

УДК 004.2

Метод многомерного анализа и прогнозирования состояния сложных систем и процессов на основе нечетких когнитивных темпоральных моделей

Борисов В. В., Луферов В. С.

Постановка задачи: ограничениями существующих моделей и методов многомерного анализа и прогнозирования состояния сложных систем и процессов является сложность учета опосредованного влияния взаимозависимых компонентов в условиях неопределенности. Другими, не менее значимыми проблемами являются: нелинейный характер взаимовлияния объектов и процессов; недостаточная их согласованность; разнокачественность, недостаточный объем, неполнота и противоречивость информации об объектах и процессах в таких системах и об их влиянии друг на друга. Требуется предложить метод многомерного анализа и прогнозирования состояния сложных систем и процессов, обеспечивающей многомерный анализ и учет непосредственного и опосредованного взаимовлияния всех компонентов многомерного временного ряда (МВР) их различными временными лагами друг относительно друга, а также их прогнозную оценку в условиях нестохастической неопределенности, нелинейности взаимовлияния, частичной несогласованности и существенной взаимозависимости компонентов МВР. **Целью работы** является разработка метода, обеспечивающего повышение точности многомерного прогнозирования состояния сложных систем и процессов. **Используемые методы:** решение задачи многомерного анализа и прогнозирования состояния сложных систем и процессов основывается на использовании методов прогнозирования МВР; нечеткого когнитивного анализа и моделирования; нечетких множеств и вычислений; нечеткого логического вывода; математической статистики. **Новизна** заключается в том, что предложен новый тип нечетких когнитивных темпоральных моделей (НКТМ), состоящих из множества концептов, которые, в отличие от известных нечетких когнитивных моделей, связаны подмножествами нечетких степеней влияния, упорядоченных в хронологической последовательности с учетом временных лагов соответствующих компонентов МВР. А для реализации нечетких темпоральных преобразований концептов используются предложенные нечеткие компонентные темпоральные модели, представляющие собой модифицированные модели ANFIS-типа, и обеспечивающие формирование, хранение и вывод прогнозируемых нечетких значений соответствующих компонентов МВР с требуемыми для НКТМ временными задержками. Представлен оригинальный подход и реализован новый способ структурно-параметрической настройки НКТМ предложенного типа, включающий в себя: во-первых, предварительную структурную настройку НКТМ; во-вторых, обучение каждой нечеткой компонентной темпоральной модели НКТМ; в-третьих, согласование всех нечетких компонентных темпоральных моделей НКТМ для обеспечения максимального повышения точности прогнозирования каждого из компонентов МВР без ухудшения точности прогнозирования хотя бы одного из других компонентов МВР. Разработан метод многомерного анализа и прогнозирования состояния сложных систем и процессов на основе нового типа НКТМ, обеспечивающий многомерный анализ и учет непосредственного и опосредованного взаимовлияния всех компонентов МВР с их различными временными лагами друг относительно друга, а также их прогнозную оценку в условиях нестохастической неопределенности, нелинейности взаимовлияния, частичной несогласованности и существенной взаимозависимости компонентов МВР. Описаны различные режимы использования разработанного метода. **Результат:** предлагаемый метод использован для решения задачи многомерного прогнозирования устойчивости городской среды г. Москвы. **Практическая значимость** полученных результатов заключается в том, что предложенный метод позволяет в условиях малых выборок повысить точность многомерного анализа и прогнозирования состояния сложных систем и процессов (на примере многомерного прогнозирования устойчивости городской среды г. Москвы) в среднем на 10–15% по сравнению с нейросетевым подходом, продемонстрировавшим одни из наилучших результатов при решении данной задачи. Отметим, что прогноз устойчивости городской среды г. Москвы сделан без учета влияния на нее фактора коронавирусной инфекции. Вместе с тем, очевидно, что использование предлагаемого оригинального метода является особенно востребованным в нынешних непростых условиях и позволяет обеспечить достоверный анализ и многомерное прогнозирование устойчивости городской среды для различных регионов как в России, так и в других странах с учетом сложной эпидемиологической обстановки.

Ключевые слова: многомерный временной ряд, нечеткая когнитивная темпоральная модель, нечеткая компонентная темпоральная модель, устойчивость городской среды.

Библиографическая ссылка на статью:

Борисов В. В., Луферов В. С. Метод многомерного анализа и прогнозирования состояния сложных систем и процессов на основе нечетких когнитивных темпоральных моделей // Системы управления, связи и безопасности. 2020. № 2. С. 1-23. DOI: 10.24411/2410-9916-2020-10201.

Reference for citation:

Borisov V. V., Luferov V. S. The method of multidimensional analysis and forecasting states of complex systems and processes based on Fuzzy Cognitive Temporal Models. *Systems of Control, Communication and Security*, 2020, no. 2, pp. 1-23. DOI: 10.24411/2410-9916-2020-10201 (in Russian).

Введение

Ограничениями существующих моделей и методов многомерного анализа и прогнозирования состояния сложных систем, состоящих из разнородных и разнокачественных объектов, является сложность учета опосредованного влияния взаимозависимых компонентов в условиях неопределенности. Другими, не менее значимыми проблемами являются: нелинейный характер взаимовлияния объектов и процессов; недостаточная их согласованность; разнокачественность, недостаточный объем, неполнота и противоречивость информации об объектах и процессах в таких системах и об их влиянии друг на друга.

Для решения задач многомерного анализа и прогнозирования используются различные подходы, в большинстве случаев основанные на методах математической статистики, теории случайных процессов, распознавания образов. При этом, как правило, эти методы и модели базируются на подходах, которые используются при анализе и прогнозировании одномерных временных рядов [1, 2].

В настоящее время активно развиваются подходы к многомерному анализу и прогнозированию состояния сложных систем на основе временных рядов с использованием нечетких и нейросетевых методов и моделей [3, 4]. Основными ограничениями этих методов и моделей является сложность учета непосредственного и опосредованного взаимовлияния компонентов многомерных временных рядов (МВР), комплексно характеризующих состояние этих систем.

Методы нечеткого когнитивного моделирования позволяют учитывать непосредственное и опосредованное взаимовлияние компонентов МВР, представляемых в виде концептов нечетких когнитивных моделей [5-7]. Однако использование этих методов для многомерного анализа и прогнозирования состояния сложных систем ограничено: возможностями применяемых моделей системной динамики для решения задач прогнозной оценки; отсутствием учета взаимовлияния компонентов МВР с их различными временными лагами друг относительно друга; отсутствием подходов к структурно-параметрической настройке каждого из компонентов МВР.

В статье рассматривается предлагаемый метод многомерного анализа и прогнозирования состояния таких систем (на примере задачи прогнозирования устойчивости городской среды) на основе предлагаемого типа нечетких когнитивных темпоральных моделей, обеспечивающих многомерный анализ и учет непосредственного и опосредованного взаимовлияния всех компонентов многомерного временного ряда (МВР) с их различными временными лагами друг относительно друга, а также их прогнозную оценку в условиях существенной неопределенности.

Представлен подход и предложен способ структурно-параметрической настройки разработанных нечетких когнитивных темпоральных моделей с возможностью задания различных временных лагов для каждого из концептов таких моделей (компонентов МВР).

Проведены экспериментальные исследования и получены результаты использования предложенного метода на примере задачи многомерного анализа и прогнозирования устойчивости городской среды г. Москвы.

Формализованное представление многомерного временного ряда и постановка задачи многомерного анализа и прогнозирования состояния сложных систем и процессов

Ранее в работах [8, 9] было предложено формализованное представление МВР, ориентированное на учет взаимовлияния компонентов МВР.

Однако это представление не позволяет детализировать учет взаимовлияния этих компонентов МВР относительно их различных временных лагов, то есть, различного «запаздывания» (временных задержек) влияния друг на друга компонентов МВР.

Предлагается следующее формализованное представление МВР:

$$S = (S_1, S_2, \dots, S_N),$$

$$\forall t \in \{1, \dots, T, \dots\} S_t = \begin{cases} s_1^{(t)} = F_1 \left(\varphi_{1,1} \left(s_1^{(t-1)}, \dots, s_1^{(t-L_1^1)} \right), \dots, \varphi_{1,N} \left(s_N^{(t-1)}, \dots, s_N^{(t-L_1^N)} \right) \right), \\ s_2^{(t)} = F_2 \left(\varphi_{2,1} \left(s_1^{(t-1)}, \dots, s_1^{(t-L_2^1)} \right), \dots, \varphi_{2,N} \left(s_N^{(t-1)}, \dots, s_N^{(t-L_2^N)} \right) \right), \\ \dots \\ s_N^{(t)} = F_N \left(\varphi_{N,1} \left(s_1^{(t-1)}, \dots, s_1^{(t-L_N^1)} \right), \dots, \varphi_{N,N} \left(s_N^{(t-1)}, \dots, s_N^{(t-L_N^N)} \right) \right), \end{cases}$$

где S – многомерный временной ряд; $S_t = (s_1^{(t)}, s_2^{(t)}, \dots, s_N^{(t)})$ – временной «срез» МВР в t -й момент времени; $s_j^{(t)}$ – значение j -го компонента МВР в t -й момент времени; L_j^i – максимальное значение временного лага (ретроспективы) j -го компонента относительно i -го; $\varphi_{i,j}$ – оператор для учета взаимовлияния между j -м и i -м компонентами МВР; F_i – преобразование для получения $s_i^{(t)}$, $i = 1, \dots, N$, N – число компонентов МВР.

