

Метод валидации графовых моделей на основе алгоритма эффективных управлений

В.С. Васильев¹, А.Н. Целых^{1*}, Л.А. Целых²

¹Институт компьютерных технологий и информационной безопасности Южного федерального университета, Таганрог, 347900, Российская Федерация

²Таганрогский институт имени А.П. Чехова (филиал) Ростовского государственного экономического университета, Таганрог, 347936, Российская Федерация

*Адрес для переписки: ant@sfedu.ru

Информация о статье

Поступила в редакцию 01.08.2020

Принята к публикации 19.08.2020

Ссылка для цитирования: Васильев В.С., Целых А.Н., Целых Л.А. Метод валидации графовых моделей на основе алгоритма эффективных управлений // Труды учебных заведений связи. 2020. Т. 6. № 3. С. 58–65. DOI:10.31854/1813-324X-2020-6-3-58-65

Аннотация: В статье предлагается метод валидации математических моделей, представленных ориентированными взвешенными знаковыми графами, с использованием алгоритма эффективных управлений. Метод рассматривает валидируемую модель с точки зрения спектральных свойств матрицы смежности графа, представленного нечеткой когнитивной картой (НКК). Использование алгоритма эффективных управлений позволяет определить направленность собственного вектора матрицы смежности. Это свойство определяет критерии проверки НКК.

Ключевые слова: валидация моделей, направленный взвешенный граф, нечеткая когнитивная карта, эффективное управление.

Введение

Сложные системы состоят из большого количества гетерогенных взаимодействующих сущностей, которые называются концептами или факторами системы. В качестве концептов могут выступать факторы внешней и внутренней среды, влияющие на работу системы. Элементы системы имеют различную природу и разные характеристики. Это могут быть элементы инфраструктуры, внешние относительно исследуемой системы, или внутренние подсистемы, например, объекты или системы управления. Сами эти системы и их отдельные компоненты имеют нелинейное поведение и относятся к классу сложных динамических систем. В этом случае традиционные методы моделирования имеют ограниченное применение.

Моделирование сложных систем требует специальных методов, которые основаны на имеющихся знаниях о функционировании системы. При этом следует учитывать такие специфические свойства предметной области, как качественный характер факторов системы, причинно-следственный характер связей, целостность системы, изменчивость системы во времени. Методология нечеткой когнитивной карты (НКК), предложенная Коско [1], получила большое распространение для моделирования таких систем. С точки зрения теории

графов, НКК является ориентированным взвешенным знаковым графом и может быть представлена в виде матрицы смежности.

При использовании этой методологии возникают три вопроса: технология разработки НКК, моделирование динамических изменений, использование результатов моделирования.

Основные исследования в области конструирования НКК главным образом сосредоточены на определении весов на ребрах с применением для этого различных алгоритмов, в т. ч. нейронных сетей, эволюционных алгоритмов и др. [2]. Основным методом моделирования динамики НКК является метод векторно-матричного перемножения в автономной модели. Этот метод позволяет вычислять состояние концептов после действия входного импульса, задаваемого вектором состояния. Такой подход требует соблюдения условий устойчивости, т. е. нахождения всех собственных значений оператора (матрицы смежности графа) внутри единичного круга. Это строго необходимое условие не всегда учитывается при построении модели, что часто приводит к неустойчивости общего решения.

Цель исследования – представить метод валидации графовых моделей на основе алгоритма эффективных управлений, показать его преимущество и возможность использования для валидации и вери-

фикации моделей, представленных НКК. Предлагаемый метод валидации интегрирует алгоритм эффективных управлений в рабочий процесс валидации.

Обзор публикаций

Как отмечается во многих публикациях, исследующих НКК, проблема преодоления субъективизма при их конструировании является одной из наиболее сложных задач. Основным подходом к решению этой задачи является разработка методов обучения НКК. Последнее исследование [2], посвященное обучению НКК, ставит вопрос валидации, как одну из главных проблем НКК, характеризуя ее как «жизненно важный вопрос». Алгоритмы обучения используют следующие подходы: популяционные алгоритмы, в т. ч. искусственные нейронные сети, генетические алгоритмы и др.; алгоритмы Хебба; гибридные алгоритмы и другие. Однако надо отметить, что все подходы к валидации посредством обучения НКК ограничены необходимостью нахождения «матрицы весов, которая лучше всего подходит для конкретной задачи». Это называется «тонкой настройкой НКК».

Критерий окончания обучения НКК рассматривается как критерий окончания работы алгоритма. В качестве такового используются естественное уменьшение весов (алгоритм с сетями Петри [3]), приемлемый диапазон для целевой задачи (алгоритм обучения Хебба [4]), конечная сходимость модели (алгоритм обучения «большой взрыв – большое сжатие» [5]), оптимизация целевой функции НКК (алгоритм самоорганизующейся миграции [6]), количество итераций (модифицированная оптимизация бесполого размножения [2]), ограничения, накладываемые на узлы (нелинейное обучение Хебба [7]). В качестве целевой функции для оптимизационной задачи, в основном, используется достижение желаемых значений в изменении показателей вершин.

