

# Применение методов анализа временных рядов для структурной и параметрической идентификации нечетких когнитивных моделей

Р.А. Исаев<sup>1</sup>, А.Г. Подвесовский<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Брянский государственный технический университет, бульвар 50 лет Октября, 7, Брянск, Россия, 241035

**Аннотация.** Рассматриваются задачи структурной и параметрической идентификации нечетких когнитивных моделей на основе анализа статистических данных. Обосновывается целесообразность применения методов анализа временных рядов для решения данных задач. Для решения задачи структурной идентификации предлагается использовать тест Грэнджера на причинность. Также предлагается подход к параметрической идентификации на основе анализа модели временного ряда с распределенным лагом. Приводятся результаты экспериментальной проверки предложенных подходов.

## 1. Введение

Одним из подходов к исследованию слабоструктурированных систем, широко применяемым в настоящее время, является когнитивный подход. В соответствии с определением, приведенным в [1], данный подход ориентирован на разработку формальных моделей и методов, поддерживающих интеллектуальный процесс решения проблем благодаря учету в этих моделях и методах когнитивных возможностей (восприятие, представление, познание, понимание, объяснение) человека при решении управленческих задач. Методы структурно-целевого и имитационного моделирования систем на основе когнитивного подхода принято объединять под общим термином «когнитивное моделирование». В общем виде под когнитивным моделированием понимается исследование структуры системы и процессов ее функционирования и развития путем анализа ее когнитивной модели. В основе когнитивной модели системы лежит когнитивная карта, которая отражает субъективное представление исследователя о ней (индивидуальное или коллективное) в виде множества семантических категорий (называемых факторами или концептами) и набора причинно-следственных связей между ними.

Когнитивная модель представляет собой эффективный инструмент для разведочного, оценочного анализа ситуации. Она не позволяет получить точные, количественные характеристики исследуемой системы, но позволяет оценить тенденции и тренды, связанные с ее функционированием и развитием, и выявить значимые факторы, оказывающие наибольшее влияние на указанные процессы. Благодаря этому появляется возможность поиска, генерации и разработки эффективных решений по управлению системой, а также выявления рисков и разработки стратегий их снижения.

Процесс когнитивного моделирования начинается с построения когнитивной карты исследуемой системы на основе информации, получаемой от экспертов или путем анализа статистических данных. На следующем этапе происходит непосредственно моделирование, основными целями которого являются формирование и проверка гипотез о структуре исследуемой системы, позволяющих объяснить ее поведение, а также выработка стратегий поведения в той или иной ситуации с целью достижения заданных целевых состояний.

Задачи, решаемые с помощью когнитивного моделирования, можно разделить на две группы:

1. Задачи структурно-целевого анализа:
  - нахождение факторов, оказывающих наиболее значимое влияние на целевые;
  - выявление противоречий между целями;
  - выявление циклов обратной связи.
2. Задачи динамического анализа (сценарное моделирование):
  - саморазвитие («что будет, если ничего не делать?»);
  - управляемое развитие:
    - прямая задача («что будет, если ...?»);
    - обратная задача («как сделать, чтобы ...?»).

Таким образом, с помощью сценарного моделирования можно осуществлять прогнозирование состояния моделируемой системы при различных управляющих воздействиях, а также поиск альтернативных управляющих решений по приведению системы в целевое состояние.

В качестве математического аппарата, применяемого для представления когнитивных моделей и лежащего в основе методов их анализа, чаще всего используется нечеткая логика. Благодаря этому возник целый класс когнитивных моделей, основанный на различных типах нечетких когнитивных карт (НКК) – достаточно подробный обзор таких моделей можно найти, например, в монографии [3]. Одной из разновидностей НКК, хорошо зарекомендовавшей себя в практических задачах анализа и моделирования слабоструктурированных организационных, социальных и экономических систем являются НКК Силова, впервые предложенные в [11] и представляющие собой развитие знаковых когнитивных карт [9].

## 2. Формальное определение и структура нечеткой когнитивной карты Силова

Как уже отмечалось, когнитивная модель основана на формализации причинно-следственных связей, которые имеют место между факторами, характеризующими исследуемую систему. Результатом формализации является представление системы в виде причинно-следственной сети, называемой когнитивной картой и имеющей вид:

$$G = \langle E, W \rangle,$$

где  $E = \{e_1, e_2, \dots, e_K\}$  – множество факторов (называемых также концептами),  $W$  – бинарное отношение на множестве  $E$ , которое задает набор причинно-следственных связей между его элементами.