Предлагаемое формализованное представление МВР иллюстрирует возможность учета непосредственного и опосредованного взаимовлияния компонентов МВР относительно их различных временных лагов.

Формализованная постановка задачи многомерного анализа и прогнозирования состояния сложных систем и процессов для хорошо согласованных компонентов МВР предполагает возможность минимизации ошибок прогнозирования одновременно для всех компонентов МВР и представляется следующим образом:

$$\delta S = (\delta S_1, \delta S_2, \dots, \delta S_N),$$

$$\delta S \rightarrow \min,$$

$$\forall i \in 1, \dots, N \quad \delta S_i \rightarrow \min,$$

где δS – ошибка прогнозирования МВР в целом; δS_i – ошибка прогнозирования i -го компонента МВР; $s_i^{(t)}$ – эталонное значение i -го компонента МВР; $s_{i(cur)}^{(t)}$ – прогнозное значение i -го компонента МВР; T – количество отсчетов МВР.

Для оценки ошибки прогнозирования δS_i каждого из компонентов $s_i^{(t)}$ МВР могут быть использованы различные метрики, например:

$$\delta S_i = \sqrt{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \left(s_i^{(t)} - s_{i(cur)}^{(t)} \right)^2}, \quad i = 1, \dots, N.$$

Многокритериальный характер анализа и прогнозирования состояния сложных систем и процессов обуславливает необходимость минимизации ошибок прогнозирования одновременно для всех компонентов МВР. Однако этого, как правило, невозможно достичь в реальных условиях нестохастической неопределенности, нелинейности взаимовлияния, частичной несогласованности и существенной взаимозависимости компонентов МВР. Поэтому применим компромиссный подход к многокритериальному оцениванию точности (ошибки) прогнозирования δS МВР в целом на основе обобщенного принципа Эджворта–Парето [10], который в отношении к решаемой проблеме выражается в том, что *невозможно максимально повысить точность прогнозирования какого-либо компонента МВР без ухудшения точности прогнозирования хотя бы одного из других компонентов МВР*.

Формализованное описание нечетких когнитивных темпоральных моделей для многомерного анализа и прогнозирования состояния сложных систем и процессов

Нечеткие когнитивные темпоральные модели (НКТМ) предлагаемого типа ориентированы на многомерный анализ и прогнозирование МВР, характеризующих изменение состояния сложных систем и процессов, и формализованное описание которых можно представить следующим образом:

$$\begin{aligned} F &= \langle C, W \rangle, \\ C &= \{C_i \mid i \in 1, \dots, N\}, \quad N = |C|, \\ C_i : \tilde{s}_i^{(t)} &= F_i \left(\left(\tilde{s}_j^{(t-1)}, \dots, \tilde{s}_j^{(t-L_i^j)} \right) \mid j \in 1, \dots, N_i \right), \quad i = 1, \dots, N, \\ W &= \{W_{ij} \mid i, j \in 1, \dots, N\}, \\ W_{ij} &= \left\{ w_{ij}^{(t-L_i^j)} \mid L_i^j = 0, \dots, L_i^j \right\}, \\ \tilde{s}_j^{(t-L_i^j)} &= \varphi_{ij} \left(w_{ij}^{(t-L_i^j)}, \tilde{s}_j^{(t-L_i^j)} \right), \quad L_i^j = 0, \dots, L_i^j, \end{aligned}$$

где C – множество концептов НКТМ, определяющих значения соответствующих компонентов МВР; F_i – нечеткое темпоральное преобразование,

реализуемое соответствующим концептом C_i ; N – количество концептов НКТМ; $\tilde{s}_i^{(t)}$ – прогнозируемое нечеткое значение концепта C_i в t -й момент времени; $\left(s_j^{(t-1)}, \dots, s_j^{(t-L_i^j)}\right)$ – подмножество входных темпоральных нечетких переменных концепта C_i , связанных с соответствующими выходными темпоральными нечеткими переменными концепта C_j ; N_i – число концептов НКТМ, непосредственно связанных с концептом C_i ; L_i^j – временной лаг (задержка) для соответствующей входной темпоральной нечеткой переменной $s_j^{(t-L_i^j)}$ концепта C_i , $L_i^j = 0, \dots, L_i^j$; W – множество отношений непосредственного влияния между всеми парами концептов НКТМ; W_{ij} – подмножество нечетких значений, определяющее упорядоченный в хронологической последовательности набор нечетких степеней влияния $w_{ij}^{(t-L_i^j)}$ концепта C_j на концепт C_i с учетом временного лага L_i^j ; φ_{ij} – нечеткий оператор для учета степени взаимовлияния выходной переменной концепта C_j на входную переменную концепта C_i , в случае нечетких переменных в качестве оператора φ_{ij} целесообразно использовать Т-норму.

Обоснование временных лагов L_i^j и определение степеней взаимовлияния $w_{ij}^{(t-L_i^j)}$ для концептов НКТМ представляет собой отдельную, нетривиальную задачу, для решения которой могут быть использованы различные (в том числе, статистические или экспертные) методы анализа ретроспективных данных, основанные на установлении непосредственной взаимозависимости между компонентами МВР (совместно или попарно) с возможностью учета варьируемых значений этих временных лагов. Например, для совместного определения взаимовлияния между временными лагами компонентов МВР может выступать статистический метод множественной линейной регрессии. Методом же попарного анализа таких взаимозависимостей между временными лагами компонентов МВР может служить корреляционный анализ [1].

Описание метода многомерного анализа и прогнозирования состояния сложных систем и процессов на основе нечетких когнитивных темпоральных моделей

Рассмотрим реализацию предлагаемого метода на примере многомерного анализа и прогнозирования устойчивости городской среды г. Москвы. Устойчивость городской среды характеризуется состоянием представляющих ее разнородных объектов, систем и инфраструктуры (далее – объектов городской среды): недвижимости, инженерной и транспортной инфраструктуры, экосистемы [11, 12]. Поэтому ее оценка не может быть сведена к какому-либо единому комплексному показателю.

Предлагаемый метод включает в себя рассмотренные ниже этапы.

Этап 1. Определение наиболее значимых компонентов МВР.

Для определения наиболее значимых компонентов МВР могут быть использованы различные методы.

Так, на основе результатов ранее проведенных исследований [13, 14] определены следующие наиболее значимые факторы (компоненты МВР), характеризующие устойчивость городской среды:

- C_1 – экология городской среды;
- C_2 – мощность инфраструктуры городской среды;
- C_3 – уровень доходов населения;
- C_4 – промышленное потребление топливно-энергетических ресурсов;
- C_5 – качество жизни населения.

Этап 2. Определение степени взаимовлияния компонентов МВР для разных временных лагов.

Для корректного анализа взаимовлияния компонентов МВР выполняется предварительное нормирование ретроспективных данных МВР:

$$s_{i(norm)}^{(t-l_i^j)} = \frac{s_i^{(t-l_i^j)} - s_{i(min)}}{s_{i(max)} - s_{i(min)}}, \quad l_i^j = 0, \dots, L_i^j,$$

где $s_{i(norm)}^{(t-l_i^j)}$ – нормированное значение; $s_{i(min)}$, $s_{i(max)}$ – максимальное и минимальное значение, соответственно; $s_i^{(t-l_i^j)}$ – исходное значение.

Примечание. В дальнейшем и для нормированных значений $s_{i(norm)}^{(t-l_i^j)}$ компонентов МВР будем использовать обозначение $s_i^{(t-l_i^j)}$.

Для анализа взаимовлияния компонентов МВР, характеризующих устойчивость городской среды, обоснованно выбрано нечеткое расширение метода множественной линейной регрессии [15] вследствие особенностей анализируемых факторов городской среды (а именно, разнокачественности факторов городской среды, экспертного характера их оценки, нелинейной зависимости между ними, нестохастической неопределенности):

$$\forall i = 1, \dots, N \quad \tilde{s}_i^{(t)} = \sum_{j=1}^N \sum_{l_i^j=1}^{L_i^j} \left(a_j^{(t-l_i^j)} \tilde{s}_j^{(t-l_i^j)} + \tilde{b}_j^{(t-l_i^j)} \right),$$

где $a_j^{(t-l_i^j)}$ – нечеткие регрессионные коэффициенты; $\tilde{b}_j^{(t-l_i^j)}$ – нечеткие свободные члены (как правило, равны 0).

Полученные значения нечетких коэффициентов $a_j^{(t-l_i^j)}$ регрессии затем нормируются и приводятся к диапазону [0, 1]. После этого из рассмотрения исключаются те временные лаги, модальные значения нечетких коэффициентов

которых меньше определенного порога (например, для решаемой задачи, меньше 0,4).

И, таким образом, определяются подмножество временных лагов, соответствующих этим нечетким значениям $W_{ij} = \left\{ w_{ij}^{(t-l_i^j)} \mid l_i^j = 0, \dots, L_i^j \right\}$ показателей влияния концепта-источника C_j на концепт-приемник C_i . Сформированная матрица нечетких отношений W для концептов НКТМ устойчивости городской среды представлена в таблице 1.