При этом предполагается, что если правильно определены вершины и веса на ребрах между вершинами, то верна и разработанная модель. Такой подход не рассматривает систему в целом. Поэтому требуется разработка специальной модели, в которой используется критерий валидации самой модели системы в целом, а не алгоритмов, используемых для верификации весовой матрицы.

Метод валидации графовых моделей, основанный на теории эффективных управлений

Эволюцию методов валидации математических моделей можно представить как движение от процедур с человеческим участием до автономных процедур без участия человека. Соответственно, существующие системы поддержки принятия решения (СППР) либо копируют человеческое пове-

дение при решении задач, либо заменяют знания человека-эксперта неструктурированными артефактными данными. В работе [8] отмечается, что такой подход не учитывает изменение восприятия полученных знаний в результате процедуры валидации, что влечет изменение собственного уровня знаний и воздействует на онтологическую конструкцию знания. Изменение взаимодействия человека-эксперта и информационной системы определяют новую ступень развития методов валидации. Коэволюционный подход, анонсированный этим исследованием [8], может быть поддержан сравнением некоторых характеристик методов валидации, основанных на извлечении знаний, которые представлены в таблице 1.

Приведенный анализ показывает обоснованность и возможность увеличения конверсии классических методов извлечения знаний с новыми возможностями инструментария обнаружения знаний. На наш взгляд, реализацией такой идеи может служить интеграция ментальных представлений о работе системы в целом с математическим подходом к обработке таких моделей для дальнейшего использования в СППР. Ментальные представления о системе могут быть представлены НКК, соответствующая математическая обработка которых даст обоснованные выходные данные для использования созданных моделей в СППР.

Исходя из изложенного в предыдущих разделах, структура метода должна обладать двумя важными характеристиками: системным подходом и математическим обеспечением. Как утверждалось в [2], качество базы знаний зависит от его пяти детерминант. В предлагаемой модели каждая из них получила определенное развитие, представленное в таблице 2. Предлагаемые инструменты, реализованные в рассматриваемом методе, позволяют снизить субъективизм экспертов предметной области и учитывать ее специфику.

Наш подход реализуется с помощью набора инструментов, который включает в себя: алгоритм эффективных управлений, метод обучения НКК и метод реконструкции НКК, что позволяет сформировать системное представление предметной области (исследуемой системы). Реализация метода валидации графовых моделей представлена на рисунке 1. Первичное формирование НКК не является предметом нашего исследования, поэтому процесс ее создания и связанные с этим проблемы в исследовании не отражаются.

Математическая обработка графовой модели исследуемой системы реализуется с использованием алгоритма эффективных управлений [9, 14]. Проверка модели предусматривает два этапа ее обучения: верификацию и валидацию. Первый этап, верификация модели, основан на анализе результатов ее математической обработки. Эксперт получает результат (факторы воздействия и

факторы влияния, упорядоченные по убыванию) и сверяет его со своими ментальными представлениями о работе системы в целом, используя методологию оценки продуктивности влияния, представленную в работе [15]. В случае несоответствия работы модели его представлениям об этом, эксперт запускает процедуру верификации модели с помощью процедуры «обучение НКК», т. е. начинает ее обучение. Каждый раз, сверяя полученный результат математической обработки, эксперт корректирует либо вес, либо факторы, либо причинно-следственные связи, и добывается нужной модели. Разработанная модель поступает в библиотеку темпоральных моделей, привязанных к

конкретной решаемой задаче и временному периоду. Второй этап связан с изменениями работы исследуемой системы во времени, как внешними, так и внутренними. Если такие изменения наступили, пользователь, запросив модель из библиотеки, приступает к ее валидации через процедуру «реконструкция НКК». Таким образом, первый этап обучения НКК (верификация) связан с некоторыми недоработками при разработке модели, второй этап обучения (валидация) – с изменением условий существования модели. Все разработанные модели формируют библиотеку моделей и могут быть использованы для дальнейшего анализа и экспертизы.