Концепты могут задавать как относительные (качественные) характеристики исследуемой системы, такие как популярность, социальная напряженность, так и абсолютные, измеримые величины – численность населения, стоимость и т.п. При этом с каждым концептом  $e_i$  связывается переменная состояния  $v_i$ , которая задает значение соответствующего показателя в определенный момент времени. Переменные состояния могут принимать значения, выраженные в некоторой шкале, в пределах установленных ограничений. Значение  $v_i(t)$  переменной состояния в момент времени  $t$  называется состоянием концепта  $e_i$  в данный момент времени. Таким образом, состояние моделируемой системы в любой момент времени описывается состоянием всех концептов, входящих в ее когнитивную карту.

Концепты  $e_i$  и  $e_j$  считаются связанными отношением  $W$  (обозначается  $(e_i, e_j) \in W$  или  $e_i W e_j$ ), если изменение состояния концепта  $e_i$  (причины) приводит к изменению состояния концепта  $e_j$  (следствия). В этом случае говорят, что концепт  $e_i$  оказывает влияние на концепт  $e_j$ . При этом если увеличение значения переменной состояния концепта-причины приводит к увеличению

значения переменной состояния концепта-следствия, то влияние считается положительным («усиление»), а если к уменьшению – отрицательным («торможение»). Тем самым, отношение  $W$  можно представить в виде объединения двух непересекающихся подмножеств  $W = W^+ \cup W^-$ , где  $W^+$  – множество положительных, а  $W^-$  – множество отрицательных связей.

Нечеткая когнитивная модель основана на предположении о том, что влияния между концептами могут различаться по интенсивности, при этом интенсивность может быть постоянной либо переменной во времени. Для учета данного обстоятельства  $W$  задается как нечеткое отношение, при этом способ его задания зависит от принимаемого подхода к формализации причинно-следственных связей. Когнитивная карта с нечетким отношением  $W$  называется нечеткой когнитивной картой.

Нечеткая когнитивная карта Силова представляет собой НКК, характеризующуюся следующими особенностями.

1. Переменные состояния концептов могут принимать значения на отрезке  $[0, 1]$ .

2. Интенсивность взаимовлияний считается постоянной, и таким образом, отношение  $W$  задается в виде набора чисел  $w_{ij}$ , характеризующих направление и степень интенсивности (вес) влияния между концептами  $e_i$  и  $e_j$ :

$$w_{ij} = w(e_i, e_j),$$

где  $w$  – нормированный показатель интенсивности влияния (характеристическая функция отношения  $W$ ), обладающий следующими свойствами:

а)  $-1 \leq w_{ij} \leq 1$ ;

б)  $w_{ij} = 0$ , если  $e_j$  не зависит от  $e_i$  (влияние отсутствует);

в)  $w_{ij} = 1$  при максимальном положительном влиянии  $e_i$  на  $e_j$ , т.е. когда любая реализация изменений в системе, связанных с концептом  $e_j$ , однозначно определяется действиями, связанными с концептом  $e_i$ ;

г)  $w_{ij} = -1$  при максимальном отрицательном влиянии, т.е. когда любая реализация изменений, связанных с концептом  $e_j$ , однозначно сдерживается действиями, связанными с концептом  $e_i$ ;

д)  $w_{ij}$  принимает значение из интервала  $(-1, 1)$  при промежуточной степени положительного или отрицательного влияния.

Легко заметить, что НКК данной структуры может быть наглядно представлена в виде взвешенного ориентированного графа, вершины которого соответствуют элементам множества  $E$  (концептам), а дуги – ненулевым элементам отношения  $W$  (причинно-следственным связям). Каждая дуга имеет вес, задаваемый соответствующим значением  $w_{ij}$ . При этом само отношение  $W$  представимо в виде матрицы размерности  $n \times n$  (где  $n$  – число концептов в системе), которая может рассматриваться как матрица смежности данного графа и называется когнитивной матрицей.

### 3. Состояние исследований в области идентификации нечетких когнитивных моделей

В процессе построения НКК можно выделить два этапа:

- структурная идентификация, которая подразумевает определение множества концептов  $E$  и четкого отношения  $W$  на этом множестве, т.е. установление самого факта наличия связей между концептами;
- параметрическая идентификация, которая подразумевает переход от четкого отношения  $W$  к нечеткому, т.е. определение весов связей (интенсивностей влияния) между концептами.