Таблица 1 – Сформированная матрица W нечетких отношений влияния между концептами НКТМ

W	l_i^j	C_1	C_2	C_3	C_4	C_5
C_1	1	0	0,75	0	0,52	0
	2	0	0,84	0	0	0
	3	0	0,40	0	0,40	0
C_2	1	0	0	0,79	1,0	0
	2	0	0	0	0	0
	3	0	0	0	0	0,52
C_3	1	0,55	0	0,68	0,50	0,40
	2	0	1,0	0	0,46	0
	3	0,61	0	0	0,88	0,99
C_4	1	0	0,48	0,67	0,79	0
	2	0	0,41	0	0,43	0
	3	0,41	0,40	0	0,54	0,49
C_5	1	0	0,68	0,62	0,42	0,45
	2	0	0,40	0	0	0,48
	3	1,0	1,00	1,00	0,47	1,00

Примечания.

1. В таблице 1 для наглядности показаны только модальные значения нечетких степеней влияния (без степеней их размытости) между временными лагами компонентов МВР в НКТМ.

2. Модальные значения и степени размытости нечетких показателей влияния в дальнейшем изменяется в процессе параметрической настройки НКТМ.

Этап 3. Формирование структуры (структурная настройка) НКТМ.

Формирование структуры (предварительная структурная настройка) НКТМ заключается в задании структурных взаимосвязей (в виде отображаемых временных лагов) между концептами НКТМ, взвешенных нечеткими значениями $w_{ij}^{(t-l_i^j)}$ их влияния друг на друга. Сформированная структура НКТМ для многомерного анализа и прогнозирования устойчивости городской среды г. Москвы показана на рис. 1.

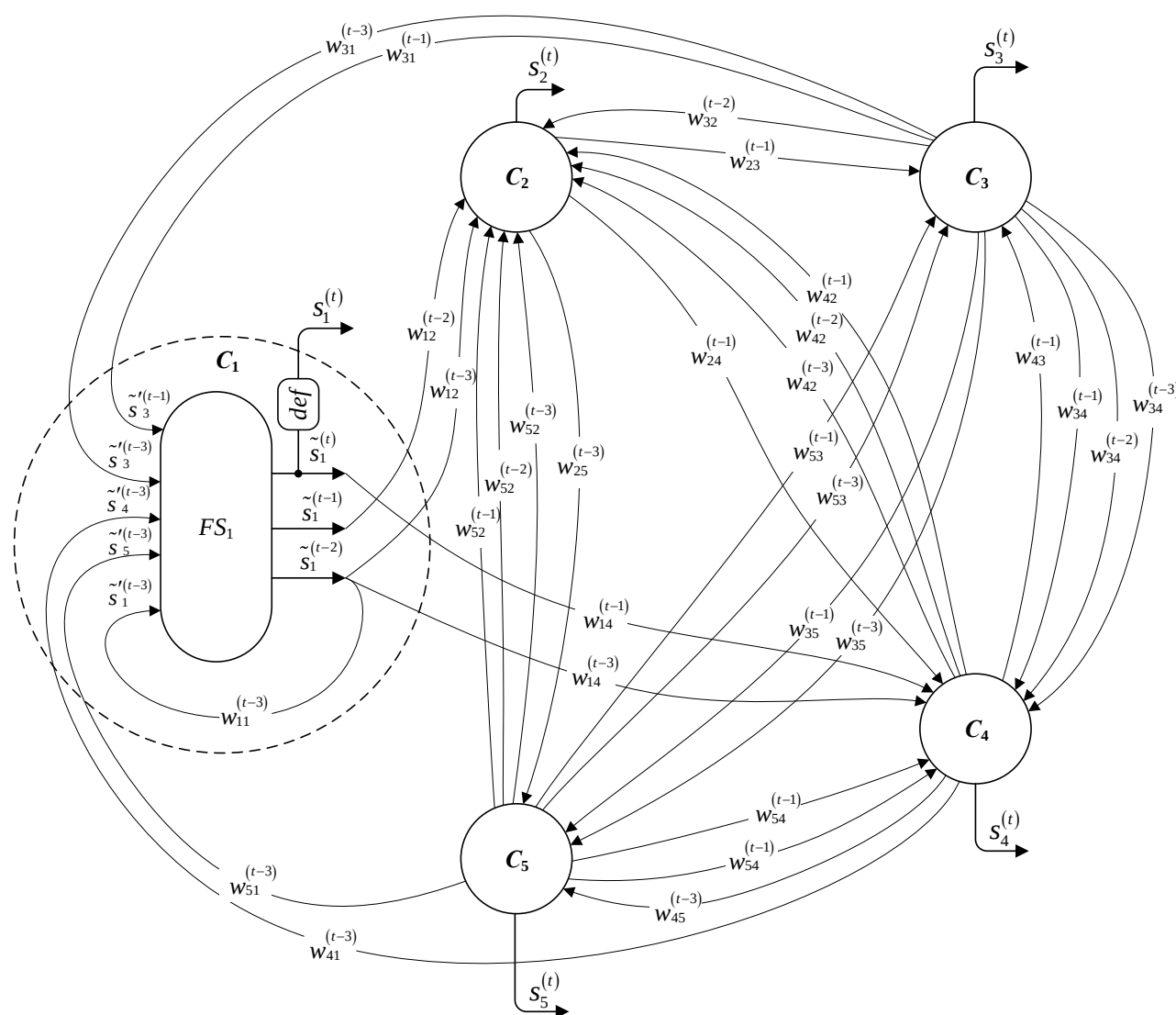


Рис. 1. Структура НКТМ для многомерного анализа и прогнозирования устойчивости городской среды г. Москвы

В качестве нечетких компонентных темпоральных моделей FS_i , реализующих нечеткие темпоральные преобразования F_i , предлагаются модифицированные модели ANFIS-типа (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System), обеспечивающие формирование, хранение и вывод прогнозируемых нечетких значений соответствующих компонентов МБР с требуемыми для НКТМ временными задержками.

Входные темпоральные нечеткие переменные модели FS_i концепта C_i связаны с выходными темпоральными нечеткими переменными тех концептов, которые оказывают на концепт C_i непосредственное влияние. При этом входные темпоральные нечеткие переменные C_i предварительно «взвешиваются» соответствующими нечеткими степенями влияния $w_{ij}^{(t-l_i^j)}$:

$$\tilde{s}_j^{(t-l_i^j)} = \left(w_{ij}^{(t-l_i^j)} T \tilde{s}_j^{(t-l_i^j)} \right), l_i^j = 0, \dots, L_i^j.$$

где T – операция T -нормы.

Выходные же темпоральные нечеткие переменные модели FS_i концепта C_i предназначены для формирования, хранения и вывода прогнозируемых значений i -го компонента МВР, соответствующих обоснованным (см. таблицу 1) временным лагам.

Для построения нечетких компонентных темпоральных моделей FS_i могут быть использованы как априорные сведения о компонентах МВР, поступающие от экспертов, так и данные, полученные в результате оценивания или измерений.

В первом случае предполагается, что задача обеспечения полноты и непротиворечивости базы нечетких правил модели FS_i решена заранее.

Если же известны только экспериментальные данные, то стоит задача идентификации модели. И тогда для ее решения могут быть применены известные методы и подходы к извлечению нечетких продукционных правил из обучающих выборок, например: нечеткая кластеризация [16]; нечеткие самоорганизующиеся карты Т. Кохонена [17]; адаптивная нечеткая ассоциативная память Б. Коско [18]; метод постепенно возрастающего разбиения признакового пространства [19] и другие.

На практике, наиболее часто имеет место смешанный случай, когда начальная база правил модели строится, исходя из эвристических предположений, а ее параметрическая настройка (обучение) выполняется на основе обучающей выборки.

Рассмотрим именно этот случай на примере построения структуры (а в дальнейшем и параметрической настройки) нечеткой компонентной темпоральной модели FS_1 .

Входными темпоральными нечеткими переменными модели FS_1 являются $S'_1 = \left\{ \tilde{s}_3^{(t-1)}, \tilde{s}_3^{(t-3)}, \tilde{s}_4^{(t-3)}, \tilde{s}_5^{(t-3)}, \tilde{s}_1^{(t-3)} \right\}$, а ее выходными темпоральными нечеткими переменными – $S_1 = \left\{ \tilde{s}_1^{(t)}, \tilde{s}_1^{(t-1)}, \tilde{s}_1^{(t-2)} \right\}$.

В качестве примера приведем отдельное нечеткое продукционное правило модели FS_1 для концепта C_1 НКТМ:

$$\begin{aligned} IF & \quad \left(\tilde{s}_1^{(t-1)} \text{ is } \tilde{L} \right) AND \left(\tilde{s}_3^{(t-3)} \text{ is } \tilde{L} \right) AND \left(\tilde{s}_4^{(t-3)} \text{ is } \tilde{M} \right) AND \\ & \quad AND \left(\tilde{s}_5^{(t-3)} \text{ is } \tilde{M} \right) AND \left(\tilde{s}_1^{(t-3)} \text{ is } \tilde{H} \right), \\ THEN & \quad \left(\tilde{s}_1^{(t)} \text{ is } \tilde{M} \right) AND \left(\tilde{s}_1^{(t-1)} \text{ is } \tilde{M} \right) AND \left(\tilde{s}_1^{(t-2)} \text{ is } \tilde{L} \right), \end{aligned}$$

где $\tilde{L}, \tilde{M}, \tilde{H}$ – нечеткие множества для задания нечетких высказываний в предпосылках и заключениях правил модели FS_1 .