ТАБЛИЦА 1. Сравнительная характеристика методов валидации, основанных на знаниях

TABLE 1. Comparative Characteristics of Knowledge-Based Validation Methods

Характеристики процесса извлечения знаний	Приобретение знаний (ПЗ)	Извлечение знаний (ИЗ)	ПЗ → ИЗ
Метод получения знаний	анкета, интервью	сбор данных	поддержка НКК + математическое моделирование
Тип системных факторов	количественные, качественные	количественные	количественные, качественные
Факторы, характеристики системы	наблюдаемые	наблюдаемые	наблюдаемые, ненаблюдаемые
Тип знаний	явные, неявные	скрытые	явные, неявные, скрытые
Носитель знаний	человек	машина	человек, машина
Подход к выявлению основных компонентов системы	эксперт	автоматический	автоматический
Агенты	человеческие агенты	машинные агенты	человеческие и машинные агенты
Использование компетенций инженера знаний	да	нет	нет
Использование компетенций эксперта	да	нет	да
Системное представление предметной области	да	нет	да

ТАБЛИЦА 2. Инструменты предлагаемого метода валидации

TABLE 2. Tools for the Proposed Validation Method

Детерминанты качества метода валидации	Проблемы	Достигаемые результаты	Предлагаемые инструменты
Эксперты предметной области	субъективизм, неполное знание, ошибочность представления о системе	снижение субъективизма, выявление глубокого знания, выявление скрытого знания, изменение уровня собственного знания	верификация НКК, валидация НКК
Инженеры по знаниям	субъективизм, неполное знание	снижение субъективизма	алгоритм эффективных управлений
Схемы представления знаний	невозможность формализации в иерархическое представление	получение факторов системы, упорядоченных по значению	алгоритм эффективных управлений
Методы приобретения знаний	разработка методов выявления скрытого и глубокого знания	снижение субъективизма, обнаружение знаний в результате алгоритмической обработки	алгоритм эффективных управлений
Проблемные области	специфика графовых моделей	системное представление предметной области, учет специфических свойств предметной области	верификация НКК, валидация НКК

Применение предложенного метода (см. рис. 1) позволяет осуществлять валидацию модели на системном уровне. Это означает возможность оце-

нивать полученную НКК с точки зрения целевой направленности системы. Очевидно, что работа системы в целом, совокупная работа ее связей и

факторов, должны быть направлены на достижение результативности в первую очередь ее главных факторов, а не второстепенных или сопутствующих. Тогда критерием валидации становится смысловое содержание конструируемой модели системы в виде НКК, а не математическое содержание алгоритмов.

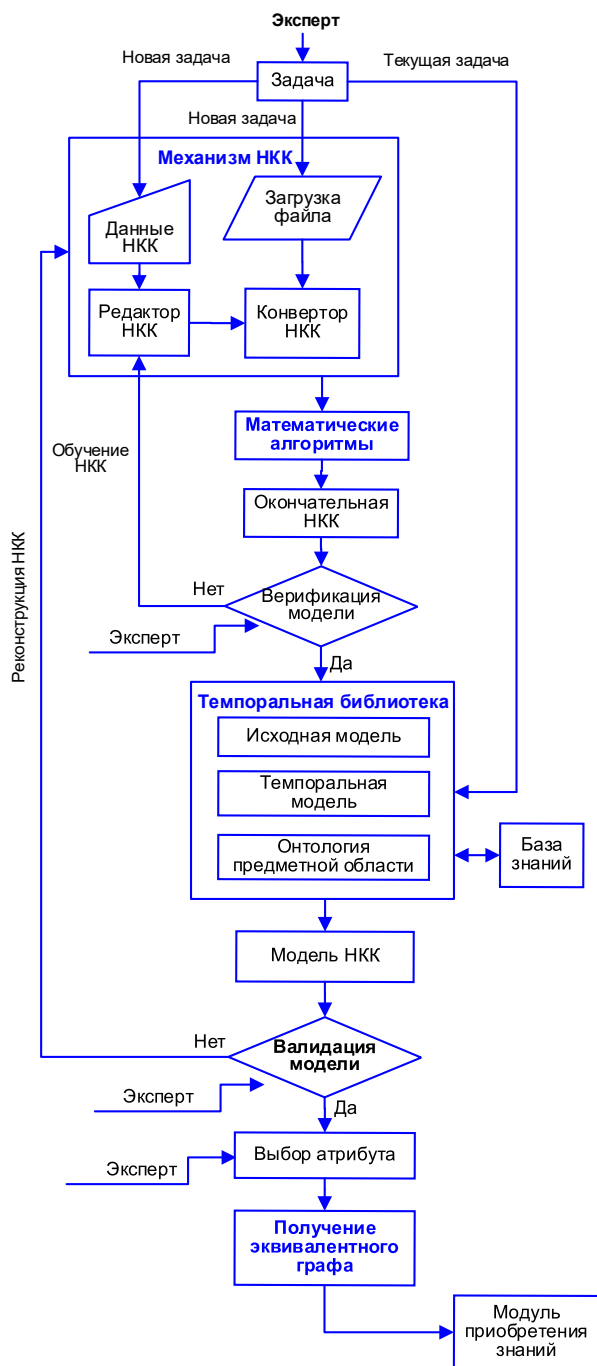


Рис. 1. Метод валидации графовых моделей

Fig. 1. Method for Validating Graph Models

Алгоритм эффективных управлений

Рассмотрим граф $G = \langle V, E \rangle$, где $V = \{V_1, V_2, \dots, V_N\}$ – множество вершин, а $E \in V \times V$ – множество дуг. Граф определяется матрицей смежности $A^T = \|a_{i,j}\|_n$,

где $a_{i,j}$ – вес дуги из вершины V_i в вершину V_j на интервале $-1 \leq a_{i,j} \leq 1$.