Основным источником информации на обоих этапах построения карты являются эксперты. В частности, на этапе структурной идентификации экспертом (или группой экспертов) формируется список концептов. Далее, на основе экспертных представлений о моделируемой ситуации, в когнитивную модель добавляются связи между концептами.

Наиболее распространенными методами, используемыми на этапе параметрической идентификации, также являются экспертные методы, которые делятся на прямые и косвенные. Прямые методы предполагают непосредственное (явное) задание весов экспертом. Косвенные

методы используются для снижения влияния субъективизма при задании весов, и в их основе лежит разбиение общей задачи определения весов на ряд более простых подзадач. Примерами косвенных методов являются метод парных сравнений Саати, метод множеств уровня Ягера и метод Черчмена-Акоффа. Описание этих методов применительно к задаче определения весов НКК можно найти в монографии [4] (раздел 3.2).

Вместе с тем, как отмечалось ранее, некоторые концепты могут задавать количественные параметры исследуемой системы, и, следовательно, иметь числовые переменные состояния. Если при этом имеется статистическая информация о значениях этих переменных, то эту информацию можно использовать для идентификации весов связей между такими концептами вместо экспертных оценок. Таким образом, наряду с экспертными методами, для идентификации параметров НКК можно использовать статистические методы. При этом возможность использования того или иного метода определяется характером имеющейся статистической информации. Так, в случае, если статистические данные о концептах представлены в виде пространственной выборки, для определения знаков и интенсивностей влияний между концептами может быть применена линейная регрессионная модель.

Метод, основанный на применении парной линейной регрессионной модели, предложен в монографии [2] (разделы 4.2-4.3). С его помощью возможно идентифицировать знак и интенсивность влияния между двумя концептами. При этом интерес представляют различные варианты обобщения данного метода, которые основаны на применении множественного регрессионного анализа и позволяют идентифицировать параметры влияния на концепт со стороны нескольких концептов.

Попытки применения корреляционного и множественного регрессионного анализа для построения нечетких когнитивных моделей социально-экономических систем были предприняты в работах [6, 7]. Тем не менее, представленные в данных работах результаты нельзя считать удовлетворительными по нескольким причинам. Во-первых, авторы используют корреляционно-регрессионный анализ для выявления самого факта наличия причинно-следственной зависимости между концептами, а также для установления направления этой зависимости. Вместе с тем, хорошо известно, что высокое значение коэффициента корреляции между факторами, как и достоверность построенной с их участием регрессионной модели, не являются достаточными основаниями для вывода о существовании причинно-следственной связи между этими факторами (тем более, не представляется возможным достоверно определить указанными способами направление этой связи). Во-вторых, в качестве весов связей между концептами авторы предлагают использовать значения коэффициентов регрессионных уравнений. Однако, полученные таким образом веса могут принимать значения, выходящие за границы диапазона  $[-1, 1]$ , что противоречит формальному определению НКК Силова. Наконец, в данных работах не исследуется проблема мультиколлинеарности, т.е. высокой взаимной корреляции объясняющих переменных в регрессионных моделях, что неизбежно приводит к наличию в полученных НКК большого количества избыточных связей.

Подход, предложенный в работе [8], также основан на множественном регрессионном анализе и при этом свободен от перечисленных недостатков. Тем не менее, ряд проблем, связанных с идентификацией нечетких когнитивных моделей на основе статистических данных, по-прежнему остается актуальным.

Прежде всего отметим, что поскольку моделируемые системы являются динамическими (т.е. их состояние изменяется с течением времени), то весьма вероятно, что статистическая информация о них чаще всего будет представляться в форме временных рядов. И в подобной ситуации регрессионный анализ плохо применим, поскольку одной из его предпосылок является представление данных в виде пространственной выборки. С учетом этого, представляется целесообразной разработка методов идентификации весов связей между концептами на основе анализа временных рядов. Частично этот вопрос затрагивался в работе [10], однако в ней не был предложен подход к идентификации, основанный непосредственно на анализе временных рядов – основное внимание было уделено корреляционному анализу.

Кроме того, перспективной представляется задача разработки методов структурной идентификации НКК на основе статистических данных. При этом, как было упомянуто выше,

методы, основанные на анализе пространственной выборки, не позволяют решить вопрос установления причинно-следственной связи между концептами. В то же время, методы анализа временных рядов такую возможность предоставляют.