В основе процедуры нечеткого вывода с использованием предложенных нечетких компонентных темпоральных моделей FS_i лежит алгоритм нечеткого вывода Мамдани [20].

В качестве примера на рис. 2 показана структура предложенной нечеткой компонентной темпоральной модели FS_1 .

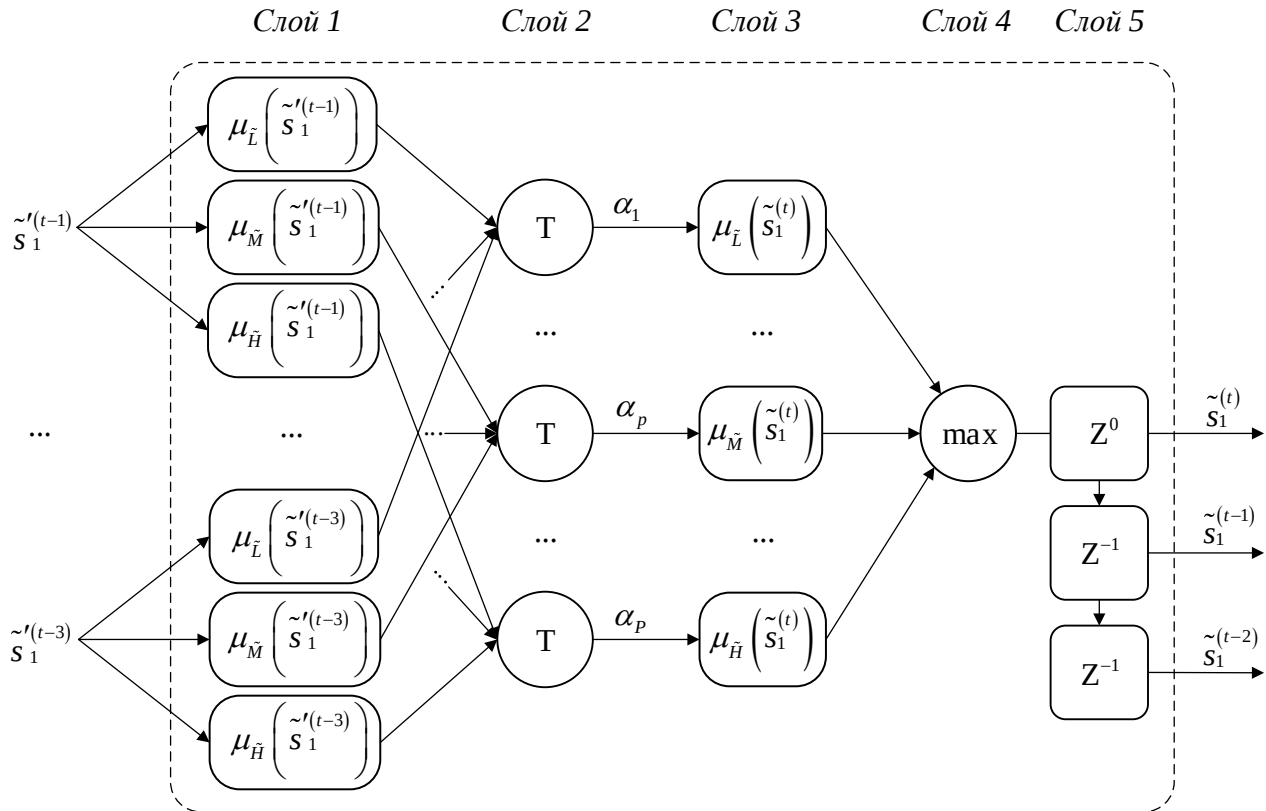


Рис. 2. Структура нечеткой компонентной темпоральной модели FS_1

Сетевая структура модели FS_1 состоит из следующих слоев элементов.

Слой 1. На выходе элементов этого слоя определяются степени истинности для текущих значений входных переменных относительно соответствующих нечетких высказываний предпосылок всех правил модели. Для рассматриваемого p -го ($p = 1, \dots, P$) правила модели:

$$\begin{aligned} \mu_{\tilde{L}}\left(\tilde{S}_1^{(t-1)}\right) &= \tilde{S}_1^{(t-1)} \cap \tilde{L}, \quad \mu_{\tilde{L}}\left(\tilde{S}_3^{(t-3)}\right) = \tilde{S}_3^{(t-3)} \cap \tilde{L}, \quad \mu_{\tilde{M}}\left(\tilde{S}_4^{(t-3)}\right) = \tilde{S}_4^{(t-3)} \cap \tilde{M}, \\ \mu_{\tilde{M}}\left(\tilde{S}_5^{(t-3)}\right) &= \tilde{S}_5^{(t-3)} \cap \tilde{M}, \quad \mu_{\tilde{H}}\left(\tilde{S}_1^{(t-3)}\right) = \tilde{S}_1^{(t-3)} \cap \tilde{M}. \end{aligned}$$

Слой 2. Элементы этого слоя предназначены для агрегирования на основе операции Т-нормы (здесь, min-конъюнкции) степеней истинности предпосылок правил. Для рассматриваемого p -го правила:

$$\alpha_p = \min \left(\mu_{\tilde{L}} \left(\tilde{s}_1^{(t-1)} \right), \mu_{\tilde{L}} \left(\tilde{s}_3^{(t-3)} \right), \mu_{\tilde{M}} \left(\tilde{s}_4^{(t-3)} \right), \mu_{\tilde{M}} \left(\tilde{s}_5^{(t-3)} \right), \mu_{\tilde{H}} \left(\tilde{s}_1^{(t-3)} \right) \right).$$

Слой 3. Элементы этого слоя активизируют заключения соответствующих правил в соответствии со степенями истинности их предпосылок на основе операции импликации (здесь, импликации Мамдани – операции min-активизации). Для рассматриваемого p -го правила:

$$\mu_{\tilde{M}} \left(\tilde{s}_1^{(t)} \right) = \min \left(\alpha_p, \tilde{M} \right).$$

Слой 4. Единственный элемент этого слоя осуществляет операцию максимизации, аккумулируя активизированные заключения всех правил модели:

$$\tilde{s}_1^{(t)} = \max \left(\mu_{\tilde{L}} \left(\tilde{s}_1^{(t)} \right), \dots, \mu_{\tilde{M}} \left(\tilde{s}_1^{(t)} \right), \dots, \mu_{\tilde{H}} \left(\tilde{s}_1^{(t)} \right) \right).$$

Слой 5. Элементы этого слоя предназначены для нормализации, хранения и вывода нечетких значений выходных переменных модели с требуемыми для НКТМ временными задержками:

$$\tilde{s}_{1(norm)}^{(t)} = Z^0 \left(\tilde{s}_1^{(t)} \right), \quad \tilde{s}_{1(norm)}^{(t-1)} = Z^{-1} \left(\tilde{s}_1^{(t)} \right), \quad \tilde{s}_{1(norm)}^{(t-2)} = Z^{-1} \left(\tilde{s}_1^{(t-1)} \right).$$

Примечание. В дальнейшем (как и ранее) для нормированных значений $\tilde{s}_{i(norm)}^{(t)}$ будем использовать обозначение $s_i^{(t)}$.

В дополнение к вышесказанному, значение выходной нечеткой переменной $\tilde{s}_i^{(t)}$ компонентной темпоральной модели FS_i каждого концепта C_i дефаззифицируется (приводится к четкому значению) с использованием метода «центра тяжести» [20]:

$$s_i^{(t)} = \text{def} \left(\tilde{s}_i^{(t)} \right) = \frac{\sum_{m=1}^M \left(s_{i,m}^{(t)} \cdot \mu_{\tilde{s}_i^{(t)}} \left(s_{i,m}^{(t)} \right) \right)}{\sum_{m=1}^M \mu_{\tilde{s}_i^{(t)}} \left(s_{i,m}^{(t)} \right)}, \quad M = \left| \text{Supp} \left(\tilde{s}_i^{(t)} \right) \right|,$$

$$\tilde{s}_i^{(t)} = \left\{ \left(\mu_{\tilde{s}_i^{(t)}} \left(s_{i,m}^{(t)} \right) / s_{i,m}^{(t)} \right) \mid m = 1, \dots, M \right\},$$

где $s_i^{(t)}$ – дефаззифицированное (четкое) значение выходной темпоральной нечеткой переменной $\tilde{s}_i^{(t)}$ модели FS_i в момент времени t ; $\text{def} \left(\tilde{s}_i^{(t)} \right)$ – оператор дефаззификации переменной $\tilde{s}_i^{(t)}$ методом «центра тяжести»; $s_{i,m}^{(t)}$ – m -е дискретизиро-

ванное значение переменной $\tilde{s}_i^{(t)}$, $m=1, \dots, M$; $\mu_{\tilde{s}_i^{(t)}}(s_{i,m}^{(t)})$ – степень принадлежности переменной $\tilde{s}_i^{(t)}$ для значения $s_{i,m}^{(t)}$; $Supp(\tilde{s}_i^{(t)})$ – носитель переменной $\tilde{s}_i^{(t)}$.

