

Разработанный программный комплекс позиционируется как система поддержки принятия решения в управлении развитием кластерных структур автоматизированных систем управления космическими системами.

Полученный план развития кластерной структуры системы напрямую зависит от выбранных экспертом для исследования вариантов состояния системы. Поэтому сформированный с помощью программного комплекса план развития кластерной структуры АСУ КС является субоптимальным.

На основе проведенной работы можно заключить, что кластеризация автоматизированных систем управления космическими системами является эффективным способом повышения надежности работы системы в целом и, следовательно, гарантированности реализации функциональных задач автоматизированных систем управления космическими системами.

Библиографические ссылки

1. Прудков В. В. Программные средства автономной обработки подсистем блока управления перспективных космических аппаратов // Вестник СибГАУ. 2010. Вып. 1 (27). С. 7–9.
2. Носов В. И., Бактеев В. Н., Штанюк Л. А. Теория массового обслуживания // Вестник СибГАУ. 2010. Вып. 3 (29). С. 20–24.
3. Антамошкин О. А. Система поддержки принятия решений на основе многоатрибутивных методов // Вестник СибГАУ. 2009. Вып. 4 (25). С. 19–23.
4. Царев Р. Ю., Капулин Д. В., Завьялова О. И. Формирование топологической структуры автоматизированной системы управления космическими системами // Вестник СибГАУ. 2011. Вып. 2 (35). С. 82–86.
5. Шаймарданов Л. Г., Бойко О. Г. Метод решения задачи расчета надежности сложных систем при переменных параметрах потоков отказов агрегатов // Вестник СибГАУ. 2011. Вып. 3 (36). С. 131–133.

R. Yu. Tsarev, D. V. Kapulin, O. I. Zavialova, A. V. Demish

MODEL AND ALGORITHM CONFORMING OF PLANNING THE CLUSTER STRUCTURE OF AN AUTOMATED CONTROL SYSTEM OF SPACE SYSTEMS

This paper presents a set of models for planning the development of automated control system of space systems. Particular attention is paid to improvement of reliability of automated control systems of space systems with respect to their clustered architecture organization.

Keywords: space system, cluster architecture, automated control system.

© Царев Р. Ю., Капулин Д. В., Завьялова О. И., Демиш А. В., 2011

УДК 681.3

Е. А. Энгель

МОДЕЛИ И МЕТОДЫ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОЙ ПОДДЕРЖКИ ПРИ ПРИНЯТИИ УПРАВЛЕНЧЕСКИХ РЕШЕНИЙ*

Применение классических математических методов для решения задач принятия решений затруднено, но эффективны интеллектуальные системы, представляющие собой синтез адаптивных и традиционных математических алгоритмов. На основе анализа существующих методологий интеллектуальной поддержки при принятии управленческих решений разработана модифицированная нечеткая нейросеть, устраняющая недостатки существующих методологий и более эффективная.

Ключевые слова: нечеткая нейронная сеть, принятие решений, интеллектуальные системы.

Анализ функционирования сложных технических объектов и систем и управление ими составляет основное содержание работы управленцев, аналитиков, специалистов в области обработки информации. Разработка методов и алгоритмов такого анализа и управления является предметом исследования многих направлений науки. Разработанные теории позволили и позволяют эффективно решать многие практические задачи как

обработки информации, так и управления. Однако всегда существовал и существует значительный класс реальных задач, для которых применение классических математических методов либо невозможно, либо затруднено. Это связано с естественным разрывом между предположениями, на которых базируются те или иные математические методы, и свойствами информации о реальных объектах реальной задачи.

*Исследования выполнены в рамках реализации Федеральной целевой программы «Научные и научно-педагогические кадры инновационной России» на 2009–2013 гг.

Указанные задачи характеризуются сложной структурой объекта; необходимостью быстрого принятия решения на основе переработки больших объемов информации в условиях постоянно меняющихся внешних и внутренних характеристик системы; стохастическим и динамическим характером процессов в объекте; большой размерностью вектора входных факторов (десятки и сотни); наличием качественных, порядковых и количественных факторов; мультиколлинearностью вектора входных факторов; дефицитом наблюдений и др.

