многие другие. Таким образом, “Artificial Intelligence (Искусственный интеллект) технология превратилась в Японии в одну из ключевых, позволяющую японским товарам доминировать на мировых рынках” [28].

Ограниченность применения нечетких систем может быть объяснена следующими факторами:

- отсутствие стандартной методики разработки нечетких систем;
- невозможность математического анализа нечетких систем традиционными методами, что ограничивает их использование на непрерывных производствах;
- применение нечеткого подхода по сравнению с вероятностным практически не приводит к повышению точности вычислений.

**Нейронные сети.** Большинство современных ВА, в особенности представляемых на рынке компаниями – лидерами разработки прикладного программного обеспечения (Honeywell, Aspin Tech, Siemens и др.), синтезированы на основе нейросетевых технологий. В определенном смысле использование AI (Artificial Intelligence – искусственного интеллекта (ИИ)) стало своего рода маркой качества прикладных разработок. Интересно сопоставить этот факт с мнением известных исследователей в нейроинформатике: “. . . поэзия рекламы создает научную моду и влияет на финансовые вложения. Можете ли Вы четко различить, где кончается бескорыстная творческая игра и начинается реклама? . . . Поэзия и реклама дают нам фантом, призрак результата, погоня за которым – важнейшая часть игры” [29].

Основные свойства искусственных нейронных сетей – параллельная обработка, сверхвысокое быстродействие, возможность обучения, устойчивость при работе в условиях больших помех и неполных данных – создают основу для практическо-

го применения нейροкомпьютерных технологий для решения самых разнообразных задач: в политике (при прогнозе итогов выборов и обосновании предвыборных мероприятий), гуманитарных и естественных науках (психологии, социологии, экономике, математике, химии, физике и пр. – в основном, для решения трудно формализуемых и неформализуемых задач) и т.д. [30, 31].

В частности, одним из наиболее перспективных направлений практического использования искусственных нейронных сетей на сегодня специалисты называют разработку “более развитых средств промышленного контроля и управления, дополняющих классические технологии и направленных на создание новых предприятий с более дешёвыми и короткими производственными циклами” [15].

*Нейронная сеть* (НС) представляет собой модель фрагмента мозга, основанную на нынешних знаниях и представлениях об отдельных элементах мозга живых существ. Искусственный нейрон представляет собой нелинейный пороговый сумматор, имеющий один выход и множество входов. Функция, задающая нелинейность преобразования результата суммирования в искусственном нейроне, называется *функцией активации нейрона*. Функция активации нейрона, как правило, представляет собой нелинейную ограниченную монотонно-возрастающую кривую, например гиперболический тангенс или сигмоидальную функцию. В других случаях эта функция изменяется скачкообразно после превышения некоторого порогового значения аргумента. Фундаментальное сходство биологических нейронов и искусственных состоит в наличии одного выхода (аксона) и множества входов – *дендритов*, переходящих в *синапсы*. Синапсы связаны с аксонами других нейронов, благодаря чему каждый нейрон оказывается звеном той или иной “живой” нейронной сети. *Искусственная нейронная сеть* представляет собой совокупность искусственных нейронов, связанных между собой в определенном порядке. Набор весовых коэффициентов (величин, выражающих силу связи между искусственными нейронами) является уникальным и представляет собой содержимое памяти НС. Порядок и структура связей в НС определяют ее *топологию* [32].

Определяющим и самым сложным, как показывает практика, этапом жизнедеятельности НС является их обучение в отличие, скажем, от непосредственного написания их программных кодов. С одной стороны, “... нейронные сети – это всегана всего сети, состоящие из связанных между собой простых элементов – формальных нейронов. Значительное большинство работ по нейроинформатике посвящено переносу различных алгоритмов решения задач на такие сети” [29]. На практике, однако, разработчик вынужден не только учитывать особенности нейронных сетей, но и обладать высоким профессионализмом для их обучения.

Механизм процесса обучения состоит в целенаправленном изменении (адаптации) весовых коэффициентов, а иногда еще и некоторых дополнительных параметров. Одним из критериев обучаемости является асимптотическое уменьшение среднеквадратичной ошибки с каждым новым повтором тестового примера из обучающего набора. Некорректное обучение может привести либо к продлению процесса обучения на неопределенный срок, либо к стагнации среднеквадратической ошибки, т.е. к фатальной невозможности обучить данную НС.

Примечательно, что одна и та же НС, дважды обученная “с нуля” (со случайных значений весовых коэффициентов) на идентичных примерах, практически никогда не даст на выходе абсолютно одинаковых численных значений. Траектории в многомерном пространстве функции ошибки от весовых коэффициентов не будут одинаковыми, и как только ошибка на выходе станет меньше нужной, обучение завершится, а значения весовых коэффициентов будут каждый раз иными. Как неизбежное следствие НС будет обладать разной способностью к обобщению – как правило, в пределах ошибки, достигнутой при корректном обучении. Переобучить НС на новых примерах требует существенных усилий и времени, и ускорение обучения является отдельным направлением исследований [32].

По мере развития теории и практики нейросетевых технологий "... были разработаны методы адаптивной настройки нейронных сетей с произвольным видом нейрона и произвольным числом слоев; с различными видами связей между слоями; с различными видами критериев оптимизации; с различными ограничениями на весовые коэффициенты нейронных сетей" [33].

Теория многослойных нейронных сетей отражена в работах Мак-Каллока, Питтса [34], Розенблатта [35], Минского, Пейперта [36], Галушкина А.И. [33, 37] и др. Нейроны в таких сетях делятся на группы с общим входным сигналом – слой. В середине 1980-х несколькими исследователями независимо друг от друга был предложен эффективный алгоритм обучения многослойных персептронов, основанный на вычислении градиента функции ошибки. Алгоритм был назван "обратным распространением ошибки" (*error back propagation*) [38]. Алгоритм обратного распространения – это итеративный градиентный алгоритм, который используется с целью минимизации среднеквадратичного отклонения текущего выхода многослойного персептрона от желаемого выхода. Этот алгоритм является обобщением одной из процедур обучения простого персептрона, известной как правило Уидроу–Хоффа (или "дельта-правило") [38], и требует представления обучающей выборки. Выборка состоит из набора пар образов, между которыми надо установить соответствие, и может рассматриваться как обширное задание векторной функции, область определения которой – набор входных образов, а множество значений – набор выходов.