Далее описываются предлагаемые подходы к решению обеих указанных задач.

#### 4. Применение теста Грэнджера на причинность для решения задачи структурной идентификации

Как отмечалось выше, решение о добавлении в когнитивную модель связи между двумя концептами принимается на основе экспертных представлений о моделируемой системе. Даже если имеются статистические данные о концептах в виде пространственной выборки, по таким данным невозможно установить ни наличие причинно-следственной зависимости между концептами, ни направление таковой в том случае, если она имеется. В этой ситуации статистическая информация используется лишь для идентификации знака и интенсивности влияния, если таковое, по мнению эксперта, имеет место.

Если же имеются статистические данные о некоторых концептах  $X$  и  $Y$  в виде временных рядов, то для проверки возможности и целесообразности добавления связи между ними можно использовать тест Грэнджера на причинность [5].

Идея теста состоит в следующем: если  $X$  влияет на  $Y$ , то изменения  $X$  должны предшествовать изменениям  $Y$ , но не наоборот. При этом должны выполняться два условия:

- $X$  должен вносить значимый вклад в прогноз  $Y$ ;
- $Y$  не должен вносить значимого вклада в прогноз  $X$ .

Если же каждая переменная вносит значимый вклад в прогноз другой, то возможны следующие варианты:

- между ними есть двунаправленная зависимость;
- существует третья переменная, влияющая на обе.

В тесте Грэнджера последовательно проверяются две нулевые гипотезы:

- « $X$  не является причиной  $Y$  по Грэнджеру»;
- « $Y$  не является причиной  $X$  по Грэнджеру».

Для проверки этих гипотез строятся две регрессии, в каждой из которых зависимой переменной является одна из проверяемых на причинность переменных, а регрессорами выступают лаги обеих переменных:

$$y_t = a_0 + a_1 y_{t-1} + \dots + a_p y_{t-p} + b_1 x_{t-1} + \dots + b_p x_{t-p} + \varepsilon_t; \quad (1)$$

$$x_t = c_0 + c_1 x_{t-1} + \dots + c_p x_{t-p} + d_1 y_{t-1} + \dots + d_p y_{t-p} + u_t. \quad (2)$$

Для каждой из регрессий (1) и (2) нулевая гипотеза заключается в том, что коэффициенты при лагах второй переменной одновременно равны нулю:

$$H_0^1 : b_1 = \dots = b_p = 0; \quad (3)$$

$$H_0^2 : d_1 = \dots = d_p = 0. \quad (4)$$

Для тестирования гипотез (3) и (4) следует применять F-тест. Чтобы прийти к заключению, что  $X$  влияет на  $Y$ , необходимо, чтобы первая гипотеза была отвергнута, а вторая принята (как правило, при уровне значимости, равном 0,05).

На результат теста влияет количество включенных в регрессии лаговых переменных. Поэтому рекомендуется проделывать тест при разных значениях  $p$ .

Наличие между переменными причинности по Грэнджеру не гарантирует существования между ними причинно-следственной связи, но означает *возможность* наличия такой связи. В то же время, отсутствие причинности по Грэнджеру гарантирует, что такой связи нет. Иными словами, обнаружение причинности по Грэнджеру между временными рядами является *необходимым, но не достаточным* условием наличия причинно-следственной связи между соответствующими концептами. Поэтому окончательное решение о добавлении связи в когнитивную модель остается за экспертом.

Итак, пусть в когнитивную модель были включены концепты  $X_1, \dots, X_n$ , о которых имеются данные в виде временных рядов  $x_1^1, \dots, x_t^n$ . Далее на этапе структурной идентификации необходимо выяснить, между какими парами концептов следует добавить связи. С этой целью следует провести описанный тест между рядами, соответствующими каждой паре концептов.

При этом необходимо учитывать, что влияния между концептами могут реализовываться не только непосредственно, но и транзитивно. В последнем случае между соответствующими временными рядами также будет обнаружена причинность по Грэнджеру, но с более длинным лагом (т.е. при больших значениях  $p$ ), чем при непосредственном влиянии. Поскольку наличие связи между концептами в когнитивной модели означает, что изменение состояния концепта-причины приводит к изменению состояния концепта-следствия за один шаг (равный одному такту моделирования), то вопрос о добавлении связи следует поднимать лишь при обнаружении между временными рядами причинности при минимально возможном  $p$ .

