

ИЕРАРХИЧЕСКИЕ МОДЕЛИ ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ НА БАЗЕ НЕЧЕТКИХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ ОБРАБОТКИ ИНФОРМАЦИИ

Применение классических математических методов для задач принятия решений с затруднено, однако в этом случае эффективны интеллектуальные системы, представляющие собой синтез адаптивных и традиционных математических алгоритмов. При векторном подходе задача принятия решений посредством декомпозиции свойств альтернатив представляется иерархической системой критериев. Возникает проблема обратного перехода к оценке и сравнению альтернатив в целом, которая предполагает задачу композиции критериев по уровням иерархии, осуществляемой нейронной сетью. Эта задача решается методом вложенных скалярных сверток. Описывается разработанная иерархическая нечеткая нейронная сеть.

Ключевые слова: нечеткая нейронная сеть, многокритериальный выбор альтернатив, иерархические системы.

Разработка методов, средств и технологий функционирования сложных объектов и систем и управления ими позволяет эффективно решать многие практические задачи как обработки информации, так и управления. Однако всегда существует значительный класс 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, примерами чего могут быть:

– предположение о том, что существует взаимно однозначное соответствие между реальными объектами и их описаниями, т. е. разным объектам соответствуют разные описания и одному объекту соответствует только одно описание;

– предположение о том, что поведение объекта и/или управление им можно выразить в виде системы «Если ..., то ...» правил.

Указанные задачи, не поддающиеся формализации, характеризуются следующими свойствами:

- 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;
- наличием качественных, порядковых и количественных факторов;
- мультиколлинеарностью вектора входных факторов;
- дефицитом наблюдений и др.

Перечисленные выше особенности повышают сложность алгоритмического описания модели решения плохо формализованных задач. Такими задачами являются:

- разработка и оптимизация информационных моделей для обеспечения лица, принимающего решение (ЛПР), достаточным объемом актуальной релевантной информации;
- разработка эвристических процедур, позволяющих отсеивать заведомо худшие 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).

В этом случае говорят о необходимости информационной поддержки решения задачи, т. е. о разработке набора методов, позволяющих получить достоверное решение задачи.

Важным свойством систем поддержки принятия решений является наличие двух взаимодействующих компонентов: человека и компьютерной (формальной) системы. Основными проблемами разработки таких систем являются учет и моделирование описания сценариев по динамике реальных объектов, анализ и обработка неколичественной нечеткой информации и интерпретация результатов в формальном компоненте системы. При этом возникает необходимость оптимизации алгоритмов взаимодействия компонентов человеко-компьютерных систем и обработки нечеткой информации для принятия решений. Реализация систем интеллектуального анализа данных на базе нечеткой нейросети, т. е. синтеза алгоритмов нейроинформатики и нечеткой логики, повышает качество обработки информации и снижает вычислительные затраты. Оптимальный результат обработки информации выбирается исходя из условий наилучшей комплексной оценки эффективности различных моделей анализа данных. Создание и развитие новых методов решения плохо формализованных задач основано на автоматизации некоторых интеллектуальных функций анализа данных. В настоящее время на этом пути широкое применение нашли интеллектуальные информационные алгоритмы.

В достаточно общем виде задача принятия решений может быть представлена следующим образом [1]:

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

где $\{x\}$ – множество объектов (альтернатив); Y – функция выбора (правило, устанавливающее предпочтительность на множестве альтернатив); x^* – выбранные альтернативы (одна или более).

Если в процессе решения используется целостный подход, то механизм выбора отражается непосредственным использованием функции Y . При этом осуществляется оценка объекта в целом и альтернатива выбирается при сравнении объектов как гешталтов (целостных об-

разов объектов без детализации свойств). Для лица, принимающего решение, функция выбора Y в этом случае означает «нравится» или «не нравится». Сложнее обстоит дело, когда возникает вопрос, почему нравится (или не нравится).

В теории принятия решений более распространен векторный подход, при котором объект оценивается не в целом, а по результатам сравнения отдельных его свойств. В отличие от откровенно субъективного целостного подхода, этот подход позволяет формализовать процесс принятия решений.

Механизм векторного подхода при выделении свойств альтернатив требует осуществления декомпозиции (разложения) функции Y на совокупность (вектор) функций выбора y . Под декомпозицией функции выбора Y понимается ее эквивалентное представление посредством определенной совокупности других функций выбора y , композицией которых является исходная функция выбора Y [2]. Выделение свойств альтернатив является декомпозицией, приводящей к иерархической структуре свойств. Свойства первого иерархического уровня могут подразделяться на наборы следующих конкретных свойств и т. д. Глубина деления определяется стремлением дойти до тех свойств, которые удобно сравнивать одно с другим, например свойств, которые оцениваются в числах.