Рассматривается задача управления моделью роста с простейшим соотношением влияния и отклика:

$$(E - \delta A^T)x = u,$$

где E – единичная матрица; $x = (x_1 \ x_2 \ \dots \ x_n)^T$ – вектор воздействий, называемых откликом системы; $u = (u_1 \ u_2 \ \dots \ u_n)^T$ – вектор управляющих воздействий (влияний); δ – коэффициент затухания $0 < \delta \leq 1$.

Тогда задача максимизации отношения норм:

$$\frac{\|x\|^2}{\|u\|^2} = \frac{x^T x}{u^T u} \rightarrow \max, (V^T V)^{-1} V^T u \geq 0_m,$$

где $(V^T V)^{-1} V^T u \geq 0_m$ – условие неотрицательности коэффициентов разложения вектора u по векторам v_1, v_2, \dots, v_m , решается относительно откликов при условии неотрицательности коэффициентов разложения вектора x по векторам x_1, x_2, \dots, x_m :

$$\frac{x^T x}{x^T B x} \rightarrow \max, Cx \geq 0_m, \text{ где}$$

$$C = (V^T V)^{-1} V^T (E - \delta A^T), B = (E - \delta A)(E - \delta A^T).$$

Далее рассматривается задача квадратичного программирования:

$$x^T B x \rightarrow \min, x^T x = 1, Cx \geq 0_m.$$

Функция Лагранжа для данной задачи имеет вид:

$$L = x^T B x + \lambda(1 - x^T x) - \mu^T Cx \rightarrow \min.$$

Линеаризованная система необходимых условий минимума модифицированной функции Лагранжа по Берсекасу [10, 13] с регуляризацией по А.Н. Тихонову [11] имеет вид:

$$\begin{cases} H\tilde{x} = \tilde{G}\tilde{y} + 2(\alpha - \lambda)x \\ \tilde{G}^T \tilde{x} = \tilde{r} \end{cases}, \text{ где}$$

$$H = 2\bar{B} - 2(\lambda - \alpha)E, \tilde{G} = (2x : \tilde{C}^T),$$

$$\tilde{r}^T = (1 + x^T x : 0_m^T), y^T = (\hat{\lambda} : \tilde{\mu}^T).$$

На каждой итерации система может быть решена с помощью следующего алгоритма эффективных управлений с общими ограничениями:

1) решить систему линейных алгебраических уравнений (СЛАУ): $\tilde{T} = H^{-1} \tilde{G}$ (k -ый столбец \tilde{T} является решением СЛАУ с матрицей H и правой частью, являющейся k -ым столбцом матрицы G), $t = 2(\alpha - \lambda)H^{-1}x$;

2) сформировать матрицу двойственной задачи $\tilde{D} = \tilde{G}^T \tilde{T}$ и решить СЛАУ $\tilde{y} = \tilde{D}^{-1}(\tilde{r} - \tilde{G}^T t)$;

3) сформировать решение: $\tilde{x} = \tilde{T}\tilde{y} + t$;

4) нормализовать отклик: $\hat{x} = \tilde{x}/\|\tilde{x}\|$, и выразить воздействие: $\hat{u} = (E - \delta A^T)\hat{x}$.

Детализированная версия алгоритма представлена в [14].

В результате работы алгоритма получаем две группы упорядоченных по убыванию факторов

системы (вершин графа) с соответствующими значениями их метрик: группы факторов отклика и факторов влияния. Важным достоинством представленного алгоритма является возможность настройки модели путем выбора объекта и вида управляющего воздействия. Это заключается в придании факторам модели следующих статусов: неуправляемые факторы, факторы, характеристики которых могут иметь только положительный рост или только отрицательный рост.

Вычислительный эксперимент

В качестве иллюстрации работы алгоритма был взят пример из [12]. В этой статье представлена НКК, разработанная тремя экспертами. В вычислительном эксперименте были рассчитаны компоненты векторов отклика и влияния для четырех НКК: три из них были разработаны экспертами, одна является результирующей, как показано в [12]. Результаты экспериментальных вычислений приведены в таблице 3.