Благодаря своим универсальным аппроксимирующим свойствам искусственные нейронные сети сегодня представляют собой мощный инструмент для решения задачи идентификации нелинейных статических и динамических объектов управления. Основанные на искусственных нейронных сетях дискретные идентификационные модели называются нейроэмуляторами или предикторами; в общем виде они описываются нелинейным уравнением [31].

Последние годы отмечены значительными теоретическими и практическими успехами в области *нейроуправления*. Под нейроуправлением понимается область теории управления, занимающаяся вопросами применения нейронных сетей для решения задач управления динамическими объектами (построение нейроконтроллеров, нейросетевых моделей динамических объектов и процессов, решение задач нейросетевой идентификации динамических объектов) [37, 39]. Круг прикладных задач, для которых разработаны нейронные системы управления, "реализованные в железе" [40], охватывает такие области, как робототехника, автономные движущиеся объекты, летательные и космические аппараты, промышленность (машиностроение, химическое производство, нефтегазовый комплекс и т.д.), электростанции, бытовая техника.

Существует и обратный тип "взаимодействия" искусственных нейронных сетей и классических методов. С целью успешного обучения нейронных сетей предлагается следующий подход [33]. "В качестве объекта управления выбирается частный случай, хорошо формализуемый объект – многослойная нейронная сеть, а динамический процесс ее настройки представляет собой процесс решения задачи. При этом практически весь аппарат синтеза адаптивных систем управления переносится на нейронную сеть как частный вид объекта управления".

Обученная нейронная сеть обладает способностью обрабатывать новую (отличную от предъявляемой в процессе обучения) информацию, интерпретируя и (или) обобщая эту информацию. Кроме того, нейронные сети способны успешно обрабатывать зашумленную, искаженную или частично поврежденную информацию ("голографическое свойство НС"). Однако невозможность прогнозирования поведения НС без запуска в работу делает небезопасным ее функционирование на реальных объектах в реальном времени.

“Главный вопрос: что могут нейронные сети? Ответ получен: нейронные сети могут все. Остается открытым другой вопрос: как их этому научить?” [29]. Есть и другой вопрос: в случае, если настройкой нейронной сети на объекте занимается консультант иностранной фирмы-разработчика, найдутся ли у компании-потребителя средства для оплаты его многомесячного творческого труда (порядка \$ 2000/сутки)? Но это – предмет совсем другого исследования.

**Гибридные технологии.** По мнению западных специалистов [15, 41], одна из тенденций сегодняшнего дня – создание гибридных систем, в которых технологии ИС сочетаются с другими методами. Так, в разработках отделения Advanced Technology Group компании NeuralWare [41] в качестве дополнений к ИС используется метод наименьших квадратов. Подобные гибридные технологии, по мнению разработчиков, являются довольно эффективным средством системного моделирования и мониторинга, в особенности для нелинейных процессов. При этом и разработчики, и пользователи убеждены [15, 41], что подходов к исследованию принципов объединения статистических методов с ИС для управления в реальном времени существует множество.

В частности, такое объединение может использоваться в ВА достоверности данных и показаний датчиков в системах регулирования на базе прогнозирующих моделей. Идея состоит в использовании избыточных компонентов системы сбора данных для определения зависимостей между основными технологическими параметрами. Изменение структуры взаимосвязей этих параметров может указывать на потенциальную проблему.

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

Базовый генетический алгоритм, предложенный Дж. Холландом и Д. Гольдбергом, впоследствии получил развитие, включая разработку методов генетического программирования [42–44]. По своей сути, генетический алгоритм – это многошаговая процедура параллельного случайного поиска, направленного на локализацию координат глобального экстремума в пространстве варьируемых факторов (параметров) решаемой задачи. ГА дают хороший результат при поиске глобальных минимумов адаптивных рельефов, так как в них исследуются большие области допустимых значений параметров ИС. (Градиентные алгоритмы дают возможность находить только локальные минимумы [40]). ГА характеризуются достаточно высокой скоростью обучения [45], в среднем, правда, уступая в этом градиентным алгоритмам.

ГА успешно применяются в таких областях, как распознавание образов, классификация, прогнозирование (в последнее время наиболее широко генетические алгоритмы обучения используются для банковских прогнозов) [40].

Президент компании Flavors Technology Inc. (Манчестер, Нью-Гемпшир) Д. Морли полагает [15], что для решения задач ближайшего будущего разработчики могут использовать классические методы регулирования, однако через какую-то пару лет “любой средний техник будет значительно больше разбираться в том, как использовать ИИ для решения таких задач, как MES (исполнительная производственная система), ERP (управление предприятием), MRP (планирование материальных ресурсов), а также планирование и диагностика с прогнозированием”.

**Современные методы теории управления.** В соответствии с концепцией ВА, базирующейся на идентификационном подходе, в настоящем разделе должна быть проанализирована практически вся совокупность соответствующих “классических” методов и алгоритмов решения задач анализа и управления в реальном времени.

В этом аспекте среди актуальных задач современной теории управления можно назвать [46] задачи гарантированного оценивания и управления для объектов с нестохастической неопределенностью [47, 48]; задачи функциональной идентификации и управления методом рекуррентных целевых неравенств [14]; традиционный для задач идентификации круг вопросов, связанных с асимптотическим распределением нормированных оценок (см., например, [8]), вопросы асимптотической эффективности и гарантированного (робастного) оценивания по отношению к заданному классу возмущений [49], традиционные для линейных схем специальные методы идентификации, например метод инструментальных переменных [50]; задачи синтеза стохастических систем со случайным моментом остановки и задачи максимизации вероятности попадания фазовых траекторий в заданное целевое множество [51]; вопросы управления наблюдениями [52].

Представить подробный анализ всех существующих методов и алгоритмов не представляется возможным в рамках настоящей статьи; поэтому остановимся на кратком описании направлений, наиболее перспективных для синтеза виртуальных анализаторов.