### 5. Параметрическая идентификация на основе анализа модели временного ряда с распределенным лагом

На этапе параметрической идентификации необходимо определить знаки и веса всех связей между концептами, добавленных в модель по итогам этапа структурной идентификации.

Выбирая модель временного ряда для задачи определения весов связей НКК, необходимо соотносить ее с моделью импульсного процесса, которую предполагается использовать для динамического анализа данной карты. Исследование различных моделей импульсного процесса можно найти в одной из предыдущих работ авторов [12].

Дальнейшее изложение предлагаемого подхода приводится на примере наиболее распространенной модели импульсного процесса – аддитивной модели с абсолютными изменениями. В рамках этой модели предполагается, что изменение состояния концепта  $Y$  на текущем шаге  $t$  определяется (не считая управляющих и внешних воздействий) абсолютными изменениями состояний влияющих концептов на предыдущем шаге ( $t-1$ ). При этом предыдущие изменения самого концепта  $Y$  не учитываются. С учетом этих обстоятельств, для простейшего случая (такого, когда влияние на концепт  $Y$  реализуется со стороны одного концепта  $X$ ) получаем выражение:

$$\Delta y_t = a_1 \Delta x_{t-1} + \varepsilon_t, \quad (5)$$

где  $\Delta y_t = y_t - y_{t-1}$ ;  $\Delta x_{t-1} = x_{t-1} - x_{t-2}$ ;  $a_1$  – коэффициент, характеризующий интенсивность передачи влияния  $X$  на  $Y$ ;  $\varepsilon_t$  – ошибка.

Легко видеть, что модель (5) эквивалентна следующей:

$$y_t = a_0 + a_1 x_{t-1} + u_t, \quad (6)$$

где  $a_0$  – свободный член;  $u_t$  – ошибка.

Представленная модель (6) является частным случаем модели временного ряда с распределенным лагом ( $DL$ ), которая, в свою очередь, может быть представлена как частный случай модели авторегрессии и распределенного лага ( $ADL$ ) [5].

Эта модель может быть оценена по методу наименьших квадратов (по сути это модель регрессии значений концепта  $Y$  на предыдущие значения влияющего концепта  $X$ ), в результате чего можно получить искомое значение  $a_1$  (коэффициент регрессии).

Представленная модель естественным образом обобщается на случай нескольких влияющих концептов (при этом получается модель множественной регрессии, применение которой к задаче параметрической идентификации подробно рассматривалось авторами в работе [8]).

Принцип перехода от коэффициентов регрессии к весам связей следует использовать тот же, что и при применении регрессионного анализа. Этот принцип также был подробно описан в работе [8].

### 6. Экспериментальная проверка предложенных подходов к структурной и параметрической идентификации

Пусть в нечеткую когнитивную модель добавлены концепты  $X$  и  $Y$ , о которых имеется статистическая информация в форме временных рядов. Соответствующие концептам временные ряды представлены для наглядности в виде графиков на рисунке 1.

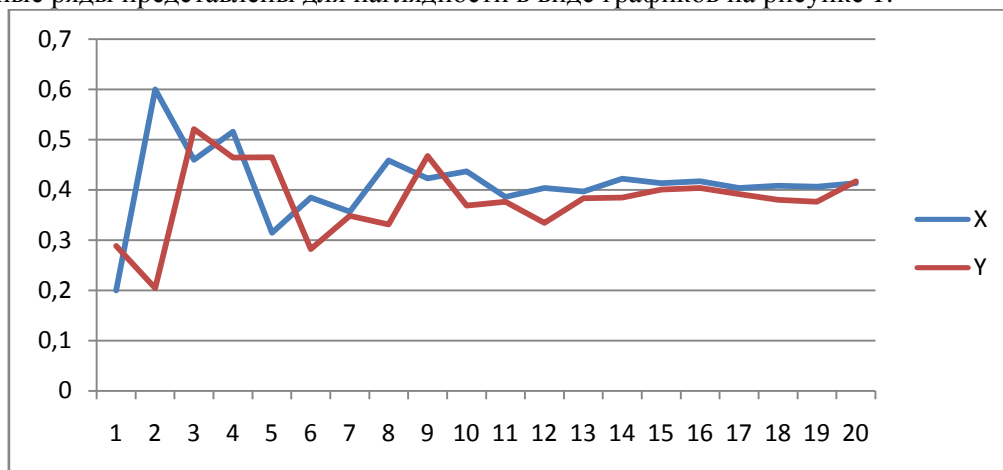


Рисунок 1. Графики временных рядов, соответствующих концептам  $X$  и  $Y$ .