И, таким образом, совокупность значений $\{\tilde{s}_i^{(t)} | i=1, \dots, N\}$ на выходе соответствующего множества моделей $\{FS_i | i=1, \dots, N\}$ комплексно характеризует прогнозируемое состояние устойчивости городской среды в момент времени t .

Отметим также, что в отличие от нечетких когнитивных карт Б. Коско [21] (в которых наличие отрицательных значений взаимовлияния концептов – компонентов МБР – приводит к необходимости введения подмножества, так называемых, дисконцептов), использование предлагаемого в статье подхода позволяет избавиться от необходимости раздельного учета положительно и отрицательного влияния за счет применения ANFIS-модели для каждого компонента МБР.

Этап 4. Параметрическая настройка (обучение) нечетких компонентных темпоральных моделей НКТМ.

Процедуре параметрической настройки (обучение) каждой нечеткой компонентной темпоральной модели FS_i НКТМ предшествует формирование обучающей выборки из ретроспективных данных соответствующего ей компонента МБР:

$$\left(\left\{ \left(\tilde{s}_j^{(t-1)}(k), \dots, \tilde{s}_j^{(t-L_j)}(k) \right) | j \in 1, \dots, N_i \right\}, \tilde{s}_i^{(t)}(k) \right), k=1, \dots, K,$$

где $\left\{ \left(\tilde{s}_j^{(t-1)}(k), \dots, \tilde{s}_j^{(t-L_j)}(k) \right) | j \in 1, \dots, N_i \right\}, \tilde{s}_i^{(t)}(k)$ – значения (в общем случае, нечеткие) входных и выходной темпоральных переменных в k -м примере; K – число примеров в обучающей выборке.

В таблице 2 приведен фрагмент сформированной обучающей выборки для нечеткой компонентной темпоральной модели FS_1 .

Таблица 2 – Фрагмент обучающей выборки
для нечеткой компонентной темпоральной модели FS_1

Номер примера, k	Значения входных переменных					Значения выходной переменной, $\tilde{s}_1^{(t)}(k)$
	$\tilde{s}_3^{(t-1)}(k)$	$\tilde{s}_3^{(t-3)}(k)$	$\tilde{s}_4^{(t-3)}(k)$	$\tilde{s}_5^{(t-3)}(k)$	$s_1^{(t-3)}(k)$	
1	0,50	0,50	0,49	0,70	0,54	0,49
2	0,50	0,50	0,50	0,69	0,54	0,50
3	0,50	0,50	0,51	0,69	0,54	0,51
4	0,46	0,50	0,49	0,68	0,55	0,49
5	0,46	0,50	0,49	0,69	0,54	0,49
6	0,46	0,46	0,58	0,69	0,56	0,58
7	0,46	0,46	0,63	0,67	0,56	0,63
8	0,44	0,46	0,62	0,68	0,56	0,62
9	0,45	0,46	0,63	0,68	0,54	0,63
10	0,42	0,44	0,56	0,67	0,52	0,56
...	...	...	...	...	...	...
K	0,58	0,58	0,55	0,89	0,49	0,55

Отметим, что в таблице 2 для наглядности показаны только модальные значения (без степеней их размытости) входных и выходной темпоральных переменных модели FS_1 .

Отметим, что для моделей FS_i ANFIS-типа, реализующих алгоритм нечеткого вывода Мамдани, настраиваемыми параметрами являются параметры (модальных значений/ядер и степени размытости) функций принадлежности нечетких множеств предпосылок и заключений правил.

И в общем виде процедура параметрической настройки всех моделей FS_i НКТМ включает в себя следующие шаги.

Шаг 1. Для каждого примера обучающей выборки по значениям входных переменных $\left\{ \left(\tilde{s}_j^{(t-1)}(k), \dots, \tilde{s}_j^{(t-L_i^j)}(k) \right) \mid j \in 1, \dots, N_i \right\}$ модель FS_i рассчитывает значение выходной переменной $\tilde{s}_{i(cur)}^{(t)}(k)$.

Шаг 2. Затем по всем примерам обучающей выборки вычисляется функция ошибки, зависящая от настраиваемых параметров модели:

$$E_i = \sqrt{\frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \left(\tilde{s}_i^{(t)}(k) - \tilde{s}_{i(cur)}^{(t)}(k) \right)^2}.$$

Шаг 3. В соответствии с используемым алгоритмом обучения (например, алгоритмом обратного распространения ошибки либо генетическим алгоритмом) выполняется корректировка настраиваемых параметров.

Шаги 1–3 итеративно повторяются, и процедура параметрической настройки моделей FS_i считается успешно завершенной, если для каждой из этих моделей итоговая погрешность не превышает некоторого установленного порога.

Этап 5. Согласование всех нечетких компонентных темпоральных моделей НКПМ.

Согласование всех нечетких компонентных темпоральных моделей $FS_i, i = 1, \dots, N$ НКТМ осуществляется после их «персонифицированной» параметрической настройки (см. предыдущий этап метода) и заключается в таком изменении параметров (модальных значений и степеней размытости) нечетких степеней влияния $\left\{ w_{ij}^{(t-L_i^j)} \mid L_i^j = 0, \dots, L_i^j \right\}$ между концептами НКТМ, чтобы обеспечить максимальное повышение точности прогнозирования каждого из компонентов МВР без ухудшения точности прогнозирования хотя бы одного из других компонентов МВР.

Процедуре согласования нечетких компонентных темпоральных моделей НКПМ предшествует формирование дополнительной «согласовывающей» обучающей выборки, состоящей из ретроспективных данных одновременно для всех компонентов МВР.

$$\left\{ \left(\left(\tilde{s}_j^{(t-1)}(q), \dots, \tilde{s}_j^{(t-L_i^j)}(q) \right) \mid j \in 1, \dots, N_i \right), \tilde{s}_i^{(t)}(q) \right\} \mid i = 1, \dots, N \}, q = 1, \dots, Q,$$

где Q – число примеров в этой дополнительной обучающей выборке.

Процедура согласования всех нечетких компонентных темпоральных моделей $FS_i, i = 1, \dots, N$ НКПМ состоит из следующих шагов.

Шаг 1. Для каждого примера из сформированной «согласовывающей» обучающей выборки по значениям входных переменных $\left\{ \left(\tilde{s}_j^{(t-1)}(q), \dots, \tilde{s}_j^{(t-L_i^j)}(q) \right) \mid j \in 1, \dots, N_i \right\} \mid i = 1, \dots, N$ все модели $FS_i, i = 1, \dots, N$ рассчитывают значения своих выходных переменных $\tilde{s}_{i(cur)}^{(t)}(q), i = 1, \dots, N$.

Шаг 2. Затем по всем примерам «согласовывающей» обучающей выборки для всех моделей $FS_i, i = 1, \dots, N$ вычисляются функции ошибки, зависящие от настраиваемых параметров нечетких степеней влияния $\left\{ w_{ij}^{(t-L_i^j)} \mid L_i^j = 0, \dots, L_i^j \right\}$ между концептами НКТМ:

$$E_i = \sqrt{\frac{1}{K} \sum_{q=1}^Q \left(\tilde{s}_i^{(t)}(q) - \tilde{s}_{i(cur)}^{(t)}(q) \right)^2}, i = 1, \dots, N.$$

Шаг 3. В соответствии с используемым алгоритмом настройки (например, генетическим алгоритмом [22]) выполняется корректировка настраиваемых параметров нечетких степеней влияния $\left\{ w_{ij}^{(t-L_i^j)} \mid L_i^j = 0, \dots, L_i^j \right\}$ между концептами НКТМ таким образом, чтобы обеспечить максимальное повышение точности прогнозирования каждого из компонентов МВР без ухудшения точности прогнозирования хотя бы одного из других компонентов МВР.

Шаги 1-3 итеративно повторяются, и процедура согласования всех нечетких компонентных темпоральных моделей НКПМ считается успешно завершенной, если для каждой из этих моделей итоговая погрешность не превышает некоторого установленного порога (для хорошо согласованных компонентов МВР), либо для этих моделей будет выполняться принцип Эджворта–Парето.

Этап 6. Многомерное прогнозирование состояния сложных систем и процессов на основе НКТМ.

Многомерное анализ и прогнозирование состояния сложной системы/процесса выполняется на основе структурно и параметрически настроенной НКТМ и может осуществляться в следующих режимах:

- во-первых, непосредственное многомерное прогнозирование состояния сложной системы/процесса для t -го момента времени, т.е. вычисление значений выходных переменных моделей $FS_i, i = 1, \dots, N$ НКТМ по задаваемым каждый раз соответствующим совокупностям значений входных переменных этих моделей;

- во-вторых, саморазвитие и прогнозная оценка изменения состояния сложной системы/процесса, при котором моделирование динамики изменения состояния проводится из некоторой ситуации, заданной начальными значениями всех концептов НКТМ, при отсутствии внешних воздействий на нее;
- в-третьих, развитие и прогнозная оценка изменения состояния сложной системы/процесса, при котором моделирование динамики изменения состояния проводится из некоторой ситуации, заданной начальными значениями всех концептов НКТМ, при внешнем воздействии на значения концептов и/или на отношения влияния между концептами НКТМ.

На рис. 3 проиллюстрирована схема выполнения многомерного прогнозирования состояния сложных систем и процессов на основе НКТМ на примере прогноза состояния устойчивости городской среды г. Москвы.