Вышеперечисленные особенности приводят к повышению сложности описания модели при решении слабо формализованных задач. В таком случае говорят о необходимости информационной поддержки решения задачи, т. е. о необходимости разработки набора методов и технологических решений, позволяющих получить достоверное решение задачи. Такими задачами являются следующие:

- разработка и оптимизация информационных моделей для обеспечения лиц, принимающих решение (ЛПР), достаточным объемом актуальной релевантной информации;
- разработка эвристических процедур, позволяющих «отсеивать» заведомо «плохие» варианты решения задачи;
- разработка алгоритмов обработки неколичественной нечеткой информации для принятия на ее основе управленческих решений;
- разработка и реализация информационно-коммуникационной инфраструктуры систем поддержки принятия решений (локальных и корпоративных сетей).

Важным свойством таких систем поддержки принятия решений является наличие двух взаимодействующих компонентов: человека и компьютерной (формальной) системы. Основной проблемой разработки таких систем является учет человеком динамики реальных объектов, анализ и обработка неколичественной нечеткой информации и интерпретация результатов в формальной компоненте системы. При этом возникает также необходимость оптимизации алгоритмов взаимодействия компонент человеко-компьютерных систем и обработки нечеткой информации для принятия решений. В целом это представляет собой актуальную научную проблему. Реализация систем интеллектуального анализа данных на базе нечеткой нейросети – синтез алгоритмов нейроинформатики и нечеткой логики – повышает качество обработки информации и снижает вычислительные затраты. Оптимальный результат обработки информации выбирается из широкого набора вариантов по условию наилучшей комплексной оценки эффективности моделей анализа данных. Создание и развитие новых методов решения слабо формализованных задач основано на автоматизации некоторых интеллектуальных функций анализа данных. На этом пути в настоящее время общезначимым является использование интеллектуальных информационных алгоритмов [1].

Аналитический обзор методов и алгоритмов интеллектуальной поддержки при принятии управленческих решений. Построение систем интеллектуального анализа данных возможно дедуктивными и индуктивными способами [2].

Группа BISC в университете Беркли, Калифорния под руководством Лофте Задэ успешно реализует дедуктивный подход – нечеткую логику.

Группа красноярских ученых использовала индуктивный нейросетевой подход для решения широкого круга задач в различных областях человеческой деятельности. Достижения нейроинформатики в решении технологических задач привели к созданию целого спектра разнообразных нейронных сетей: сетей с прямым распространением сигнала, рекуррентных сетей, радиально базисных сетей.

Группа нейросетевых исследований (Neural Networks Research Group) в Университете Остина, штат Техас, под руководством Ристо Мииккулайнена (Risto Miikkulainen) в рамках индуктивного подхода синтезирует нейросетевые и эволюционные алгоритмы, как и группа украинских ученых, разрабатывающих метод группового учета аргументов, предложенный Алексеем Григорьевичем Ивахненко. Метод группового учета аргументов был синтезирован с нечеткими алгоритмами.

Современные исследования интеллектуального анализа данных развиваются в направлении от экспериментальных систем до коммерческих систем – BI (Business Intelligence) [3]. Коммерческие системы имеют узкую специализацию и функциональный набор, востребованный рынком. NeurOK Data Mining Suite (разработка фирмы НейрОК Интелсофт) – это эффективное решение задач моделирования и обобщения данных, а также прогнозирования и оптимизации на основе технологий нейронных сетей, кластерного анализа и байесовой статистики. Показательно, что крупные производители систем баз данных (Oracle Inc.) включают в состав программного продукта систему описания и интерпретации бизнес-правил в форме продукций ЕСЛИ-ТО и систему логического вывода действий. Любое действие, которое выводится из бизнес-правил, реализуется в системе как транзакция обработки данных. Система Cognitive «Эксперт» (разработка фирмы Cognitive Technologies Ltd) предназначена для построения информационно-аналитических систем. В.Г. Царегородцев разработал систему нейросетевого анализа данных NeuroPro, которая реализует обычные слоистые нейросети. Автором разработана система MegaNeuro, послойно формирующая модифицированную нейросеть [4] из обычных однослойных нейросетей на основе метода группового учета аргументов. Эксперименты показывают, что система MegaNeuro эффективнее NeuroPro и нейросетевого пакета Matlab 5.0, поскольку модифицированная нейросеть реализует процедуру дообучения посредством сохранения основной части настроенной структуры нейросети; оценка константы Липшица модифицированной нейросети на порядок ниже оценки константы Липшица обычной слоистой ней-