В соответствии с изложенным подходом к структурной идентификации, приняв  $p = 1$ , построим следующие регрессии:

$$y_t = a_0 + a_1 y_{t-1} + b_1 x_{t-1} + \varepsilon_t; \tag{7}$$

$$x_t = c_0 + c_1 x_{t-1} + d_1 y_{t-1} + u_t. \tag{8}$$

Оценив модели (7) и (8) по методу наименьших квадратов, получим:

$$y_t = 0,011 + 0,053 y_{t-1} + 0,858 x_{t-1}; \tag{9}$$

$$x_t = 0,61 - 0,31 x_{t-1} - 0,159 y_{t-1}. \tag{10}$$

Далее для каждой из построенных регрессий (9) и (10) необходимо проверить гипотезу о равенстве нулю коэффициента при лаге второй переменной, то есть  $H_0^1: b_1 = 0$  и  $H_0^2: d_1 = 0$ . Проверив их при помощи F-теста, выясняем, что первая гипотеза отвергается при уровне значимости 0,05, а вторая принимается. Таким образом,  $X$  является причиной  $Y$  по Грэнджеру при  $p = 1$ . Обнаружение между этими концептами причинности по Грэнджеру при минимальном  $p$  является основанием для постановки перед экспертом вопроса о добавлении в нечеткую когнитивную модель связи, направленной от концепта  $X$  к концепту  $Y$ .

Предположим, что эксперт принял решение о добавлении в модель такой связи. В таком случае те же статистические данные о концептах, что использовались на предыдущем этапе, могут быть использованы для идентификации знака и силы влияния между концептами. Для этого построим по имеющимся временным рядам модель

$$y_t = a_0 + a_1 x_{t-1} + u_t, \tag{11}$$

оценив которую по методу наименьших квадратов, получим  $a_1 = 0,857$ . Коэффициент детерминации  $R^2$  построенной модели (11) равен 0,9, что говорит о ее приемлемом качестве, при этом найденное значение  $a_1$  является значимым по t-критерию Стьюдента. При помощи преобразований, описанных в работе [8], перейдем от полученного коэффициента регрессии к интенсивности влияния концепта  $X$  на концепт  $Y$ , получим в итоге  $w_{XY} = 0,88$  (при параметре нормировочной функции  $b = 3$ ).

### 7. Заключение

В работе были рассмотрены задачи структурной и параметрической идентификации нечетких когнитивных моделей и существующие методы их решения: экспертные и статистические.

Обоснована целесообразность разработки новых подходов к решению этих задач на основе методов анализа временных рядов. Для решения задачи структурной идентификации предложен подход, основанный на применении теста Грэнджера на причинность. Также рассмотрен возможный подход к параметрической идентификации на основе анализа модели временного ряда с распределенным лагом. Приведены результаты экспериментальной проверки предложенных подходов.

Рассмотрим также возможные направления дальнейших исследований, представляющие наибольший интерес.

Во-первых, одна из особенностей анализа данных, представленных в форме временных рядов, состоит в том, что, помимо самих измерений (уровней ряда), имеется информация о моментах реального времени, в которые эти измерения были получены. Зная разницу во времени между двумя последовательными уровнями временных рядов (и, следовательно, зная время распространения воздействия между непосредственно связанными концептами), можно приближенно соотнести такты модельного времени с реальным временем моделируемой системы и, таким образом, повысить точность и конкретность прогноза, получаемого в результате динамического (сценарного) анализа когнитивной модели.

Во-вторых, существующие модели импульсного процесса целесообразно развивать в направлении учета «разнотемповости» влияний: между разными парами концептов влияния могут распространяться с разной скоростью (за разное число тактов моделирования). При этом скорости распространения влияний между парами концептов определяются на основе анализа соответствующих им пар временных рядов.

Наконец, использование для идентификации нечеткой когнитивной модели статистических данных, представленных в форме временных рядов, открывает новые возможности для верификации этой модели. В случае, если статистические данные достаточно обширны, для идентификации модели можно использовать только часть из них, а оставшуюся часть – для ее верификации. Степень адекватности построенной модели будет определяться тем, насколько точно она воспроизводит в ходе динамического моделирования ту часть данных, по которым она обучалась, и насколько эффективно она при этом «прогнозирует» данные, которые в обучении не участвовали.