Выбор метода в каждом конкретном случае определяется критерием оптимальности, определяемым сущностью решаемой прикладной задачи, а также априорной информацией об объекте управления. Минимальный объем априорной информации является одним из важнейших требований для современных систем автоматического управления [53]. Для синтеза ВА это требование приобретает специальный смысл: даже если рекомендации по выбору управляющих воздействий не будут включены в контур реального управления (т.е. будут использоваться в качестве поддержки принятия решений), требуется получить по данным функционирования в режиме реального времени гарантированный (возможно, не оптимальный) результат. В этом аспекте особенную актуальность имеют задачи управления в условиях неопределенности и, в частности, проблемы робастной устойчивости.

Концепция робастности возникла в 80-е годы как “признание неизбежности неопределенности в описании систем” [54]. Как отмечает Б.Т. Поляком, это признание возникло как следствие разочарования в среде инженеров после первой волны всеобщего увлечения бурно развивавшейся в 60-е годы теорией оптимального управления. “На первый взгляд, концепция оптимальности выглядит очень привлекательно: мы не только добиваемся приведения системы в какое-либо состояние, но и делаем это оптимальным образом, минимизируя время, расход энергии или иной требуемый критерий”. Однако оказалось, что “для применения оптимального управления нужна полная информация об объекте – его законах движения, параметрах, возмущениях”.

Теория робастного управления, получившая широкое развитие в 80–90-х годах, позволила эффективно применить принцип обратной связи в условиях неопределенности [55]. “Робастность” отличается [54] от понятия *грубости* [56] способностью системы сохранять свои свойства не только при малых отклонениях (что характеризуется их *чувствительностью*). Изначально робастность определялась [57] как малая чувствительность оценок к отклонениям от заданных плотностей распределения. Позднее это понятие было расширено. В работах Я.З. Цыпкина и Б.Т. Поляка (см., например, [13, 58]) под робастностью понимается “сохранение тех или иных свойств не единственной системы, а множества систем, определенных тем или иным способом”.

Важным фактором разработки линейных систем управления является исследование их устойчивости. Одним из основных результатов в области робастной устойчивости (устойчивости замкнутой линейной системы в условиях неопределенности или, в соответствии с приведенной выше интерпретацией, некоторого семейства систем, определяемого некоторым подпространством пространства коэффициентов характеристических полиномов) явилась теорема Харитонова.

Параллелепипед в пространстве коэффициентов характеристического полинома определяет  $2^{n+1}$  угловых, или краевых, полиномов, соответствующих вершинам параллелепипеда. Необходимым и достаточным условием робастной устойчивости является гурвицевость этих  $2^{n+1}$  полиномов [59]. Оказалось, что (по Харитонову) таким условием является “гурвицевость всего четырех определенных краевых полиномов, которые теперь принято называть полиномами Харитонова” [59].

Для обобщения этой теоремы “на характеристические уравнения замкнутых систем управления, содержащих сумму произведений фиксированных полиномов на интервальные полиномы. . . , удобных формулировок алгебраических критериев робастной устойчивости получено не было” [59].

“. . . эти результаты оказались не очень конструктивными. Они требуют гурвицевости нескольких десятков, а то и сотен полиномов и не только краевых, но и реберных, представляющих собой множества полиномов, зависящих от параметров” [59]. Тем более это можно отнести к условиям робастной устойчивости “для различных множеств принадлежности коэффициентов характеристических полиномов, не только параллелепипедных, но и эллипсоидальных, октаэдрических” [59].

Не удалось также получить столь же эффективного аналога теоремы Харитонова для дискретных систем [60].

Наиболее конструктивным результатом для исследования робастной устойчивости остается ставший классическим частотный критерий Поляка – Цыпкина [61]. Частотный подход позволяет вместо рассмотрения множества краевых и реберных полиномов ограничиться рассмотрением единственной кривой, по которой можно судить о робастной устойчивости линейных дискретных систем [60, 61].

В последнее десятилетие исследованиям робастной устойчивости было посвящено большое количество работ. В [62] приводится перечень задач по робастной устойчивости, для которых удалось найти аналитическое или простое алгоритмическое решение, и говорится о перспективности *вероятностного* подхода к постановке задач робастности, при котором неопределенные параметры считаются не детерминированными, а случайными, независимыми, равномерно распределенными на соответствующих интервалах.

Для решения задач виртуального анализа особую важность представляет проблема синтеза робастных регуляторов, прежде всего, в силу принципиального функционирования ВА в условиях неопределенностей и необходимости нахождения оптимального решения для семейства объектов.

Наличие неопределенности в системе принято связывать с действием возмущений. “Многие системы управления технологическими процессами, в частности процессами обработки и сборки деталей. . . , характеризуются наличием непрерывно действующих внешних возмущений. . . ” [63]. Внешние возмущения могут быть как случайными, так и детерминированными. Параметрическая неопределенность (“*пертурбации*”) обычно ассоциируется с внутренними возмущениями.

В зависимости от способа устранения неопределенностей, математических моделей описания возмущений, критерия качества функционирования замкнутой системы, говорят об адаптивном либо робастном подходе к управлению в присутствии возмущений [64]. Существует обширная литература, описывающая прямой и идентификационный методы синтеза адаптивных систем. Значимые результаты в этой области получены представителями отечественной школы, такими как Б.Н. Петров [65], Я.З. Цыпкин [49], В.Ю. Рутковский [65, 66], Б.В. Павлов [67], С.В. Земляков [65, 66], И.Б. Ядыкин [68], В.Н. Буков [69], В.Н. Афанасьев [70], А.Л. Фрадков [71], А.В. Назин [72] и др.

В то же время практика синтеза оптимальных систем по квадратическому критерию качества демонстрирует в ряде случаев не только их негрубость и потерю

оптимальности, но потерю работоспособности, например, если произошло неверное априорное отнесение помех к тому или иному классу [64, 73].

Синтез робастных регуляторов с использованием методов  $H^\infty$ -оптимизации составляет предмет возникшей в 80-е годы *теории робастного управления* (или  $H^\infty$ -теории управления). В [55, 64, 73] приведен подробный анализ современных исследований в этой области. Через  $H^\infty$  обозначают пространство Харди ограниченных функций с аналитическим продолжением в правую полуплоскость плоскости комплексного переменного.