росети; ошибка на тестовом множестве у модифицированной нейросети ниже, чем у обычной слоистой нейросети. Принципиальным отличием разработанной системы интеллектуального анализа данных MegaNeuro является синтез модифицированной нейросети (адаптация метода группового учета аргументов к нейросети) и нечеткой логики. Созданы развитые архитектуры гибридных систем: нечетких нейронных сетей, нечетких нейронных сетей с генетической настройкой параметров. Гибридные системы включают в себя слои радиально базисных нейронов, логических нейронов, традиционных пороговых суммирующих нейронов. Далее будем называть именно их гибридными системами. Алгоритм их обучения обычно комбинирует соревновательное обучение (по алгоритму победителя), генетическую оптимизацию параметров и классический метод обратного распространения ошибки. Опыт решения задач распознавания образов и классификации показывает, что для идентификации каждого класса объектов требуется обученная модифицированная нейросеть. Указанное обстоятельство и универсальные аппроксимационные свойства нейросетей хорошо укладываются в понятие функции принадлежности. Реализация последней как модифицированной нейросети позволяет избегать априорных предположений о характере распределения данных. Поскольку модифицированная нейросеть реализует процедуру дообучения посредством сохранения основной части настроенной структуры нейросети, возможна автоматическая корректировка функции принадлежности, т. е. создание базы знаний, обновляемой автоматически по мере поступления новой информации. При данном способе сохраняются все преимущества индуктивного (нейроинформатика) и дедуктивного (нечеткая логика) подходов. Селективная нечеткая нейросеть, реализуемая ПП MegaNeuro, имеет ряд отличий от существующих аналогов: структурно она представляет собой совокупность обученных модифицированных нейросетей и слоя специализированных нейронов, осуществляющих нечеткий вывод.

Постановка задачи. В достаточно общем виде задача принятия управленческих решений при интеллектуальной поддержке может быть представлена схемой

$$\{\{Y\}, \Phi\} \rightarrow Y^*,$$

где $\{Y\}$ – множество объектов (альтернатив); Φ – функция выбора (правило, устанавливающее предпочтительность на множестве альтернатив); Y^* – выбранные альтернативы (одна или более). Задача интеллектуальной поддержки при принятии управленческих решений – генерация множества объектов (альтернатив) и оценка принятия альтернативы в результате решения слабо формализованной задачи (СФЗ).

Под СФЗ в данной работе понимается набор, содержащий m точек экспериментальных данных $Z^i = (V_1^i, V_2^i, \dots, V_c^i, \Omega_1^i, \Omega_2^i, \dots, \Omega_q^i, W_1^i, W_2^i, \dots, W_d^i)$, где $i \in \{1, \dots, m\}$; W – вектор ожидаемых реакций системы; V – вектор возможных состояний системы, представляющих собой количественное или качественное опи-

сание важнейших ресурсов, признаков и характеристик; Ω – вектор воздействий внешней среды. В рамках кибернетического подхода, используя принцип «черного ящика», функционирование системы может быть описано некоторой (неизвестной) вектор-функцией

$$Y = F(X), \quad (1)$$

где $X = \{(V_1^i, V_2^i, \dots, V_c^i, \Omega_1^i, \Omega_2^i, \dots, \Omega_q^i) | i = 1, \dots, m\}$, $Y = W$.

Задачей моделирования является идентификация системы, состоящая в нахождении функционального отношения, алгоритма или системы правил в общей форме

$$Y' = G(X, p), \quad (2)$$

ассоциирующей вектор X с вектором Y' таким образом, что Y' и Y близки в некоторой метрике, отражающей цели моделирования, где p – вектор параметров модели \hat{G} . Отношение (2), воспроизводящее в указанном смысле функционирование системы, получило название «модель системы».