ТАБЛИЦА 3. Результаты вычислительного эксперимента

TABLE 3. Results of the Computational Experiment

Номер вершины	Компонента вектора		Компонента вектора		Компонента вектора		Компонента вектора	
	отклика	влияния	отклика	влияния	отклика	влияния	отклика	влияния
	Модель 1 (Эксперт 1)		Модель 2 (Эксперт 2)		Модель 3 (Эксперт 3)		Модель 4 (результирующая НКК)	
1	0	0	0,1823	0,18231	-0,0464	-0,04638	-0,0164	-0,01644
2	0,0475	0,04752	0	0	0,1783	0,17828	0,1655	0,16548
3	0,0605	0,06046	0,3208	0,2619	0,267	0,25587	0,3354	0,30935
4	0,0438	0,03923	0,6645	0,55822	0,1415	0,10225	0,3163	0,27167
5	0,4546	0,45457	0,3197	0,31119	0,4153	0,34101	0,4647	0,43138
6	0,2609	0,22068	0,2828	0,27187	0,4724	0,35747	0,4454	0,39367
7	0,6478	0,54785	0,2292	0,2262	-0,2176	-0,20646	-0,0823	-0,08452
8	-0,1421	-0,14206	0,3083	0,30832	0,2584	0,17673	0,2037	0,18076
9	0,125	0,12218	0,1722	0,16851	0,2755	0,22957	0,2186	0,19913
10	-0,2343	-0,2343	-0,0434	-0,04342	0,2224	0,22545	0,2184	0,2186
11	0,193	0,19184	0,184	0,17477	0,2809	0,21288	0,3116	0,28528
12	0,2987	0,27453	0,1244	0,11596	0,3882	0,27401	0,323	0,27732
13	-0,284	-0,28396	0,1077	0,10769	-0,1	-0,09243	-0,0179	-0,01485

Примечание: цветом выделены вершины, получившие максимальные значения соответствующих компонент векторов, и, соответственно, занявшие первых два места; максимальные значения компонент векторов выделены дополнительно шрифтом.

Анализ полученных результатов показывает, что эксперты по-разному смотрят на систему в целом. Для НКК, разработанного экспертом 1, основным управляющим фактором является 7-ой фактор, для эксперта 2 – 4-ый фактор, для эксперта 3 – 6-ой (выделен овалом на рисунке 2).

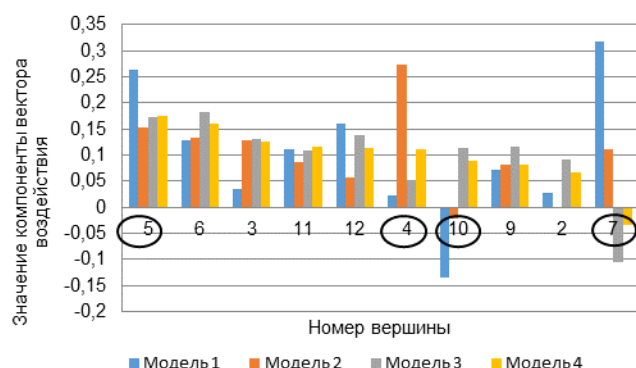


Рис. 2. Ранжирование факторов для четырех моделей

Fig. 2. Ranking Factors for Four Models

В результирующей НКК основной фактор – 5-ый. Различия в понимании системы сказались и на рангах всех остальных факторов, особенно по факто-

рам 4, 5, 7 и 10. Так, 5-ый фактор не поставил на 1-ое место ни одного из экспертов. Однако в итоговой карте он оказался на первом месте. Как видно из приведенного примера, усреднение отношений может дать неверный результат, использование которого не даст ожидаемого эффекта для работы системы в целом. Эксперимент иллюстрирует различные взгляды экспертов на исследуемую проблему. Как было справедливо отмечено в [12], НКК «также показывает наличие неточных незнаний эксперта». В результате интеграции таких разных взглядов на проблему, получаемая результирующая НКК (модель 4) не отражает точку зрения ни одного из трех экспертов, а выражает некое совсем другое представление работы исследуемой системы с другими процессами, порождаемыми другим сочетанием факторов и причинно-следственных связей между ними. Кумулятивный индекс эффективности (для компонент вектора отклика системы) и кумулятивный индекс управляемости (для компонент вектора воздействия) для модели 1 и модели 4 (рисунок 3) подтверждают указанные различия. Для примера была взята небольшая модель,

состоящая всего из 13 вершин, однако даже в таком простом случае определить только из одношаговых связей важность факторов, выделить из них главные (например, первые два-три фактора) и представить себе действие системы в целом очень затруднительно. Если система состоит из большого числа взаимосвязанных факторов, определение главных факторов простыми методами представляет собой трудно решаемую задачу. Результаты эксперимента показывают необходимость пересмотра разрабатываемой модели исследуемой системы на предмет ее соответствия ментальным представлениям эксперта.