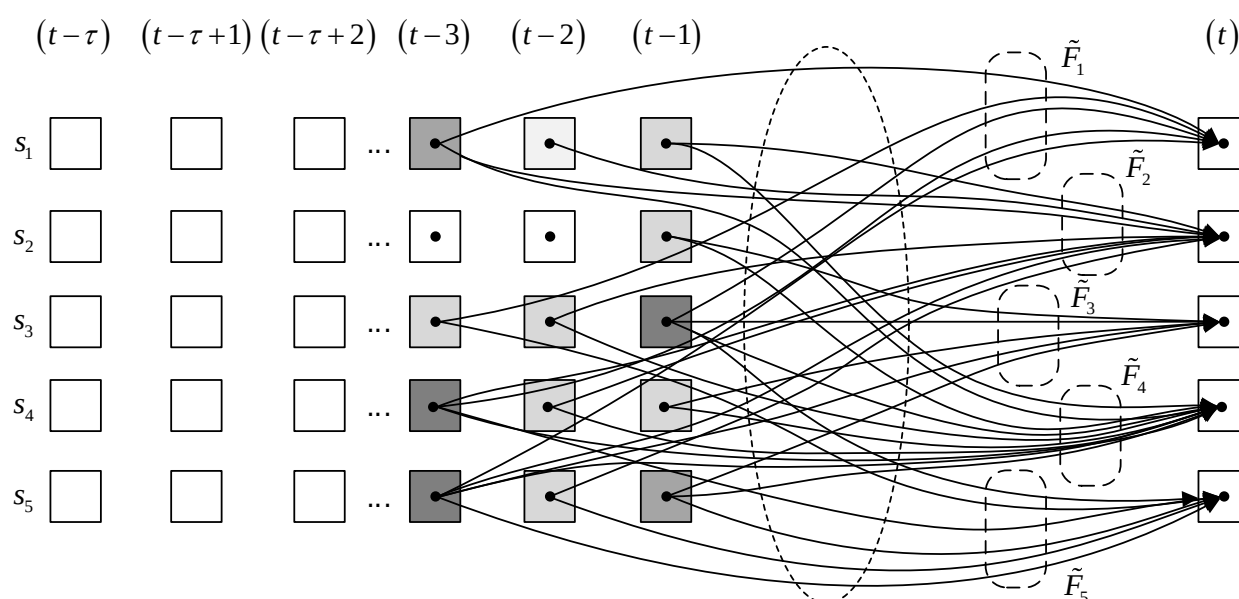


Рис. 3. Схема многомерного прогнозирования состояния устойчивости городской среды г. Москвы на основе НКТМ

Результаты многомерного прогнозирования устойчивости городской среды г. Москвы на основе нечетких когнитивных темпоральных моделей

Проведены экспериментальные исследования и получены результаты использования предложенного метода на примере задачи многомерного анализа и прогнозирования устойчивости городской среды г. Москвы. На рис. 4 проиллюстрированы полученные результаты.

В таблице 3 представлена сравнительная оценка результатов многомерного прогнозирования устойчивости городской среды г. Москвы (полученная на исторических данных с 2000 по 2019 г.) с использованием искусственной нейронной сети (ИНС) и разработанной НКТМ. Для сравнения использован показавший наилучшие среди различных вариантов ИНС многослойный персептрон с одним скрытым слоем из 16 нейронов.

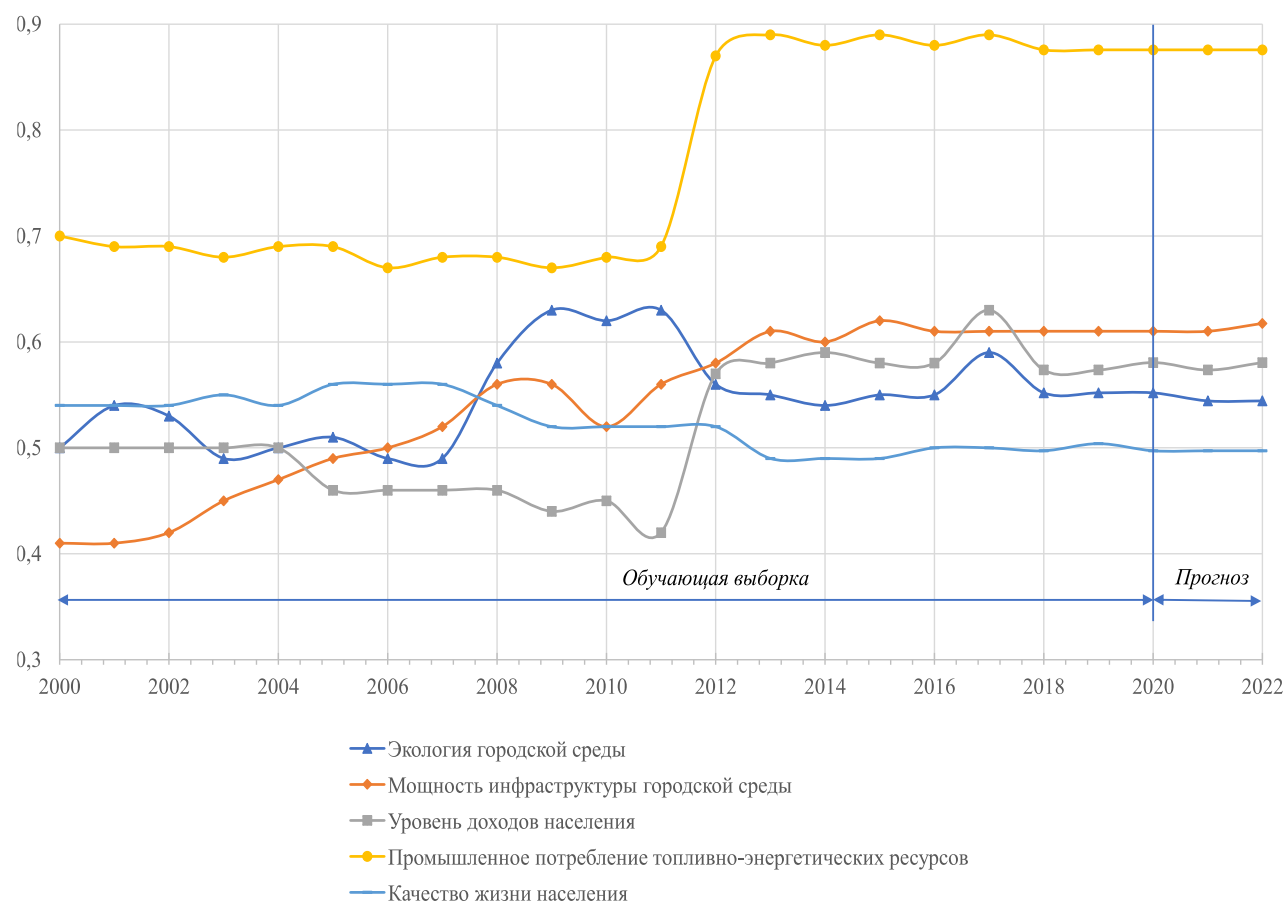


Рис. 4. Иллюстрация результатов многомерного прогнозирования устойчивости городской среды г. Москвы на основе НКТМ

Таблица 3 – Сравнительная оценка результатов многомерного прогнозирования устойчивости городской среды г. Москвы на основе ИНС и НКТМ

№ п/п	Компоненты МВР	Ошибка прогнозирования, MAPE, %	
		ИНС	НКТМ
1.	Экология городской среды	7,40	6,91
2.	Мощность инфраструктуры городской среды	1,51	0,13
3.	Уровень доходов населения	8,72	9,85
4.	Промышленное потребление топливно-энергетических ресурсов	2,35	1,62
5.	Качество жизни населения	2,12	0,55

Оценка показала, что использование НКТМ в условиях малых выборок позволяет повысить точность прогноза МВР в среднем на 10-15% по сравнению с многослойным персептроном с одним скрытым слоем из 16 нейронов (продемонстрировавшим наилучшие результаты среди различных вариантов ИНС).

Заключение

В статье описано формализованное представление МВР и выполнена постановка задачи многомерного анализа и прогнозирования состояния сложных систем, иллюстрирующая возможность учета непосредственного и опосредованного взаимовлияния компонентов МВР относительно их различных временных лагов.

Предложен новый тип нечетких когнитивных темпоральных моделей, ориентированных на многомерный анализ и прогнозирование состояния сложных систем и процессов в условиях нестохастической неопределенности, нелинейности взаимовлияния, частичной несогласованности и существенной взаимозависимости компонентов МВР.

Предложенные НКТМ состоят из множества концептов, соответствующих компонентам МВР, каждый из которых реализует нечеткое темпоральное преобразование. Концепты НКТМ, в отличие от известных нечетких когнитивных моделей, связаны подмножествами нечетких степеней влияния, упорядоченных в хронологической последовательности с учетом временных лагов соответствующих компонентов МВР. А для реализации нечетких темпоральных преобразований концептов используются оригинальные нечеткие компонентные темпоральные модели. Эти модели представляют собой модифицированные модели ANFIS-типа, обеспечивающие формирование, хранение и вывод прогнозируемых нечетких значений соответствующих компонентов МВР с требуемыми для НКТМ временными задержками.