Термин «системы поддержки принятия решений» появился в начале 1970-х гг. С тех пор дано много определений СППР. Одно из них звучит следующим образом: «Системы поддержки принятия решений являются человеко-машинными объектами, которые позволяют лицам, принимающим решения (ЛПР), использовать данные, знания, объективные и субъективные модели для анализа и решения слабо формализованных и неструктурированных задач». Слабо формализованные задачи содержат как количественные, так и качественные переменные, причем качественные аспекты имеют тенденцию доминировать.

СППР состоит из одной или нескольких подсистем, представляющих собой информационные модели решения конкретных задач. Каждая из этих подсистем содержит компоненты, выполняющие соответствующие функции СППР:

- производят оценку обстановки (ситуаций), осуществляют выбор критериев и оценивают их относительную важность;
- генерируют возможные решения (сценарии действий);
- осуществляют оценку сценариев (действий, решений) и выбирают лучший;
- моделируют ситуацию принятия решения (в тех случаях, когда это возможно);
- осуществляют динамический компьютерный анализ возможных последствий принимаемых решений;
- производят сбор данных о результатах реализации принятых решений и осуществляют оценку результатов.

Для СФЗ характерны неопределенности вследствие свойств экспериментальных данных.

Во-первых, пространства входных и выходных переменных не могут, в общем случае, содержать все параметры, существенные для описания поведения системы. Это связано как с техническими ограничениями, так и с ограниченностью наших представлений о моделируемой системе. Кроме того, при увели-

чении числа переменных для построения модели необходимо увеличить объем экспериментальных данных. Эффект опущенных (скрытых) входных параметров может нарушать однозначность моделируемой функции.

Во-вторых, в данных всегда присутствуют ошибки разной природы, шум, а также противоречия отдельных измерений друг другу. За исключением простых случаев, искажения в данных не могут быть устранены полностью.

В-третьих, экспериментальные данные могут содержать пропущенные значения (например, вследствие потери информации, отказа измеряющих датчиков, невозможности проведения полного набора анализов и т. п.).

Меру достижения решения СФЗ будем характеризовать показателем e . При идентификации модели СФЗ возникает задача принятия решений в условиях неопределенности: при заданных условиях Z , с учетом неизвестных факторов ξ найти такую модель \hat{G} во множестве реализуемых моделей решения СФЗ Q ($\hat{G} \in Q$), которая обеспечивает глобальный экстремум показателя e , соответствующий оптимальному решению задачи. Показатель e зависит от всех трех групп факторов $e = \rho(Z, \xi, Q)$. Однако, как показывает практика, для приемлемого решения СФЗ достаточно найти «хороший» локальный экстремум. Поэтому при заданных условиях во множестве реализуемых моделей решения СФЗ Q ищутся такие модели \hat{G}_R ($\hat{G}_R \in Q$), которые обеспечивают приемлемое решение задачи, соответствующее приемлемому значению оценки показателя $e_R = \rho(Z, \xi, \hat{G}_R)$, где $R \in \{1, \dots, K_0\}$. Такая задача трудноразрешима классическими методами оптимизации.

Формальный выбор критерия оценки достижения приемлемого решения СФЗ заключается в нижеследующем.

Для решаемой задачи существует допустимая абсолютная погрешность E' в значении системной функции $B = F(U)$, где U и B – области соответственно определения и значения функции. Иначе говоря, выполняется соотношение $B \approx F(U) \pm E'$. Приемлемое решение соответствует таким моделям \hat{G}_R , что на всей области определения U значения модельной функции $B'_R = \sigma(U, p^R)$ и системной $F(U)$ отличаются не более чем на E' , т. е. $\forall \chi \in \{1, \dots, \eta\}$ выполняется условие

$$\sup_U |B_\chi - B'_{R_\chi}| \leq E'_\chi. \quad (3)$$

Левая часть неравенства (3) представляет собой максимальную ошибку модели \hat{G}_R , прямое измерение которой на практике недостижимо, поскольку системная функция при произвольных значениях аргумента неизвестна. Таким образом, значение показателя e_R оценивается максимальной ошибкой модели \hat{G}_R .