“Проблема робастного управления может быть сформулирована в терминах различных тополого-алгебраических структур. При этом в зависимости от принятых предположений относительно природы неопределенностей используются методы  $\mu$ -теории [74–76], Q-теории [77, 78] или  $l^1$ -теории [79–81]. В случае параметрических неопределенностей могут быть использованы также различные модификации *постхаритоновского* подхода [62, 82–85]. Методы робастного управления, которые укладываются в формализм Q-теории или  $\mu$ -теории, в существенной мере основаны на теории *H-оптимизации (H-теории управления)*” [55].

В [55] проанализированы возможности решения задач робастной стабилизации и робастного качества как с использованием классических подходов (частотный, пространства состояний и др.), так и с применением  $H^\infty$ -теории управления – для задач с неопределенностями различного типа.

Основными проблемами применения полученных результатов синтеза робастных регуляторов на практике являются, во-первых, громоздкость самой процедуры синтеза и, во-вторых, получение в результате решения регуляторов высокого порядка, даже если объект низкого порядка [55].

В рамках концепции “2-Риккати подхода” оптимальная задача сводится к субоптимальной. Оптимальный регулятор в форме наблюдателя определяется на основе решения двух многомерных уравнений Лурье – Риккати для фильтрации (восстановление состояния) и оптимального управления в смысле минимума  $H^\infty$ -нормы замкнутой системы. “В дальнейшем процедура определения субоптимальных регуляторов была упрощена. Было установлено, что степень регулятора для объекта порядка  $n$  не превосходит  $n$ ” [64].

В [73] показано, что при определенных условиях  $H^2$ -теория управления является предельным случаем  $H^\infty$ -теории управления.

В [86–88] был предложен стохастический подход к  $H^\infty$ -оптимизации систем автоматического управления. В основу этого подхода положено комбинирование “понятия стохастической нормы системы и средней анизотропии сигнала”, что приводит к “специальному варианту стохастической нормы – анизотропийной норме”. Доказано, что применение анизотропийного регулятора дает значительный выигрыш по энергетике управления, обеспечивая тем не менее хорошие показатели переходных процессов.

В [89] приведено описание новых подходов к проблеме синтеза регуляторов низкого порядка для устранения влияния внешних возмущений в линейных дискретных системах управления.

В этой же работе отмечается, что “большинство моделей в этих новых теориях . . . , таких как  $H^\infty$ -оптимизация,  $\mu$ -синтез и другие . . . либо предполагает отсутствие внешних возмущений, либо считает последние случайными или квадратично-суммируемыми, т.е. убывающими с течением времени”. В [90, 91] рассматривается случай, когда внешние возмущения не случайны и имеют постоянную интенсивность. Описана процедура синтеза регулятора в форме линейной обратной связи, полностью подавляющего такие возмущения за конечный интервал времени. При этом использовались метод построения *внутренних моделей* и *принцип поглощения*.

Случаю, когда внешние возмущения ограничены, но их статистические свойства неизвестны, посвящены работы [63,92].

В последних работах Я.З. Цыпкина представлена концепция робастно-оптимальных и абсолютно робастно-оптимальных дискретных линейных систем в условиях ограниченной неопределенности [63, 90, 91].

Возможность эффективного управления в условиях неопределенности обуславливает исключительную перспективность робастных алгоритмов для синтеза виртуальных анализаторов. Но на пути к масштабному практическому применению, помимо объективных трудностей, необходимо преодолеть и существенное количество сугубо субъективных, как, например, консервативность технических представлений потенциальных пользователей. По различным оценкам более 90% реально используемых регуляторов – это простые ПИД-регуляторы, сконструированные простыми инженерными методами синтеза [93].

При разработке современных ВА требуется не только (и не столько) использование сверхсовременных методов, но глубокая аналитическая проработка решаемых задач, основанная как на инженерной интуиции, так и на адекватной алгоритмической базе. Практика показала эффективность сопряжения различных методов в рамках одной задачи, а также использования элементов экспертного анализа и некоторых эвристических приемов. Так, например, в [94, 95] продемонстрирована возможность применения классических адаптивных алгоритмов управления запасами [96] в ВА планирования инвестиций и коммерческого бюджетирования.

**Примеры использования ВА.** Модели и методы аналитической обработки различных информационных потоков производственной информации с той или иной степенью становятся все более востребованными. “Измерение по косвенным параметрам” легло в основу всевозможных программно-алгоритмических комплексов практически для всех сфер современного производства, в широком понимании этого термина. Приведем лишь некоторые примеры из многообразия таких систем.

#### Промышленность.

- ВА Aspen IQ – виртуальный анализатор производства компании Aspen Technology, который полностью совместим с ее многосвязной системой управления DMCplus, но может поставляться и в виде автономного программного пакета. Фирма General Mills осуществила установку этого программного продукта с целью дедуктивного определения влагосодержания пищевых продуктов – основного показателя их вкуса, что позволило фирме General Mills сократить продолжительность производственного цикла, снизить энергопотребление, сократить потери продукции и улучшить ее консистенцию и качество. По имеющейся информации General Mills внедрила ВА в течение двух недель и окупила все связанные с ним затраты в течение трех месяцев [7].

- Компания Owens Corning Glass успешно применяет ВА Aspen IQ для определения так называемого R-показателя – меры способности материала противостоять тепловому потоку, что представляет интерес при производстве строительных изоляционных материалов.

Влагосодержание и R-показатель – это лишь некоторые примеры применений ВА. Эти “датчики” успешно используют при прогнозировании таких важных технико-экономических параметров продукции, как индекс плавления полимера, содержание окислов азота и окиси углерода, степень помола целлюлозы и температура выкипания 95% бензиновой фракции [7].

- ВА, разработанные группой дискретных стохастических систем Мичиганского университета (Department of EECS, University of Michigan), успешно применяются в задачах технической диагностики и прогноза аварийных состояний для систем обогрева, вентиляции и кондиционирования. С этими разработками можно ознакомиться по электронному отчету на сайте университета.