Представлен оригинальный подход и реализован новый способ структурно-параметрической настройки НКТМ предложенного типа, включающий в себя:

- во-первых, формирование структуры (предварительную структурную настройку) НКТМ, заключающуюся в задании структурных взаимосвязей (в виде отображаемых временных лагов) между концептами НКТМ, взвешенных нечеткими значениями их влияния друг на друга;
- во-вторых, параметрическую настройку (обучение) каждой нечеткой компонентной темпоральной модели НКТМ;
- в-третьих, согласование всех нечетких компонентных темпоральных моделей НКТМ, заключающееся в таком изменении параметров нечетких степеней влияния между концептами НКТМ, чтобы обеспечить максимальное повышение точности прогнозирования каждого из компонентов МВР без ухудшения точности прогнозирования хотя бы одного из других компонентов МВР.

Разработан метод многомерного анализа и прогнозирования состояния сложных систем и процессов на основе нового типа НКТМ, обеспечивающей многомерный анализ и учет непосредственного и опосредованного взаимовлияния всех компонентов МВР с их различными временными лагами друг относительно друга, а также их прогнозную оценку в условиях нестохастической неопределенности, нелинейности взаимовлияния, частичной несогласованности и существенной взаимозависимости компонентов МВР.

Разработанный метод позволяет осуществить многомерный анализ и прогнозирование состояния сложной системы/процесса в следующих режимах:

- во-первых, непосредственное многомерное прогнозирование состояния сложной системы/процесса для t -го момента времени, т.е. вычисление значений выходных переменных нечетких компонентных темпоральных моделей НКТМ по задаваемым каждый раз соответствующим совокупностям значений входных переменных этих моделей;
- во-вторых, саморазвитие и прогнозная оценка изменения состояния сложной системы/процесса, при котором моделирование динамики изменения состояния проводится из некоторой ситуации, заданной начальными значениями всех концептов НКТМ, при отсутствии внешних воздействий на нее;
- в-третьих, развитие и прогнозная оценка изменения состояния сложной системы/процесса, при котором моделирование динамики изменения состояния проводится из некоторой ситуации, заданной начальными значениями всех концептов НКТМ, при внешнем воздействии на значения концептов и/или отношения влияния между концептами НКТМ.

Проведены экспериментальные исследования и получены результаты использования предложенного метода на примере задачи многомерного анализа и прогнозирования устойчивости городской среды г. Москвы. Сравнительная оценка показала, что в условиях малых выборок использование метода на основе НКТМ позволяет повысить точность прогноза МВР в среднем на 10-15% по сравнению с нейросетевым подходом, продемонстрировавшим одни из наилучших результатов при решении данной задачи.

Отметим, что прогноз устойчивости городской среды г. Москвы сделан без учета влияния на нее фактора *коронавирусной инфекции*. Вместе с тем, очевидно, что использование предлагаемого оригинального метода является особенно востребованным в нынешних непростых условиях и позволяет обеспечить достоверный анализ и многомерное прогнозирование устойчивости городской среды для различных регионов как в России, так и в других странах с учетом сложной эпидемиологической обстановки.

Исследование выполнено при финансовой поддержке РФФИ в рамках научного проекта № 19-31-90054.

Литература

1. Айвазян С. А., Мхитарян В. С. Теория вероятностей и прикладная статистика. – М.: ЮНИТИ-ДАНА, 2001. – 656 с.
2. Box E., Jenkins G. M., Reinsel G. C., Ljung G. M. Time Series Analysis: Forecasting and Control. – John Wiley & Sons, 2015. – 712 p.
3. Ярушкина Н. Г. Интеллектуальный анализ временных рядов: Учебное пособие – Ульяновск: УлГТУ, 2010 – 324 с.
4. Осовский С. Нейронные сети для обработки информации. – М.: Финансы и статистика, 2002. – 344 с.

5. Fuzzy Cognitive Maps. Advances in Theory, Methodologies, Tools and Applications / M. Glykas (Ed.). – Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 2012. – 200 p.
6. Fuzzy Cognitive Maps for Applied Sciences and Engineering: From Fundamentals to Extensions and Learning Algorithms / E. I. Papageorgiou (Ed.). – Heidelberg: Springer, 2014. – 395 p.
7. Averkin A. N., Yarushev S. A. Hybrid Approach for Time Series Forecasting based on ANFIS and Fuzzy Cognitive Maps // Proceedings of the 20th IEEE International Conference on Soft Computing and Measurements (SCM). 2017. P. 379-381.
8. Луферов В. С. Постановка и решение задачи прогнозирования многомерных временных рядов на основе нечетких когнитивных моделей // Нейрокомпьютеры: разработка, применение. 2018. № 4. С. 12-16.
9. Borisov V., Luferov V. Forecasting of Multidimensional Time Series Basing on Fuzzy Rule-Based Models // Proceedings of the 21th International Conference “Complex Systems: Control and modeling problems”. 2019. Vol. 2. P. 217-220.
10. Ногин В. Д. Принятие решений в многокритериальной среде: количественный подход. – М.: Физматлит, 2005. – 176 с.
11. Гинзбург А. С., Демченко П. Ф. Обратные связи температурного режима и энергопотребления урбанизированных территорий // Известия РАН. Физика атмосферы и океана. 2017. Т. 53. № 5. С. 556-564.
12. Клименко В. В., Терешин А. Г., Касилова Е. В. Москва: естественный тестовый полигон для оценки последствий сильного потепления // Доклады Академии наук. 2017. Т. 477. № 1. С. 30-34.
13. Klimenko V. V., Klimenko A. V., Tereshin A. G., Mitrova T. A. Impact of Climate Changes on the Regional Energy Balances and Energy Exports from Russia // Thermal Engineering. 2019. Vol. 66. № 1. P. 3-15.
14. Borisov V., Stefantsov A., Bobryakov A., Luferov V. The System of Fuzzy Cognitive Analysis and Modeling of System Dynamics // Proceedings of the 10th International Conference on Interactive Systems: Problems of Human-Computer Interaction. IS-2019. Ulyanovsk, Russia, 24-27 September 2019. P. 72-81. – URL: <http://ceur-ws.org> (дата обращения: 30.03.2020).
15. Abdalla A., Buckley J. J. Monte Carlo Methods in Fuzzy Linear Regression // Soft Computing. 2007. Vol. 12. № 5. P. 991-996.
16. Bezdek J. C., Keller J., Krisnapuram R., Pal N. R. Fuzzy Models and Algorithms for Pattern Recognition and Image Processing. – Springer Science and Business Media, 2005. – 776 p.
17. Bezdek J. C., Tsao E. C., Pal N. K. Fuzzy Kohonen Clustering Networks // Proceedings of the IEEE International Conference on Fuzzy Systems, San Diego, 1992. P. 1035-1043.
18. Kosko B. Neural Networks and Fuzzy Systems. – Prentice-Hall, Englewood Cliffs, 1992. – 449 p.
19. Nelles O., Fink A., Babuška R., Setnes M. Comparison of Two Construction Algorithms for Takagi–Sugeno Fuzzy Models // International Journal of Applied Mathematics and Computer Science. 2000. Vol. 4. № 10. P. 835-855.
20. Борисов В. В., Круглов В. В., Федулов А. С. Нечеткие модели и сети. – М.: Горячая линия–Телеком, 2018. – 284 с.

21. Kosko B. Fuzzy Cognitive Maps // International Journal of Man-Machine Studies. 1986. Vol. 24. P. 65-75.
22. Stach W., Kurgan L., Pedrycz W. Reformat M. Genetic Learning of Fuzzy Cognitive Maps // Fuzzy Sets and Systems. 2005. Vol. 153. № 3. P. 371-401.

References

1. Ayvazyan S. A., Mkhitarian V. S. *Teoriya veroyatnostey i prikladnaya statistika* [Probability Theory and Applied Statistics]. Moscow, UNITY-DANA, 2001. 656 p. (in Russian).
2. Box E., Jenkins G. M., Reinsel G. C., Ljung G. M. *Time Series Analysis: Forecasting and Control*. John Wiley & Sons, 2015. 712 p.
3. Yarushkina N. G. *Intellectual'nyy analiz vremennykh ryadov* [Intelligent Analysis of Time Series]. Ulyanovsk, Ulyanovsk State Technical University Publ., 2010. 324 p. (in Russian).
4. Osovsky S. *Neyronnyye seti dlya obrabotki informatsii* [Neural Networks for Information Processing]. Moscow, Finansy i statistika Publ., 2002. 344 p. (in Russian).
5. *Fuzzy Cognitive Maps. Advances in Theory, Methodologies, Tools and Applications*. M. Glykas (Ed.). Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 2012. 200 p.
6. *Fuzzy Cognitive Maps for Applied Sciences and Engineering: From Fundamentals to Extensions and Learning Algorithms*. E. I. Papageorgiou (Ed.). Heidelberg: Springer, 2014. 395 p.
7. Averkin A. N., Yarushev S. A. Hybrid Approach for Time Series Forecasting Based on ANFIS and Fuzzy Cognitive Maps. *Proceedings of the 20th IEEE International Conference on Soft Computing and Measurements (SCM)*, 2017, pp. 379-381.
8. Luferov V. S. Postanovka i resheniye zadachi prognozirovaniya mnogomernykh vremennykh ryadov na osnove nechetkikh kognitivnykh modeley [Statement and Solution of the Problem of Forecasting Multidimensional Time Series on Fuzzy Based Cognitive Models]. *Neurocomputers*, 2018, no. 4, pp. 12-16 (in Russian).
9. Borisov V., Luferov V. Forecasting of Multidimensional Time Series Basing on Fuzzy Rule-Based Models. *Proceedings of the 21th International Conference: "Complex Systems: Control and modeling problems"*, 2019, vol. 2, pp. 217-220.
10. Nogin V. D. *Prinyatiye resheniy v mnogokriterial'noy srede: kolichestvennyy podkhod* [Decision Making in a Multicriteria Environment: A Quantitative Approach]. Moscow, Fizmatlit Publ., 2005. 176 p. (in Russian).
11. Ginzburg A. S., Demchenko P. F. Obratnyye svyazi temperaturnogo rezhima i energopotrebleniya urbaniziro-vannykh territoriy [Feedback of the Temperature Regime and Energy Consumption of Urbanized Territories]. *Izvestiya, Atmospheric and Oceanic Physics*, 2017, vol. 53, no. 5, pp. 556-564 (in Russian).
12. Klimenko V. V., Tereshin A. G., Kasilova E. V. Moskva: yestestvennyy testovyy poligon dlya otsenki posledstviy sil'nogo potepleniya [Moscow: a Natural Test Site for Assessing the Effects of Severe Warming]. *Doklady Akademii nauk*, 2017, vol. 477, no. 1, pp. 30-34 (in Russian).
13. Klimenko V. V., Klimenko A. V., Tereshin A. G., Mitrova T. A. Impact of Climate Changes on the Regional Energy Balances and Energy Exports from Russia. *Thermal Engineering*, 2019, vol. 66, no. 1, pp. 3-15.