Количественные показатели свойств объекта, числовые значения которых являются мерой качества объекта оценки по отношению к данному свойству, называются критериями. Получение набора критериев – конечный итог иерархической декомпозиции. Количество уровней зависит от требуемой глубины декомпозиции. Для каждого начального свойства глубина декомпозиции может быть различной.

После выполнения этапа декомпозиции и оценки отдельных свойств должна быть разрешена проблема обратного перехода к требуемому сравнению альтернатив в целом. Эта проблема предполагает решение задачи композиции критериев по уровням иерархии, что достаточно непросто, особенно при значительной глубине декомпозиции свойств. В простейшем и наиболее распространенном случае двухуровневой иерархии задача композиции решается традиционным получением однократной скалярной свертки критериев. Однако уже при наличии трехуровневой иерархии требуются другие подходы.

Отметим, что любая многокритериальная задача может быть представлена иерархической системой, на нижних уровнях которой осуществляется оценка объекта по отдельным свойствам с помощью векторов критериев, а на верхнем уровне посредством механизма композиции получается оценка объекта в целом (см. рисунок).

Постановка задачи. Качество альтернативы определяется иерархической системой векторов

$$y^{(j-1)} = \{y_i^{(j-1)}\}_{i=1}^{n^{(j-1)}}, j \in [2, m],$$

где $y^{(j-1)}$ – вектор критериев на $(j-1)$ -м уровне иерархии, по компонентам которого оценивается качество свойств альтернативы на j -м уровне; m – количество уровней иерархии; $n^{(j-1)}$ – количество оцениваемых свойств $(j-1)$ -го уровня иерархии. Численные значения n критериев

$y^{(1)} = y$ первого уровня иерархии для этой альтернативы заданы. Ясно, что $n^{(1)} = n$ и $n^{(m)} = 1$.

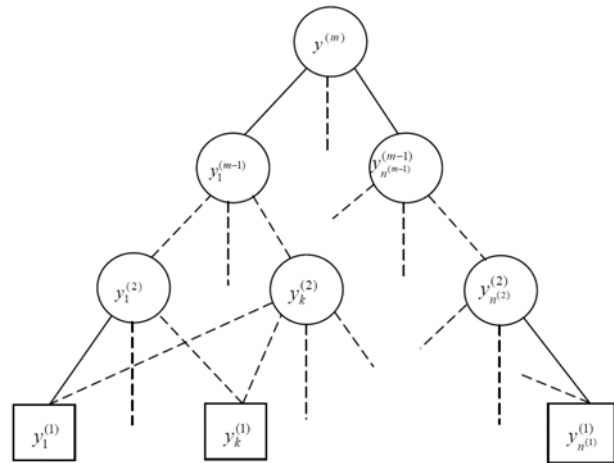


Схема системы критериев качества альтернативы

Один и тот же критерий $(j-1)$ -го уровня может участвовать в оценке нескольких свойств j -го уровня, т. е. в иерархии возможны перекрестные связи.

Важность (значимость) каждого из компонентов критерия $(j-1)$ -го уровня при оценке k -го свойства j -го уровня характеризуется коэффициентом приоритета, совокупность которых составляет систему векторов приоритета

$$p_{ik}^{(j-1)} = \{p_{ik}^{(j-1)}\}_{k=1}^{n^{(j)}}, j \in [2, m].$$

Требуется найти аналитическую оценку y^* и качественную оценку эффективности данной альтернативы, а из имеющихся альтернатив выбрать лучшую.

Метод решения. Для аналитической оценки эффективности иерархических структур предлагается применять метод вложенных скалярных сверток [3]. Композиция осуществляется по принципу «матрешки»: скалярные свертки взвешенных компонент векторных критериев низшего уровня служат компонентами векторных критериев высшего уровня. Скалярная свертка критериев, полученная на самом верхнем уровне, автоматически становится выражением для оценки эффективности всей иерархической системы.

Алгоритм решения задачи методом вложенных скалярных сверток представлен итерационной последовательностью операций взвешенной скалярной свертки векторных критериев каждого уровня иерархии снизу доверху с учетом векторов приоритета на основе выбранной схемы компромиссов

$$\{(y^{(j-1)}, p^{(j-1)}) \rightarrow y^{(j)}\}_{j \in [2, m]}, \quad (1)$$

а поиск оценки эффективности всей иерархической системы (альтернативы) отражен в задаче определения скалярной свертки критериев на верхнем уровне иерархии:

$$y^* = y^{(m)}.$$

При использовании рекуррентной формулы (1) важное значение имеет рациональный выбор схемы компромиссов. Для метода вложенных скалярных сверток такой схемой является нелинейная схема. Установлено, что без потери общности предпосылкой для ее применения

является то, что все частные критерии неотрицательны, подлежат минимизации и являются ограниченными:

$$0 \leq y_i \leq A_i, A = \{A_i\}_{i=1}^n,$$

где A – вектор ограничений.