В данной работе максимальная ошибка модели \hat{G}_R оценивается значением вектора E_R , элементы которого $E_{R\chi}$ вычисляются по формуле

$$E_{R\chi} = \max_X \|Y'_{R\chi} - Y_\chi\|, \quad (4)$$

где $\chi \in \{1, \dots, \eta\}$, $Y'_R = \sigma(X, p^R)$. Величина E_R представляет собой оценку максимальной ошибки модели. Приемлемое решение вырабатывает модель \hat{G}_R , для которой выполняется соотношение

$$E_R \leq E'. \quad (5)$$

Таким образом, соотношение (5) – критерий оценки достижения приемлемого решения СФЗ. Если условие (5) истинно, то СФЗ решена; если ложно – точность решения СФЗ посредством реализации модели \hat{G}_R будет ниже предъявленной.

Существует множество алгоритмов решения задачи выбора модели, дающей приемлемое решение СФЗ. Важнейшим из них является метод идентификации модели объекта для дальнейшего сопоставления их параметров, т. е. модификации p – вектора параметров модели. В последнее время методы идентификации сводят к двум основным направлениям:

– детерминистическому, основанному на анализе причинно-следственных связей, причем он включает в себя как детерминированные, так и статистические методы;

– методу эвристической самоорганизации, который включает в себя методы селекции, эволюции и адаптации.

Решение СФЗ представляет собой итерационный процесс взаимодействия человека и модели системы (рис. 1).

Итерация состоит из фазы анализа и подбора входных данных I^{new} для модели системы, выполняемой лицом, принимающим решение, и фазы оптимизации (поиска решения Y^{new} и выполнения его характеристик), реализуемой моделью системы.

Можно выделить несколько типов моделей, отличающихся по характеру запросов к ним. Перечислим лишь некоторые из них.

1. Моделирование отклика системы на внешнее воздействие.
2. Классификация внутренних состояний системы.
3. Прогноз динамики изменения системы.
4. Оценка полноты описания системы и сравнительная информационная значимость параметров системы.
5. Оптимизация параметров системы по отношению к заданной функции ценности.
6. Адаптивное управление системой.

Описываемые модели решают задачи, каждая из которых допускает постановку комбинированной задачи. В данной работе рассматривается широкий класс СФЗ: классификация объектов системы. Если в системе количество классов неизвестно, возможно путем проведения кластеризации свести проблему к задаче классификации.

Постановка задачи классификации внутренних состояний системы: известна принадлежность некоторого набора объектов $\{a^1, a^2, \dots, a^m\} \subset A$ к подмножествам A_j , где $j \in \{1, \dots, M\}$, M – количество классов; $A_1 \cup A_2 \cup \dots \cup A_M \subset A$. Условие $A_\chi \cap A_\psi = \emptyset$ выполняется $\forall \chi \in \{1, \dots, M\}$ и $\forall \psi \in \{1, \dots, M\}$, где $\chi \neq \psi$.