14. Borisov V., Stefantsov A., Bobryakov A., Luferov V. The System of Fuzzy Cognitive Analysis and Modeling of System Dynamics. *Proceedings of the 10th International Conference on Interactive Systems: Problems of Human-Computer Interaction, IS-2019*, Ulyanovsk, Russia, 24-27 September 2019, pp. 72-81. Available at: <http://ceur-ws.org> (accessed 30 March 2020).
15. Abdalla A., Buckley J. J. Monte Carlo Methods in Fuzzy Linear Regression. *Soft Computing*, 2007, vol. 12, no. 5, pp. 991-996.
16. Bezdek J. C., Keller J., Krisnapuram R., Pal N. R. *Fuzzy Models and Algorithms for Pattern Recognition and Image Processing*. Springer Science and Business Media, 2005. 776 p.
17. Bezdek J. C., Tsao E.C., Pal N. K. Fuzzy Kohonen Clustering Networks. *Proceedings of the IEEE International Conference on Fuzzy Systems*, San Diego, 1992, pp. 1035-1043.
18. Kosko B. *Neural Networks and Fuzzy Systems*. Prentice-Hall, Englewood Cliffs, 1992. 449 p.
19. Nelles O., Fink A., Babuška R., Setnes M. Comparison of Two Construction Algorithms for Takagi–Sugeno Fuzzy Models. *International Journal of Applied Mathematics and Computer Science*, 2000, vol. 4, no. 10, pp. 835-855.
20. Borisov V. V., Kruglov V. V., Fedulov A. S. *Nechetkiye modeli i seti* [Fuzzy Models and Networks]. Moscow, Goriachaia Liniia–Telekom Publ., 2018. 284 p. (in Russian).
21. Kosko B. Fuzzy Cognitive Maps. *International Journal of Man-Machine Studies*, 1986, vol. 24, pp. 65-75.
22. Stach W., Kurgan L., Pedrycz W., Reformat M. Genetic Learning of Fuzzy Cognitive Maps. *Fuzzy Sets and Systems*, 2005, vol. 153, no. 3, pp. 371-401.

Статья поступила 06 апреля 2020 г.

Информация об авторах

Борисов Вадим Владимирович – доктор технических наук, профессор. Профессор кафедры управления и интеллектуальных технологий. Национальный исследовательский университет «МЭИ». Научный сотрудник научно-исследовательского центра. Военная академия войсковой противовоздушной обороны Вооруженных сил Российской Федерации им. А.М. Василевского. Области научных интересов: нечеткий и нейро-нечеткий анализ, моделирование сложных систем и процессов; интеллектуальная поддержка принятия решений; ассоциативные системы хранения и обработки информации. E-mail: vb0767@mail.ru

Луферов Виктор Сергеевич – аспирант и инженер-исследователь кафедры управления и интеллектуальных технологий. Национальный исследовательский университет «МЭИ». Область научных интересов: нечеткий и нейро-нечеткий анализ, моделирование сложных систем и процессов, нечеткий когнитивных анализ, анализ и прогнозирование многомерных временных рядов. E-mail: lyferov@yandex.ru

Адрес: 214013, Россия, г. Смоленск, Энергетический проезд, д. 1.

The method of multidimensional analysis and forecasting states of complex systems and processes based on Fuzzy Cognitive Temporal Models

V. V. Borisov, V. S. Luferov

Problem definition. The limitations of existing models and methods for multidimensional analysis and prediction of the state of complex systems and processes is the difficulty of taking into account the indirect effect of interdependent components in the face of uncertainty. Other, no less significant problems are: non-linear nature of the interaction of objects and processes; lack of consistency; diverse quality, insufficient volume, incompleteness and inconsistency of information about objects and processes in such systems and their influence on each other. It is required to propose a method for multivariate analysis and prediction of the state of complex systems and processes, providing multivariate analysis and accounting for the direct and indirect interference of all components of multidimensional time series with their different time lags relative to each other, as well as their predictive assessment under conditions of non-stochastic uncertainty, non-linear interaction, partial inconsistencies and significant interdependence of components of multidimensional time series. **The aim of the work** is to develop a method that improves the accuracy of multidimensional prediction of the state of complex systems and processes. **Methods used:** forecasting multidimensional time series; fuzzy cognitive analysis and modeling; fuzzy sets and calculations; fuzzy logic inference; mathematical statistics. **Novelty:** A new type of Fuzzy Cognitive Temporal Models is proposed, consisting of many concepts that are connected by subsets of fuzzy degrees of influence, ordered in chronological order, taking into account the time lags of the corresponding components of a multidimensional time series. To implement fuzzy temporal transformations of concepts, the proposed Fuzzy Component Temporal Models are used, which are modified ANFIS-type models, and provide the formation, storage and output of the predicted fuzzy values of the corresponding components of the multidimensional time series with the time delays required for the Fuzzy Cognitive Temporal Model. An original approach is presented and a method of structurally-parametric tuning of a Fuzzy Cognitive Temporal Model of the proposed type is implemented, which includes: firstly, preliminary structural tuning of a Fuzzy Cognitive Temporal Model; secondly, the training of each Fuzzy Component Temporal Model of the Fuzzy Cognitive Temporal Model; thirdly, the coordination of all Fuzzy Component Temporal Models of the Fuzzy Cognitive Temporal Model to ensure the maximum increase in the forecast accuracy of each component of the multidimensional time series without compromising the accuracy of prediction of at least one of the other components of the multidimensional time series. A new method has been developed for multidimensional analysis and prediction of the state of complex systems and processes based on a new type of Fuzzy Cognitive Temporal Model that provides multidimensional analysis and consideration of the direct and indirect interference of all components of a multidimensional time series with their different time lags relative to each other, as well as their predictive assessment in conditions of non-stochastic uncertainty, non-linearity of mutual influence, partial inconsistency and significant interdependence of components multidimensional time series. Various modes of using the developed method are described. **Result:** the proposed method was used to solve the problem of multidimensional forecasting the sustainability of the urban environment of Moscow. **Practical significance:** the method proposed in the article allows, in small samples, to increase the accuracy of multivariate analysis and forecasting of complex systems and processes (using multidimensional forecasting of the stability of the urban environment of Moscow) by an average of 10-15% compared to the neural network approach, which demonstrated some of the best results when solving this problem. The forecasting for the sustainability of the urban environment of Moscow was made without taking of the effect of coronavirus infection on it. At the same time, it is obvious that the use of the proposed original method is very popular in the current difficult conditions and allows us to provide reliable analysis and multidimensional forecasting of the stability of the urban environment in different regions both in Russia and in other countries, especially taking into account the complex epidemiological situation.

Keywords: multidimensional time series, Fuzzy Cognitive Temporal Model, Fuzzy Component Temporal Model, urban environment sustainability.

Information about Authors

Vadim Vladimirovich Borisov – Dr. habil. of Engineering Sciences, Professor. Professor of the Department of Management and Intelligent Technology. National Research University “Moscow Power Engineering Institute”. Researcher. Military Academy of Army Air Defence A.M. Vasilevsky. Fields of research: fuzzy and fuzzy neural models and networks, intellectual decision-making support, associative memory, associative systems of storage and processing of the information and knowledge. E-mail: vbor67@mail.ru

Victor Sergeevich Luferov – graduate student and research engineer of the Department of Management and Intelligent Technology. National Research University “Moscow Power Engineering Institute”. Fields of research: fuzzy and neuro-fuzzy analysis, modeling of complex systems and processes, fuzzy cognitive analysis, analysis and forecasting of multidimensional time series. E-mail: lyferov@yandex.ru

Address: Russia, 214013, Smolensk, Energeticheskiy proezd, 1.