- Программы анализа свойств нефтей и газовых конденсатов. Такие системы обычно представляют собой программные модули в составе больших моделирующих комплексов соответствующих непрерывных производств. Американский рынок программных продуктов в этой области занимают продукты трех компаний: Simulation Sciences (SimSci), Aspen Technologies и Huprotech. Их функциональное назначение состоит в том, чтобы на основе данных лабораторных исследований свойств нефтей, газоконденсатов и нефтепродуктов получать необходимые данные для адекватного представления этих смесей в моделирующей системе. Потоки углеводородов могут быть определены (заданы) с помощью лабораторных данных разгонки. Модели разрабатываются, как правило, на основе ИНС, настройка которых осуществляется по данным реального функционирования соответствующих установок [97].

- ВА для систем управления и обеспечения качества технологических процессов в интегрированном машиностроительном производстве, сочетающих устойчивость к загрязнению входных данных и возможность производить обработку в реальном времени [98], функционируют на основе методов робастной статистики. Используется способ контроля за состоянием управляемого процесса на основе робастного прогноза показателей воспроизводимости, предназначенный для текущего управления качеством, а также для статистического анализа при отладке нового технологического процесса. ВА используются для анализа технологического процесса изготовления штриховых мер длины до 1000 мм 1-го разряда 0-го класса МС 38-02-1000, используемых в качестве образцовых средств измерения метрологическими службами машиностроительных предприятий для поверки технологического оборудования и цеховых средств измерений. На основе анализа предложен способ статистического управления процессом нарезания мер, обеспечивающий снижение погрешности мер в 2,5–3 раза и обладающий устойчивостью к ошибкам наблюдений. Это позволяет повысить точность изготавливаемых на том же оборудовании штриховых мер и автоматизировать процесс подналадки.

- Программные комплексы российской фирмы “Нейросплав” функционируют на основе следующих методов: анализ временных рядов, адаптивные алгоритмы и модели, ИНС. Среди разработок этой компании – система контроля, анализа и прогнозирования температурного режима “Нейрон-Элеватор” – универсальная телеметрическая система, которая предназначена для установки на элеваторах, комбикормовых заводах, птицефабриках, складах, холодильных установках и любых других предприятиях, технологический цикл которых требует строгого соблюдения температурного режима. Осуществляет прогноз изменения параметров хранения или производства и заблаговременно оповещает об этих изменениях пользователя.

**Финансы.** Из всего множества решаемых нейросетями задач для трейдинга задачами ВА являются: классификационный прогноз направления; прогноз цены; выработка торговых сигналов; прогнозирование индикаторов; определение уровней стопов; определение “похожих” дней; определение кризисных и аномальных точек; предсказание наступления кризиса; прогноз развития кризисной ситуации. Для решения успешно применяются [99] программные комплексы, в основе которых – технология ИНС: Brain Maker, NeuroShell и NeuroScalp, в частности:

- NeuroScalp “Экспертный модуль, российский рынок акций” – модуль, содержащий готовые нейросети для трех российских акций – РАО Газпром, РАО ЕЭС России, ОАО НК Лукойл.

- NeuroScalp “Модуль Нейронных сетей” – эмулятор классических многослойных нейронных сетей с использованием генетических алгоритмов.

- NeuroScalp “Модуль Карты Кохонена” – модуль, реализующий карты Кохонена в приложении к финансовым рынкам.

- NeuroScalp “Модуль Статистика” – модуль статистической обработки финансовой информации и анализа рынка.

Сельское хозяйство. Виртуальные анализаторы в сфере сельского и водного хозяйства осуществляют поддержку принятия решений в задачах многолетнего регулирования стока водохранилищами, задачах экономического развития хозяйств при случайных погодных колебаниях урожайностей культур и др. [100]. При разработке моделей используется аппарат марковских процессов с использованием методов динамического программирования.

Экология. В настоящее время в рамках международного проекта “Collaborative World-Wide Web System”, CERN, Geneva, Switzerland – JINR, Dubna, Russia проводится разработка Распределенной системы глобального геокосмического мониторинга. В качестве базового математического и программного обеспечения для создания распределенных систем поддержки принятия решений и измерительно-аналитических сетей в данном проекте выбраны методология регуляризирующего байесовского подхода (РБП) и технология на его основе: байесовские интеллектуальные и мягкие измерения (БИИ) (разработка научного объединения “Ученые за экологию” и Санкт-Петербургского электротехнического университета). Технология БИИ, основанная на регуляризирующем байесовском подходе [101], представляет собой модификацию байесовского подхода к получению оптимальных решений указанных задач в условиях значительной априорной неопределенности с соблюдением принципов единства измерений в процессе формирования решения.

Применение в подобных задачах дает возможность активизировать распределенные информационные ресурсы ИНТЕРНЕТ в направлении получения на основе всей имеющейся информации и распределенной методологической базы оценок состояний компонентов региональных и планетарной экосистем, динамики и тенденций формирования природных и антропогенных процессов и ситуаций, рекомендаций по устойчивому развитию экосистем.

Военные технологии. Исследования в области нейронных сетей, позволяющие получить хорошие (хотя и приближенные) результаты при решении сложных задач управления, часто финансирует американское военное научное агентство DARPA.

- В качестве примера можно привести проект Smart Sensor Web, который предусматривает организацию распределенной сети разнообразных датчиков, синхронно работающих на поле боя. Каждый объект (стоимостью не более \$300) в такой сети представляет собой источник данных – визуальных, электромагнитных, цифровых, инфракрасных, химических и т.п. Проект требует новых математических методов решения многомерных задач оптимизации. Ведутся работы по автоматическому распознаванию целей, анализу и предсказанию сбоев техники по отклонениям от типовых параметров ее работы (например, по звуку). Операция “Буря в пустыне” стала стимулом к развитию экспертных систем с продвинутым ИИ, применяемым в области снабжения. На разработках, связанных с технологиями машинного зрения, основано все высокоточное оружие [97].

- Виртуальные анализаторы CubiCalc 2.0 фирмы HyperLogic применяются в системах динамического управления различными динамическими объектами. Построение моделей этого сложного программно-алгоритмического комплекса осуществляется на базе принципов нечеткой логики и гибридных технологий с применением ИНС. Эффективность применения CubiCalc в данных задачах такова, что “небезызвестная организация КОКОМ (США), в свое время следившая за тем, чтобы новые американские технологии в компьютерно-программной области не повышали чужой военно-промышленный потенциал, накладывала очень жесткие ограничения на распространение этого пакета” [97].