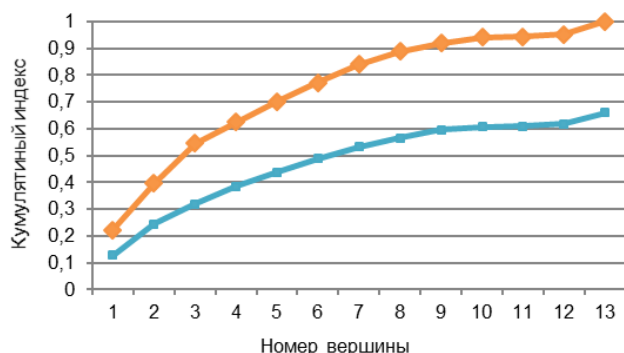


Рис. 3. Показатели кумулятивного индекса эффективности и управляемости для модели 1 (◆) и модели 4 (■)

Fig. 3. Indicators of the Cumulative Index of Efficiency and Manageability for Model 1 (◆) and for Model 4 (■)

Анализ результатов

Для оценки предложенной модели применяются следующие критерии.

Применимость для предметной области

Данный подход основан на теории систем и спектральных свойствах матричных представлений, ориентированных взвешенных знаковых графов, представляющих нечеткие когнитивные модели. Метод не накладывает ограничений на ориентированность ребер, знак и диапазон значений весов ребер. Используемые при решениях систем линейных уравнений матрицы будут в любых случаях положительными полуопределенными и симметричными.

Эффективность

Предложенный подход предоставляет возможность оценки достоверности и правильности построенной модели в текущий момент и по истечении релевантного периода. Такая оценка производится на основе сравнения полученных результатов с ментальными представлениями экспертов о работе системы. В случае неудовлетворительной оценки, происходит доработка НКК (дополнение или изъятие вершин и/или связей, изменение весов связей и т.п.). После корректировки вновь производится расчет метрик вершин и сравнение. Этот процесс повторяется до достижения приемлемых результатов.

Новизна полученных результатов

Получаемые результаты являются новыми обнаруженными знаниями, скрытыми в самой НКК. Эти знания об исследуемой системе являются ранее неизвестными для экспертов, разрабатывающих НКК. Вычисленные метрики вершин выражают направленность системы. Под направленностью системы мы понимаем проекцию собственного вектора, соответствующего минимальному собственному числу матрицы квадратичной формы (В) на множество допустимых решений, определяемое набором ограничений.

Качество полученных результатов

Результат работы алгоритма основан на спектральных свойствах матриц и не предусматривает эвристических алгоритмов. Решение задачи оптимизации на каждой итерации в исходных неизвестных обеспечивает точность решения на исходных уравнениях.

Сложность полученного решения

Вычислительная сложность алгоритма эффективных управлений, используемого в предложенном методе валидации графовых моделей, составляет $O(n^3)$ арифметических операций. Время решения алгоритма полиномиально и составляет доли секунды. Подбор значения параметра регуляризации требует дополнительных временных затрат.

Формат результатов

Достижение приемлемого уровня информативности получаемых результатов осуществляется путем их представления в виде упорядоченных по убыванию метрик вершин графовой модели для эксперта. Процесс сравнения является максимально простым. Сравнению подвергаются только несколько ключевых вершин.

Реализуемость

Матрицы задачи составляют матрицы вторых производных квадратичных форм, т.е. являются симметричными и знакоопределенными по построению. Обусловленность возникающих СЛАУ улучшается регуляризацией по Тихонову [11]. Используемый метод множителей Лагранжа требует определения только тех двойственных переменных, которые соответствуют активным ограничениям.

Заключение

В этой статье мы рассматриваем проблему валидации графовых моделей сложных систем. Основным вкладом данной работы является предложение нового метода валидации графовых моделей на основе алгоритма эффективных управлений. Валидация НКК производится по критерию соответствия смысловому содержанию НКК. Это соответствие достигается сравнением упорядоченного по убыванию набора главных вершин, получивших наибольшие показатели эффективности, с набором вершин, которые являются глав-

ными согласно ментальным представлениям эксперта. Используется разработанный нами алгоритм эффективных управлений, определяющий направленность собственного вектора матрицы смежности системы. Это свойство определяет критерий валидации сконструированной НКК.

В результате мы получаем новые знания о работе системы в целом, которые и будут представ-

лять собой неявные, скрытые знания, добытые из нечеткой когнитивной модели предметной области. В этом случае НКК представляет собой «первичные знания» о системе, полученные от экспертов. Качество получаемого результата при использовании НКК рассматривается с точки зрения возможностей верификации и валидации разрабатываемой модели исследуемой системы.

БЛАГОДАРНОСТИ

Работа выполнена при поддержке гранта Российского фонда фундаментальных исследований № 19-01-00109.