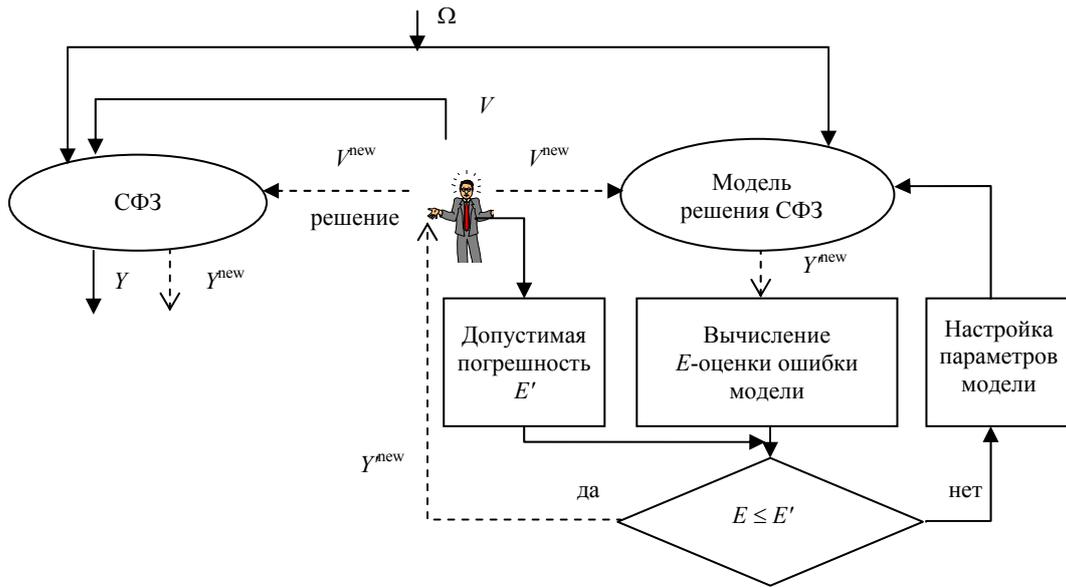


Рис. 1. Структурная схема решения СФЗ

Классифицировать набор объектов $\{a^{m+1}, a^{m+2}, \dots, a^{m+l}\} \subset A$, т. е. $\forall k \in \{m+1, m+2, \dots, m+l\}$ определить принадлежность объекта a^k к одному из подмножеств A_j , при условии, что $\{a^1, a^2, \dots, a^m\} \cap \{a^{m+1}, a^{m+2}, \dots, a^{m+l}\} = \emptyset$. Каждый объект характеризуется вектором X , представляющим собой количественное или качественное описание важнейших ресурсов, признаков и числом $Y \in \{1, \dots, M\}$, равным идентификатору соответствующего класса. Решающее правило классификации может быть описано некоторой (неизвестной) вектор-функцией $Y = F(X)$.

Задачей моделирования является идентификация системы, состоящая в нахождении функционального отношения, алгоритма или системы правил в общей форме (2), ассоциирующей вектор X с вектором Y' таким образом, что Y' и Y близки в некоторой метрике, отражающей цели моделирования.

Допустимая относительная погрешность в значении системной функции $B = F(U)$: $E' < 0,5$, так как B – целое число. Примем $E' = 0,4$. Приемлемое решение вырабатывается моделью \hat{G} , для которой выполняется соотношение (5).

Поставленные в данном пункте СФЗ требуют для своего решения методов, адекватных по сложности моделируемому объекту. Идентификация модели СППР, выбор метода и средств идентификации также представляют собой слабо формализованные задачи. Основой для принятия решения зачастую является субъективный опыт и интуиция эксперта, следовательно, автоматизация решения СФЗ представляет собой довольно сложную задачу. Решение ее ведется в рамках таких научных направлений, как искусственный интеллект (ИИ) и теория распознавания образов.

Метод решения. Гибридные системы, которые в качестве базовой используют нейронные сети, интерпретируемые как системы нечеткого вывода, называются нечеткими нейронными сетями. Рассмотрим

далее нечеткие нейронные сети как пример успешной технологии вычислительного интеллекта. Глубинная интеграция нечетких систем и нейросетей связана с разработкой новой архитектуры элементов нейросети. Для интеграции двух технологий – нечетких систем и нейрокомпьютинга – необходимо предложить способ четкого дискретного представления непрерывных функций принадлежности. Один из способов – выбор максимально большого интервала $[x_1, x_2]$, в котором представлены все нечеткие множества условных частей правил. Если разбить интервал с равным шагом, то любое нечеткое значение представляется четким вектором. Другой способ представления нечеткого понятия в виде четких данных состоит в представлении нечеткого множества в виде совокупности α -срезов (рис. 2).