Приведенные примеры демонстрируют широту сферы применения ВА, круга решаемых с их помощью задач и математических методов, используемых при построении моделей. Привести сколь-нибудь полный перечень в рамках настоящей статьи не представляется возможным. Следует отметить также ставшие традиционными

сферы применения ВА, для которых существует представительное множество работ: маркетинг, социологические исследования, медицина и фармакология.

## 6. Заключение

Интеллектуальное содержание современных интегрированных систем управления производством должно максимально способствовать принятию рациональных и эффективных управленческих решений. Определяющее значение в этом аспекте приобретают программно-алгоритмические комплексы, вырабатывающие управляющие воздействия на основе как текущей, так и ретроспективной информации о производственных процессах в реальном времени. Эти управляющие воздействия могут быть восприняты:

- как рекомендации – системой поддержки принятия решений;
- как управление – в замкнутом контуре АСУ ТП;
- как информация для последующего обобщения и пополнения базы знаний

и т.д.

Процесс выработки таких управляющих воздействий представляет собой построение модели исследуемого производственного процесса с использованием оперативной информации. Поэтому он может быть интерпретирован как процесс идентификации, однако в немного более широком аспекте. Этот процесс предлагается называть виртуальным анализом, а его программно-алгоритмическую реализацию – виртуальными анализаторами. ВА в рамках настоящего определения несколько шире, чем в соответствующей терминологии известных узко специализированных программ. Однако такое определение логически охватывает все разработки, объединенные принципом построения и корректировки моделей производственных процессов по оперативным данным, по сути, “измерения по косвенным параметрам”.

## СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. *Дубинин В.А.* Информационный Менеджмент – фантом, обретающий плоть. М.: Планета КИС, 2001.
2. *Куликов В.Н.* Стратегия развития информационных технологий в промышленности // Мир компьютерной автоматизации. 2001. № 4. С. 12–15.
3. *Афанасьев В.Н., Постников А.И.* Информационные технологии в управлении предприятием. М.: МГИЭМ, 2003.
4. *Hoske M.T.* How to Integrate Software // Control Engineering. 2000. № 11.
5. *Нестерова А.* MES – системы управления производством. Воспользуйтесь явными преимуществами // Мир компьютерной автоматизации. 2001. № 4. С. 24–26.
6. *Мусаев А.А.* Виртуальные анализаторы: концепция построения и применения в задачах управления непрерывными ТП // Автоматизация в промышленности. 2003. № 8. С. 28–33.
7. *Harrold D.* Process control's latest tool: soft sensors // Control Engineering Europe. June/July 2001. P. 42–45.
8. *Льюнг Л.* Идентификация систем. М.: Наука, 1991.
9. *Соркин Л.Р.* Достижения ИПУ РАН в разработке и внедрении информационных технологий управления в нефтегазовом комплексе / Пленарные докл. Междунар. конф. по проблемам управления. М.: ИПУ РАН, 1999. С. 172–179.
10. *Дозорцев В.М., Кнеллер Д.В., Левит М.Ю.* О проблеме адекватности тренажерных моделей технологических процессов / Пленарные докл. Междунар. конф. “Идентификация систем и задачи управления”. М.: ИПУ РАН, 2000.

11. *Туманов Н.А., Туманов Д.Н., Чадеев В.М., Бахтадзе Н.Н.* Системы управления качеством производства минеральных удобрений на основе виртуальных анализаторов // Автоматизация в промышленности. 2003. № 8. С. 33–36.
12. Основы управления технологическими процессами / Под ред. Н.С. Райбмана. М.: Наука, 1978.
13. *Цыпкин Я.З.* Управление динамическими объектами в условиях ограниченной неопределенности // Измерения, контроль, автоматизация. 1991. № 3–4. С. 3–21.
14. *Фомин В.Н., Фрадков А.Л., Якубович В.А.* Адаптивное управление динамическими объектами. М.: Наука, 1981.
15. *Bartos F.J.* Artificial Intelligence: Smart Thinking for Complex Control // Control engineering. 1997. № 7.
16. *Заде Л.А.* Размытые множества и их применение в распознавании образов и кластерном анализе / Классификация и кластер. М: Мир, 1980.
17. *Zadeh L.A.* Fuzzy Sets // Inform. Control. 1965. № 6. P. 338–353.
18. *Zadeh L.A.* Outline of a New Approach to the Analysis of Complex Systems and Decision Processes // IEEE Trans. Syst. Man and Cybernetics. 1973. № 1. P. 28–44.
19. *Масалович А.И.* Прогноз дает ... компьютер // Софтмаркет. 1996. № 23. С. 6–9.
20. Нечеткие множества в моделях управления и искусственного интеллекта / Под ред. Д.А. Поспелова. М.: Наука, Гл. ред. физ.-мат. лит., 1986.
21. *Kosko B.* Fuzzy thinking. N.Y.: Hyperion, 1992.
22. *Kosko B.* Neural Networks and Fuzzy Systems. A dynamic system approach to machine intelligence, N.J.: Prentice Hall, 1992.
23. *Zemankova-Leech M., Kandel A.* Fuzzy Relational Data Bases: A Key to Expert Systems. Cologne: Verlag TUV Rheinland, 1984.
24. *Карпенко А.С.* Многочленные логики. Логика и компьютер. Вып. 4. М.: Наука, 1997.
25. *McNeill D., Freiburger P.* Fuzzy Logic. N.Y.: Simon and Schuster, 1993.
26. *Штовба С.Д.* Введение в теорию нечетких множеств и нечеткую логику // Тез. докл. Всерос. науч. конф. "Проектирование научных и инженерных приложений в среде MATLAB". М.: ИПУ РАН, 2002.
27. *Matdani E.H.* Application of fuzzy algorithms for the control of a simple dynamic plant // Proc. IEEE 1974. V. 121. P. 371–378.
28. *Кутуков С.Е., Васильев В.И.* Элементы искусственного интеллекта в системах сбора, подготовки и транспорта углеводородного сырья // Нефтегазовое дело. 2001.07.12. Электронная рукопись доступна на <http://www.ogbus.ru/transport.shtml>.
29. *Горбань А.Н.* Возможности нейронных сетей. Нейроинформатика. Новосибирск: Наука, Сиб. издательская фирма РАН, 1998.
30. *Блум Ф., Лейзерсон А., Хофстедтер Л.* Мозг, разум и поведение. М.: Мир, 1988.
31. *Махотило К.В.* Анализ параметрической чувствительности нейросетевой системы управления // Тр. Междунар. науч.-тех. конф. "microCAD'97". Информ. технологии: наука, техника, технология, образование, здоровье. Харьков: ХГПУ, 1997. С. 137–141.
32. *Кацавцев С.* "Персональный интеллект" // Компьютерра. 2002. № 20.
33. *Галушкин А.И.* Современные направления развития нейрокомпьютерных технологий в России // Открытые системы. 1997.
34. *Мак-Каллок У.С., Питтс У.* Логическое исчисление идей, относящихся к нервной активности. Автоматы / под ред. Шеннона К.Э. и Маккарти Дж. М.: ИЛ, 1956. С. 362–384.
35. *Розенблат Ф.* Принципы нейродинамики. Перцептроны и теория механизмов мозга. М.: Мир, 1965.
36. *Минский М., Пейперт С.* Перцептроны. М.: Мир, 1971.
37. *Галушкин А.И., Логовский А.С.* Нейроуправление: основные принципы и направления применения нейрокомпьютеров для решения задач управления динамическими объектами // Докл. Междунар. конф. по проблемам управления. М.: ИПУ, 1999.
38. *Rumelhart D.E., Hinton G.E., Williams R.G.* Learning representation by back-propagating error // Nature. 1986. V. 323. № 6088. P. 533–536.