Список используемых источников

1. Kosko B. Fuzzy cognitive maps // International Journal of Man-Machine Studies. 1986. Vol. 24. Iss. 1. PP. 65–75. DOI:10.1016/S0020-7373(86)80040-2
2. Salmeron J.L., Mansouri T., Moghadam M.R.S., Mardani A. Learning Fuzzy Cognitive Maps with modified asexual reproduction optimisation algorithm // Knowledge-Based Systems. 2019. Vol. 163. PP. 723–735. DOI:10.1016/j.knosys.2018.09.034
3. Konar A., Chakraborty U.K. Reasoning and unsupervised learning in a fuzzy cognitive map // Information Sciences. 2005. Vol. 170. Iss. 2-4. PP. 419–441. DOI:10.1016/j.ins.2004.03.012
4. Hebb D.O. The Organization of Behavior: A Neuropsychological Theory. London: Psychology Press, 2005. 335 p.
5. Kumbasar T., Eksin İ., Güzelkaya M., Yeşil E. Big Bang Big Crunch Optimization Method Based Fuzzy Model Inversion // Proceedings of the 7th Mexican International Conference on Artificial Intelligence on Advances in Artificial Intelligence (MICAI 2008, Atizapán de Zaragoza, Mexico, 27–31 October 2008). Lecture Notes in Computer Science. Vol. 5317. Berlin, Heidelberg: Springer, 2008. PP. 732–740. DOI:10.1007/978-3-540-88636-5_69
6. Vascak J. Approaches in adaptation of fuzzy cognitive maps for navigation purposes // Proceedings of the 8th International Symposium on Applied Machine Intelligence and Informatics (SAMi, Herlany, Slovakia, 28–30 January 2010). IEEE, 2010. PP. 31–36. DOI:10.1109/SAMI.2010.5423716
7. Papageorgiou E., Stylios C., Groumpos P. Fuzzy Cognitive Map Learning Based on Nonlinear Hebbian Rule // Proceedings of the 16th Australian Conference on Advances in Artificial Intelligence (AI, Perth, Australia, 3–5 December 2003). Lecture Notes in Computer Science. Vol. 2903. Berlin: Springer, Heidelberg, 2003. PP. 256–268. DOI:10.1007/978-3-540-24581-0_22
8. Leu G., Abbass H. A multi-disciplinary review of knowledge acquisition methods: From human to autonomous eliciting agents // Knowledge-Based Systems. 2016. Vol. 105. PP. 1–22. DOI:10.1016/j.knosys.2016.02.012
9. Tselykh A.N., Vasilev V., Tselykh L., Barkovskii S.A. Method Maximizing the Spread of Influence in Directed Signed Weighted Graphs // Advances in Electrical and Electronic Engineering. 2017. Vol. 15. Iss. 2. DOI:10.15598/aeec.v15i2.1950
10. Bertsekas D.P. Constrained Optimization and Lagrange Multiplier Methods. Belmont: Athena Scientific, 1996. PP. 158–297.
11. Tikhonov A., Arsenin V. Solutions of Ill-Posed Problems. New York: Wiley, 1977. 272 p.
12. Banini G.A., Bearman R.A. Application of fuzzy cognitive maps to factors affecting slurry rheology // International Journal of Mineral Processing. 1998. Vol. 52. Iss. 4. PP. 233–244. DOI:10.1016/S0301-7516(97)00071-9
13. Bertsekas D.P. The Method of Multipliers for Equality Constrained Problems // Constrained Optimization and Lagrange Multiplier Methods. New York: Elsevier, 1982. PP. 95–157.
14. Tselykh A., Vasilev V., Tselykh L., Ferreira F.A.F. Influence control method on directed weighted signed graphs with deterministic causality // Annals of Operations Research. 2020. DOI:10.1007/s10479-020-03587-8
15. Tselykh A., Vasilev V., Tselykh L. Assessment of influence productivity in cognitive models // Artificial Intelligence Review. 2020. DOI:10.1007/s10462-020-09823-8

* * *

Method for Validating Graph Models Based on the Effective Control Algorithm

V. Vasilev¹ , A. Tselykh¹ , L. Tselykh² 

¹Institute of Computer Technologies and Information Safety of Southern Federal University, Taganrog, 347900, Russian Federation

²Taganrog Institute named after A.P. Chekhov (branch) of Rostov State University of Economics, Taganrog, 347936, Russian Federation

Article info

DOI:10.31854/1813-324X-2020-6-3-58-65

Received 1st August 2020

Accepted 19th August 2020

For citation: Vasiliev V., Tselykh A., Tselykh L. Method for Validating Graph Models Based on the Effective Control Algorithm. *Proc. of Telecom. Universities*. 2020;6(3):58–65. (in Russ.) DOI:10.31854/1813-324X-2020-6-3-58-65

Abstract: The article proposes a method for validating mathematical models represented by oriented weighted signed graphs using an efficient control algorithm. The method considers the validated model in terms of spectral properties of the graph adjacency matrix represented by a fuzzy cognitive map (FCM). Using an efficient control algorithm, you can determine the eigenvector direction of the adjacency matrix. This property defines the criteria for checking the FCM.


Keywords: model validation, directed weighted graph, fuzzy cognitive map, efficient management.