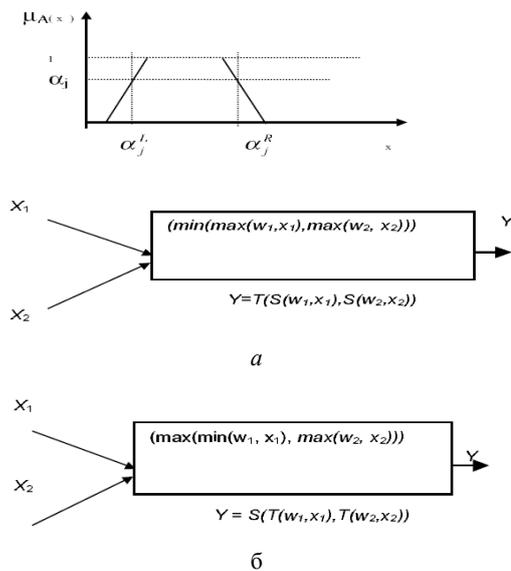


Рис. 2. α -срез, И- и ИЛИ-нейроны

При использовании α -срезов каждое α_i -подмножество представляется двумя числами – левой и правой границами: $\alpha-L_{ij}$, $\alpha-R_{ij}$, где j – номер α -среза, а i – номера точек на его левой и правой границах, т. е. α -срезы четко представляют непрерывную функцию принадлежности. Модификация модели нейрона для адаптации к нечетким системам касается выбора функции активации, реализации операций сложения и умножения, так как в нечеткой логике сложение моделируется любой треугольной конормой (например, \max , $a + b - a \cdot b$, ...), а операция умножения – треугольной нормой (\min , $a \cdot b$, ...).

И-нейроном называется нейрон, в котором умножение веса w на вход x моделируется конормой $S(w, x)$, а сложение – нормой $T(w, x)$.

Для двухвходового И-нейрона справедлива формула

$$Y = T[S(w_1, x_1), S(w_2, x_2)].$$

ИЛИ-нейроном называется нейрон, в котором умножение веса w и входа x моделируется нормой $T(w, x)$, а сложение взвешенных весов – конормой $S(w, y)$. Для двухвходового ИЛИ-нейрона справедлива формула

$$Y = S[T(w_1, x_1), T(w_2, x_2)].$$

Если выбрать в качестве Т-нормы \min , а \max – в качестве S-нормы, то формула преобразования ИЛИ-нейрона уточняется следующим образом:

$$\max[\min(w_1, x_1), \min(w_2, x_2)].$$

В качестве функции активации обычно используют радиальную базисную функцию $F(x) = \exp[-b \cdot (x^2 - a)]$.

Нечеткой нейронной сетью (ННС) обычно называют четкую нейросеть, которая построена на основе многослойной архитектуры с использованием И-, ИЛИ-нейронов. Нечеткая нейросеть функционирует стандартным образом на основе четких действительных чисел. Нечеткой является только интерпретация результатов.

Системы нечетких продукций строятся на основе понятия лингвистической переменной, которой называют пятерку объектов: $\langle x, T(x), U, G, M \rangle$, где x – собственное имя переменной; $T(x)$ – терминальное множество, т. е. набор значений переменной (нечетких меток); U – множество объектов (или универсум); G – синтаксические правила употребления; M – семантические правила употребления.

При создании гибридной технологии кроме объединения систем по данным можно использовать нейрокompьютинг для решения частной подзадачи нечетких экспертных систем, а именно настройки параметров функции принадлежности. Функции принадлежности можно сформировать двумя способами: методом экспертной оценки; на основе статистики. Гибридные технологии предлагают третий способ: в качестве функции принадлежности выбирается параметризованная функция формы (например, гауссова кривая с параметрами b, a), параметры которой настраиваются с помощью нейросетей. Настройка параметров может быть получена в рамках алгоритма обратного распространения ошибки. Автором разрабо-

тан метод формирования функции принадлежности для задачи классификации на основе модифицированной нейросети, который заключается в следующем: для каждого $j \in \{1, \dots, M\}$, M – количество классов, формируется модифицированная нейросеть, реализующая классификацию

$$Y' = \begin{cases} 1, & \text{если } X \in j \\ 0, & \text{если } X \notin j \end{cases}. \text{ Таким}$$

образом формируются M модифицированных нейросетей, которые образуют M функций принадлежности. Затем формируется логическая схема введения в структуру модифицированной нейросети И-, ИЛИ-нейронов. Таким образом, модифицированная нечеткая нейронная сеть наряду с классическими нейронами, являющимися пороговыми суммирующими элементами, включает в себя И-, ИЛИ-нейроны. Далее используется механизм нечеткого вывода Мамдани (Mamdani).