## 8. Литература

- [1] Авдеева, З.К. Когнитивное моделирование для решения задач управления слабоструктурированными системами (ситуациями) / З.К. Авдеева, С.В. Коврига, Д.И. Макаренко // Управление большими системами. – 2007. – Вып. 16. – С. 26-39.
- [2] Аверченков, В.И. Мониторинг и прогнозирование региональной потребности в специалистах высшей научной квалификации: монография / В.И. Аверченков, В.М. Кожухар, А.Г. Подвесовский, А.С. Сазонова; под ред. В.И. Аверченкова, В.М. Кожухара. – Брянск: БГТУ, 2010. – 163 с.
- [3] Борисов, В.В. Нечеткие модели и сети / В.В. Борисов, В.В. Круглов, А.С. Федулов. – М.: Горячая линия – Телеком, 2012. – 284 с.
- [4] Ерохин, Д.В. Стратегическое управление инновационной деятельностью предприятия: монография / Д.В. Ерохин, Д.Г. Лагерев, Е.А. Ларичева, А.Г. Подвесовский. – Брянск: БГТУ, 2010. – 196 с.
- [5] Магнус, Я.Р. Эконометрика. Начальный курс / Я.Р. Магнус, П.К. Катышев, А.А. Пересецкий. – М.: Дело, 2004. – 576 с.
- [6] Макарова, Е.А. Алгоритмы интеллектуального анализа показателей качества жизни в сфере здравоохранения на региональном уровне / Е.А. Макарова, Э.Р. Габдуллина, Е.Ш. Закиева, К.М. Валиуллина // Информационные технологии интеллектуальной поддержки принятия решений (ITIDS'2016): труды IV междунар. конф. – Уфа: УГАТУ, 2016. – Т. 2. – С. 222-228.
- [7] Макарова, Е.А. Алгоритмы формирования знаний для построения когнитивной модели качества жизни в сфере высшего образования на региональном уровне / Е.А. Макарова, Е.Ш. Закиева, Э.Р. Габдуллина, А.Э. Махмутова // Информационные технологии



- интеллектуальной поддержки принятия решений (ITIDS'2016): труды IV междунар. конф. – Уфа: УГАТУ, 2016. – Т. 2. – С. 54-59.
- [8] Подвесовский, А.Г. Применение множественного регрессионного анализа для параметрической идентификации нечетких когнитивных моделей / А.Г. Подвесовский, Р.А. Исаев // Информационные технологии интеллектуальной поддержки принятия решений (ITIDS'2016): труды IV междунар. конф. – Уфа: УГАТУ. – 2016. – Т. 2. – С. 28-33.
- [9] Робертс, Ф.С. Дискретные математические модели с приложениями к социальным, биологическим и экологическим задачам / Ф.С. Робертс. – М.: Наука, 1986. – 496 с.
- [10] Рогачев, А.Ф. Проблемы статистического оценивания параметров когнитивной карты на основе корреляционного анализа / А.Ф. Рогачев, Е.В. Мелихова // Международная научная конференция «Физико-математические науки: теория и практика». – М., 2014. – С. 55-62.
- [11] Силов, В.Б. Принятие стратегических решений в нечеткой обстановке / В.Б. Силов. – М.: ИНПРО-РЕС, 1995. – 228 с.
- [12] Isaev, R.A. Generalized Model of Pulse Process for Dynamic Analysis of Sylov's Fuzzy Cognitive Maps / R.A. Isaev, A.G. Podvesovskii // 3rd International conference "Information Technology and Nanotechnology" (ITNT 2017). – CEUR Workshop Proceedings. – 2017. – Vol. 1904. – P. 57-63.

# Application of time series analysis for structural and parametric identification of fuzzy cognitive models

R.A. Isaev<sup>1</sup>, A.G. Podvesovskii<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Bryansk State Technical University, 50 let Oktyabrya Ave. 7, Bryansk, Russia, 241035

**Abstract.** The article deals with problems of structural and parametric identification of fuzzy cognitive models on the basis of statistical data analysis. The feasibility of application of time series analysis for solving these problems is justified. The Granger causality test is proposed to use for structural identification. An approach for parametric identification, based on distributed-lag time series model, is also proposed. The results of experimental verification of the proposed approach are presented.

**Keywords:** cognitive modeling, fuzzy cognitive map, identification of fuzzy cognitive models, time series analysis.