Выражение для оценки k -го свойства альтернативы на j -м уровне иерархии с применением нелинейной схемы компромиссов имеет вид

$$y_k^{(j)}(p_k^{(j-1)}, y_{0k}^{(j-1)}) = \sum_{i=1}^{n_k^{(j-1)}} p_{ik}^{(j-1)} [1 - y_{0ik}^{(j-1)}]^{-1}, k \in [1, n^{(j)}], \quad (2)$$

где критерии $(j-1)$ -го уровня нормированы, например, по формуле $y_0 = y/A$; $y_{0k}^{(j-1)}$ – компоненты нормированного вектора $y_0^{(j-1)}$, участвующие в оценке k -го свойства альтернативы на j -м уровне иерархии; $n_k^{(j-1)}$ – их количество; $n^{(j)}$ – число оцениваемых свойств на j -м уровне. Коэффициенты приоритета p – это формальные параметры, имеющие двойной физический смысл: с одной стороны, это коэффициенты приоритета, выражающие предпочтения ЛПР по отдельным критериям, с другой – коэффициенты содержательной регрессионной модели, построенной на основе концепции нелинейной схемы компромиссов.

Традиционно определение коэффициентов p на каждом уровне иерархии может быть выполнено путем оптимизации на симплексе с использованием дуального подхода или методом экспертных оценок по шкале баллов. В последнем случае ЛПР или эксперту необходимо оценить относительное влияние каждого частного критерия низшего уровня иерархии на общую оценку k -го свойства альтернативы на следующем уровне в заданных условиях и соотнести свою оценку с соответствующей точкой на шкале, характеризующейся числом f . Допускается выбирать точки между числами или приписывать несколько критериев одной точке на шкале.

Областью определения коэффициентов приоритета $p \in \Gamma_p$ является симплекс

$$\Gamma_p = \{p \mid p_i \geq 0, \sum_{i=1}^n p_i = 1\}. \quad (3)$$

Такая нормировка выполняется, если коэффициенты приоритета определить по формуле

$$p_{ik}^{(j-1)} = f_{ik} / \sum_{i=1}^{n_k^{(j-1)}} f_{ik}, k \in [1, n^{(j)}], j \in [2, m],$$

где $p_{ik}^{(j-1)}$ – i -я компонента вектора приоритета критерия на $(j-1)$ -м уровне иерархии при расчете оценки эффективности k -го свойства j -го уровня; f_{ik} – оценка значимости i -го свойства $(j-1)$ -го уровня для k -го свойства j -го уровня (определяется экспертами или ЛПР по шкале баллов).

В наиболее простом и достаточно часто встречающемся случае формулируется и решается многокритериальная задача без приоритетов, когда ЛПР полагает, что

все параметры значимости для всех свойств альтернативы одинаковы. В этом случае используется простейшая скалярная свертка по нелинейной схеме компромиссов в унифицированной форме [4].

Для того чтобы формула (2) отражала идею метода вложенных скалярных свертки в соответствии с рекуррентной формулой (1), полученное выражение необходимо нормировать, т. е. найти такой относительный критерий $y_{0k}^{(j-1)} \in [0, 1]$, чтобы он был минимизируемым, а его предельная величина была единицей. Однако рассмотренный выше способ нормализации критериев $y_0 = y/A$ годится только для нижнего (первого) уровня иерархии, где предельные значения критериев (ограничения) обычно физически обоснованы и известны. Для следующих уровней нужны другие подходы. Так, в [2] рассмотрена возможность расчета условий нормировки исходя из принципа солидарной ответственности критериев; в [3] предлагается использовать подход калибровочных вычислений нормирующего множителя. Однако эти методы довольно громоздки и не всегда физически прозрачны.

Конструкция нелинейной схемы компромиссов дает возможность нормировать свертку (2) не к максимальному (что в данном случае затруднительно), а к минимальному значению свертки критериев. Действительно, идеальными для минимизируемых критериев являются их нулевые значения. Положив в формуле (2)

$$y_{0ik}^{(j-1)} = 0, \forall i \in [1, n_k^{(j-1)}]$$

и учитывая нормировку (3), получим $y_{k \min}^{(j)} = 1$.