Результаты эксперимента. Используя разработанный метод построения и функционирования модифицированной нечеткой нейросети, была решена задача принятия решений WCCI 2010 – ORANGE [5]. ORANGE является маркетинговой набором данных. Управление взаимоотношениями с клиентами является ключевым элементом современных маркетинговых стратегий. Этот набор данных был извлечен из большой базы данных маркетинговых материалов от французской компании Telecom. Цель состоит в том, чтобы предсказать склонность потребителей сменить провайдера (отток), купить новые продукты или услуги (влечение), или купить обновления или дополнения по более выгодным предложениям (сверхпродажи). Трудности включают гетерогенную интерференцию зашумленных данных (числовые и категориальные переменные), а также несбалансированное распределение класса, что характеризует данную задачу как СФЗ. Категориальные переменные следующие:

3 10 16 25 27 32 33 47 49 59 65 73 75 76 79 81 88 96 98 100 105 112 113 121 128 132 138 140 141 148 152 153 154 167 173 181 187 194 209 216.

Данные задачи ORANGE разделены на части: обучающее множество, зачетное и тестовое. Для настройки модели использовали обучающее множество и входные данные зачетного множества. Сначала получили базу данных, используя численное представление категориальных переменных. В результате экспериментов была создана модифицированная нечеткая нейросеть, включающая в свою структуру три модифицированных нейросети, реализующих функции принадлежности трем классам и одного И-нейрона и двух ИЛИ-нейронов, с помощью программного обеспечения R и пакета MegaNeuro. Использование разработанной модифицированной нечеткой нейросети позволило повысить рейтинг решения задачи с 7 до 5 по сравнению с результатом нечеткой нейросети [5]. Оценка модифицированной нечеткой нейросети в сравнении с другими методами, успешно примененными к данной задаче (разновидности деревьев решений и Байесовские нейронные сети), отражена в таблице.

Рейтинг решения задачи ORANGE WCCI 2010

Рейтинг	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Оценка (AUC)	0,810 102	0,721 316	0,813 333	0,787 346	0,787 543	0,788 271	0,788 21	0,787 634	0,787 244	0,813 333

Таким образом, экспериментально, в сравнении с традиционными математическими и интеллектуальными методами, показана целесообразность использования и подтверждена высокая точность разработанной иерархической интеллектуальной системы для принятия решений. Показана целесообразность использования модифицированной нечеткой нейросети для моделирования систем поддержки принятия решений.

Библиографические ссылки

1. Технологии анализа данных / А. А. Барсегян и др. СПб. : БХВ-Петербург, 2007.

2. Анализ данных и процессов / А. А. Барсегян и др. СПб. : БХВ-Петербург, 2009.

3. Паклин Н. Б., Орешков В. И. Бизнес-аналитика: от данных к знаниям. СПб. : Питер, 2009.

4. Энгель Е. А. Модифицированная нейросеть для обработки информации с использованием селекции существенных связей : автореферат дис. ... канд. техн. наук. Красноярск, 2004.

5. Энгель Е. А., Ковалев И. В. Использование интеллектуальных методов для обработки информации на примере решения задач WCCI 2010 // Вестник СибГАУ. 2011. Вып. 3 (34). С. 4–9.

E. A. Engel

MODELS AND METHODS OF INTELLECTUAL SUPPORT IN MANAGEMENT DECISIONS FOR TECHNICAL SYSTEMS

Application of classical mathematical methods to solution of decision-making problems is somewhat difficult, but intelligent systems are more effective in such a case since intelligent systems are the synthesis of adaptive and conventional mathematical algorithms. On the basis of analysis of existing methodologies for intellectual support of management decisions, the author justifies the developed modified fuzzy neural network, as one, eliminating the drawbacks of existing methodologies, and being more effective.

Keywords: fuzzy neural network, decision making, intelligent systems.

© Энгель Е. А., 2011