39. *Аведьян Э.Д., Баржан Г.В., Левин И.К.* Каскадные нейронные сети // *АиТ.* 1999. № 3. С. 38–55.
40. *Копосов А.И., Щербачков И.Б., Кисленко Н.А.* Создание аналитического обзора информационных источников по применению нейронных сетей для задач газовой технологии / Отчет по научно-исследовательской работе. М.: ВНИИГАЗ, 1995.
41. *Хест-Нильсен Р.* Нейрокомпьютинг: история, состояние, перспективы // *Открытые системы.* 1998. № 4.
42. *Holland J.* Adaptation in natural and artificial systems. Adaptation in Natural and Artificial Systems, Ann Arbor: The University of Michigan Press. Reprinted by MIT, 1992.
43. *Booker L.B., Goldberg D.E., Holland J.H.* Classifier Systems and Genetic Algorithms // *Artificial Intelligence.* 1989. V. 40. № 2. P. 235–282.
44. *Goldberg D.* Genetic Algorithms in Machine Learning, Optimization and Search. MA.: Addison-Wesley, Publishing Company, Inc., 1989.
45. *Jones A.J.* Genetic algorithms and their applications to the design of neural networks // *Neural computing and applications.* 1993. V. 1. № 1.
46. *Бунич А.Л., Бахтадзе Н.Н.* Синтез и применение адаптивных систем с идентификатором. М.: Наука, 2003.
47. *Куржанский А.Б.* Управление и наблюдение в условиях неопределенности. М.: Наука, 1977.
48. *Черноузько Ф.Л.* Оценивание фазового состояния динамических систем. Метод эллипсоидов. М.: Наука, 1988.
49. *Цыпкин Я.З.* Информационная теория идентификации. М.: Наука, 1995.
50. *Soderstrom T., Stoica P.* Instrumental variable methods for system identification. N.Y.: Springer Verlag, 1983.
51. *Тертычный В.Ю.* Стохастическая механика. М.: Факториал Пресс, 2001.
52. *Григорьев Ф.Н., Кузнецов Н.А., Серебровский А.П.* Управление наблюдениями в автоматических системах. М.: Наука, 1986.
53. *Красовский А.А.* Исторический обзор и современное состояние фундаментальной прикладной науки управления на примере самоорганизующихся регуляторов // *Международ. конф. по проблемам управления. Сб. пленарных докладов.* М.: ИПУ РАН, 1999. С. 4–23.
54. *Поляк Б.Т.* Труды ИПУ РАН. Т. 5. 1999. С. 36–41.
55. *Семенов А.В.* Основы  $H^\infty$ -теории управления. Курс лекций. М.: ГОСНИИАС, 1992.
56. *Андронов А.А., Поптрягин Л.С.* Грубые системы // *ДАН СССР.* 1937. Т. 14. № 5. С. 247–249.
57. *Хьюбер П.* Робастность в статистике. М.: Мир, 1984.
58. *Цыпкин Я.З., Поляк Б.Т.* Робастная устойчивость линейных дискретных систем // *ДАН СССР.* 1991. Т. 316. № 4. С. 842–846.
59. *Цыпкин Я.З.* Робастность в системах управления и обработки данных // *АиТ.* 1992. № 1. С. 165–169.
60. *Джури Э.* Робастность дискретных систем // *АиТ.* 1990. № 5. С. 3–28.
61. *Цыпкин Я.З., Поляк Б.Т.* Частотные методы робастной устойчивости линейных дискретных систем // *Автоматика.* 1990. № 4. С. 3–9.
62. *Поляк Б.Т., Цыпкин Я.З.* Частотные методы робастной устойчивости и апериодичности линейных систем // *АиТ.* 1990. № 9. С. 45–54.
63. *Цыпкин Я.З.* Стохастические дискретные системы с внутренними моделями // *Проблемы управления и информатики.* 1996. № 12. С. 21–25.
64. *Курдюков А.П.* Основы робастного управления. М.: Изд-во МГТУ им. Баумана, 1995.
65. *Петров Б.И., Рутковский В.Ю., Земляков С.Д.* Адаптивное координатно-параметрическое управление нестационарными объектами. М.: Наука, 1980.
66. *Земляков С.Д., Рутковский В.Ю.* Алгоритмы адаптации и условия работоспособности самонастраивающейся системы управления многомерным объектом с переменными параметрами // *АиТ.* 1981. № 1. С. 65–73.