Нормировка к минимальному значению

$$\hat{y}_{0k}^{(j)} = \frac{y_{k \min}^{(j)}}{y_k^{(j)}} = \frac{1}{\sum_{i=1}^{n_k^{(j-1)}} p_{ik}^{(j-1)} [1 - y_{0ik}^{(j-1)}]^{-1}}$$

дает относительный, но максимизируемый критерий для j -го уровня. Действительно, при $y_{0ik}^{(j-1)} \rightarrow 1$ этот критерий обращается в ноль, а при $y_{0ik}^{(j-1)} \rightarrow 0$ стремится к единице. Чтобы получить требуемый минимизируемый относительный критерий, мы должны положить

$$y_{0k}^{(j)} = 1 - \hat{y}_{0k}^{(j)},$$

тогда окончательное выражение для рекуррентной формулы расчета аналитических оценок свойств альтернатив на всех уровнях иерархии приобретает вид

$$y_{0k}^{(j)} = 1 - \left\{ \sum_{i=1}^{n_k^{(j-1)}} p_{ik}^{(j-1)} [1 - y_{0ik}^{(j-1)}]^{-1} \right\}^{-1}, \quad (4)$$

$$k \in [1, n^{(j)}], j \in [2, m].$$

Качественная (лингвистическая) оценка альтернативы получается при сопоставлении аналитической оценки с обращенной нормированной фундаментальной шкалой. Общее понятие о порядковой фундаментальной шкале описано в [4]. Интервальная нормированная обращенная шкала представлена в таблице:

Категория качества	Интервалы обращенной нормированной фундаментальной шкалы оценок y_0
Неприемлемое	1,0...0,7
Низкое	0,7...0,5
Хорошее	0,5...0,4
Удовлетворительное	0,4...0,2
Высокое	0,2...0,0

Любой вычислительный граф можно считать нейросетью. Учитывая это, добавление выражений (2), (3) и (4) к традиционной схеме обучения модифицированной нейросети [5] и использование качественной оценки альтернативы позволяет построить иерархическую нечеткую нейронную сеть, структура которой представлена на рисунке.

Экспериментальные результаты. Разработанный метод построения и функционирования иерархической нечеткой нейронной сети использовался для решения маркетинговой задачи принятия решений WCCI 2010–ORANGE (URL: http://www.causality.inf.ethz.ch/al_data/ORANGE.html). В результате экспериментов с помощью программного обеспечения R, пакета neuralnet и пакета MegaNeuro были созданы иерархические нечеткие нейросети. Количество правильно принятых ими решений – 76 %. Описание экспериментов в данной статье не рассматривается.

Таким образом, высокая точность разработанной интеллектуальной системы принятия решений подтверждена экспериментально. Показана целесообразность

использования иерархической нечеткой нейросети для моделирования систем поддержки принятия решений. Гибкость этих систем может быть обеспечена при применении алгоритма адаптивной настройки иерархической нечеткой нейросети.

Библиографические ссылки

1. Губанов В. А., Захаров В. В., Коваленко А. Н. Введение в системный анализ. Л. : Изд-во Ленингр. ун-та, 1988.
2. Теория выбора и принятия решений / И. М. Макаров, Т. М. Виноградская, А. А. Рубчинский, В. Б. Соколов. М. : Наука, 1982.
3. Воронин А. Н., Зиатдинов Ю. К., Козлов А. И. Векторная оптимизация динамических систем. Киев : Техніка, 1999.
4. Saaty T. L. Multicriteria Decision Making: The Analytical Hierarchy Process. N. Y. : McGraw-Hill, 1990.
5. Энгель Е. А. Модифицированная нейросеть для обработки информации с использованием селекции существенных связей : автореф. дис. ... канд. техн. наук. Красноярск, 2004.

Е. А. Engel

HIERARCHICAL MODEL OF DECISION-MAKING BASED ON FUZZY NEURAL NETWORKS FOR INFORMATION PROCESSING

Application of classical mathematical methods to solution of decision-making problems is difficult, intelligent systems are more effective for this purpose, intelligent system is the synthesis of adaptive and conventional mathematical algorithms. According to the vector approach, the problem of decision-making through the decomposition properties of alternatives is a hierarchical system of criteria. Here there is a problem of inverse transition to assessment and comparison of alternatives in general. This problem involves solution of problem composition of criteria for levels of hierarchy, which is implemented by a neural network. The problem is solved by method of nested scalar convolutions. The developed hierarchical fuzzy neural network is described.

Keywords: fuzzy neural network, multicriteria selection of alternatives, hierarchical systems.