References


1. Kosko B. Fuzzy cognitive maps. *International Journal of Man-Machine Studies*. 1986;24(1):65–75. DOI:10.1016/S0020-7373(86)80040-2
2. Salmeron J.L., Mansouri T., Moghadam M.R.S., Mardani A. Learning Fuzzy Cognitive Maps with modified asexual reproduction optimisation algorithm. *Knowledge-Based Systems*. 2019;163:723–735. DOI:10.1016/j.knsys.2018.09.034
3. Konar A., Chakraborty U.K. Reasoning and unsupervised learning in a fuzzy cognitive map. *Information Sciences*. 2005;170(2-4):419–441. DOI:10.1016/j.ins.2004.03.012
4. Hebb D.O. *The Organization of Behavior: A Neuropsychological Theory*. London: Psychology Press; 2005. 335 p.
5. Kumbasar T., Eksin İ., Güzelkaya M., Yeşil E. Big Bang Big Crunch Optimization Method Based Fuzzy Model Inversion. *Proceedings of the 7th Mexican International Conference on Artificial Intelligence on Advances in Artificial Intelligence, MICAI 2008, 27–31 October 2008, Atizapán de Zaragoza, Mexico. Lecture Notes in Computer Science*. Berlin, Heidelberg: Springer; 2008. vol.5317. p.732–740. DOI:10.1007/978-3-540-88636-5_69
6. Vascak J. Approaches in adaptation of fuzzy cognitive maps for navigation purposes. *Proceedings of the 8th International Symposium on Applied Machine Intelligence and Informatics, SAMI, 28–30 January 2010, Herlany, Slovakia*. IEEE; 2010. p.31–36. DOI:10.1109/SAMI.2010.5423716
7. Papageorgiou E., Stylios C., Groumpos P. Fuzzy Cognitive Map Learning Based on Nonlinear Hebbian Rule. *Proceedings of the 16th Australian Conference on Advances in Artificial Intelligence, AI, 3–5 December 2003, Perth, Australia. Lecture Notes in Computer Science*. Berlin: Springer, Heidelberg; 2003. vol.2903. p.256–268. DOI:10.1007/978-3-540-24581-0_22
8. Leu G., Abbass H. A multi-disciplinary review of knowledge acquisition methods: From human to autonomous eliciting agents. *Knowledge-Based Systems*. 2016;105:1–22. DOI:10.1016/j.knsys.2016.02.012
9. Tselykh A.N., Vasilev V., Tselykh L., Barkovskii S.A. Method Maximizing the Spread of Influence in Directed Signed Weighted Graphs. *Advances in Electrical and Electronic Engineering*. 2017;15(2). DOI:10.15598/aeee.v15i2.1950
10. Bertsekas D.P. *Constrained Optimization and Lagrange Multiplier Methods*. Belmont: Athena Scientific; 1996. p.158–297.
11. Tikhonov A., Arsenin V. *Solutions of Ill-Posed Problems*. New York: Wiley; 1977. 272 p.
12. Banini G.A., Bearman R.A. Application of fuzzy cognitive maps to factors affecting slurry rheology. *International Journal of Mineral Processing*. 1998;52(4):233–244. DOI:10.1016/S0301-7516(97)00071-9
13. Bertsekas D.P. *The Method of Multipliers for Equality Constrained Problems // Constrained Optimization and Lagrange Multiplier Methods*. New York: Elsevier, 1982. p.95–157.
14. Tselykh A., Vasilev V., Tselykh L., Ferreira F.A.F. Influence control method on directed weighted signed graphs with deterministic causality. *Annals of Operations Research*. 2020. DOI:10.1007/s10479-020-03587-8
15. Tselykh A., Vasilev V., Tselykh L. Assessment of influence productivity in cognitive models. *Artificial Intelligence Review*. 2020. DOI:10.1007/s10462-020-09823-8

Сведения об авторах:


ВАСИЛЬЕВ
Владислав Сергеевич

кандидат физико-математических наук, доцент кафедры информационно-аналитических систем безопасности им. профессора Берштейна Леонида Самойловича Института компьютерных технологий и информационной безопасности Южного федерального университета, svvasilev@sfedu.ru
 <https://orcid.org/0000-0001-7485-8614>

ЦЕЛЫХ
Александр Николаевич

доктор технических наук, профессор, заведующий кафедрой информационно-аналитических систем безопасности им. профессора Берштейна Леонида Самойловича Института компьютерных технологий и информационной безопасности Южного федерального университета, ant@sfedu.ru
 <https://orcid.org/0000-0001-6956-5315>

ЦЕЛЫХ
Лариса Анатольевна

кандидат экономических наук, доцент кафедры экономики и предпринимательства Таганрогского института им. А.П. Чехова (филиала) Ростовского государственного экономического университета, tselykh58@gmail.com
 <https://orcid.org/0000-0001-5663-1563>