67. Павлов Б.В. Синтез структуры основного контура бесперебойных самонастраивающихся систем // *АиТ*. 1977. № 12. С. 56–64.
68. Ядыкин И.Б., Шумский В.М., Обсепян Ф.А. Адаптивное управление непрерывными технологическими процессами. М.: Энергоатомиздат, 1985.
69. Буков В.Н. Адаптивные прогнозирующие системы управления полетом. М.: Наука, 1987.
70. Афанасьев В.Н., Колмановский В.Б., Носов В.Р. Математическая теория конструирования систем управления. М.: Высш. шк., 2003.
71. Дерезицкий Д.П., Фрадков А.Л. Прикладная теория дискретных адаптивных систем управления. М.: Наука, 1981.
72. Назин А.В. Адаптивный выбор вариантов: Рекуррентные алгоритмы. М.: Наука. Физматлит, 1986.
73. Курдюков А.П. Построение оптимальных робастных регуляторов при действии внешних возмущений / “Методы классической и современной теории управления.” Т. 3: Методы современной теории автоматического управления. М.: Изд-во МГТУ им. Н.Э.Баумана, 2000.
74. Doyle J. Analysis of feedback systems with structured uncertainties // *IEEE Proc.* 1982. V. 129. Part D. № 6.
75. Stein G., Doyle J. Beyond singular values and loop shapes // *J. Guidance.* 1991. V. 14. № 1.
76. Packard A., Doyle J. The complex structured singular value // *Automatica.* 1993. V. 29. № 1.
77. Packard A., Doyle J. Quadratic stability with real and complex perturbations // *IEEE Trans. Automat. Control.* V. 35. № 2.
78. Lu W.M., Zhou K., Doyle J. Stabilization of LFT systems / *Proc. 30 CDC, Brighton, Engl., 1991.*
79. Vidyasagar M. Optimal rejection of persistent bounded disturbances // *IEEE Trans. Automat. Control.* 1986. V. 31. P. 527–534.
80. Khammash M., Pearson J.B. Performance robustness of discrete-time systems with structured uncertainty // *IEEE Trans. Automat. Control.* 1991. V. 36. № 4.
81. Dahleh M.A., Khammash M.H. Controller design for plants with structured uncertainty // *Automatica.* 1993. V. 29. № 1.
82. Chappelat H., Bhattacharya S.P. A generalization of Kharitonov’s theorem: robust stability of interval plants // *IEEE Trans. Automat. Control.* 1989. V. 34. № 3.
83. Hollot C.V., Yang F. Robust stabilization of interval plants using lead or lag compensators // *Syst. Control. Lett.* 1990. V. 14. № 1.
84. Petersen I.R. A new extension of Kharitonov’s theorem // *IEEE Trans. Automat. Control.* 1990. V. 35. № 7.
85. Barmish B.R., Kang H.I. Extreme point results for robust stability of interval plants: beyond first order compensators. *Proc. First IFAC Symp. On Des. Meth. Control Sys., ETH Zurich, Switz., Sep. 4–6.1991.* V. 1. P. 1–16.
86. Сemyonov A.V., Vladimirov I.G., Kurdjukov A.P. Stochastic approach to  $H^\infty$ -optimization // *Proc. 33rd Conf. Decision and Control, Florida, USA, 1994.* V. 3.
87. Владимиров И.Г., Курдюков А.П., Семенов А.В. Стохастическая проблема  $H^\infty$ -оптимизации // *Докл. РАН.* 1995. № 5. С. 343–350.
88. Владимиров И.Г., Курдюков А.П., Семенов А.В. Асимптотика анизотропной нормы линейных стационарных систем // *АиТ.* 1999. № 3. С. 78–87.
89. Поляк Б.Т., Киселев О.Н. Синтез регуляторов низкого порядка по критерию и по критерию максимальной робастности // *АиТ.* 1999. № 3. С. 119–130.
90. Цыпкин Я.З. Синтез робастно оптимальных систем управления объектами в условиях ограниченной неопределенности // *АиТ.* 1992. № 9. С. 139–159.
91. Цыпкин Я.З. Робастно оптимальные дискретные системы управления // *АиТ.* 1999. № 3. С. 25–37.

92. *Барбабанов А.Е., Граничин О.Н.* Оптимальный регулятор линейного объекта с ограниченной помехой // *АиТ.* № 5. 1984. С. 39–46.
93. *Киселев О.Н., Поляк Б.Т.* Синтез регуляторов низкого порядка по критерию и по критерию максимальной робастности // *АиТ.* 1999. № 3. С. 119-131.
94. *Бахтадзе Н.Н., Лотоцкий В.А., Фаянс М.А.* Идентификационный подход в задачах планирования инвестиций / *Тр. Междунар. конф. “Идентификация систем и задачи управления”.* М.: ИПУ, 2000. С. 9–14.
95. *Бахтадзе Н.Н., Назин А.В.* Применение виртуальных анализаторов в системах управления задолженностью компании / *Тез. докл. 2-й Междунар. конф. по проблемам управления.* М.: ИПУ, 2003. Т. 2. С. 4.
96. *Лотоцкий В.А., Мандель А.С.* Модели и методы управления запасами. М.: Наука, 1991.
97. *Бобровский С.А.* Перспективы и тенденции развития искусственного интеллекта // *PC Week/RE 2001.* № 32. С. 32.
98. *Мастеренко Д.А.* Рекуррентное робастное оценивание в автоматизированных информационно-измерительных системах / *Тез. докл. Второй научно-техн. конф. “Состояние и проблемы технических измерений”.* М.: Изд-во МГТУ им. Баумана, 1995.
99. *Горбунов А.Р.* Управление финансовыми потоками. М.: Тора-центр, 2003.
100. *Кардаш В.А.* Модели управления производственно-экономическими процессами в сельском хозяйстве. М.: Экономика, 1981.
101. *Прокопчина С.В.* Байесовские интегрирующие технологии на основе интеллектуальных и мягких измерений / *Докл. конф. SCM’99.* СПб.: СПбГЭТУ, 1999. С. 25–32.

*Статья представлена к публикации членом редколлегии А.П. Курдюковым.*

Поступила в редакцию 7.10.2003