

Комбинированная когнитивная модель прогнозирования деятельности университета*

Цель исследования. Целью исследования является разработка модели прогнозирования показателей деятельности университета на основе когнитивного подхода, в основе которого лежит построение когнитивной карты, отражающей влияние на базовые показатели совокупности латентных факторов и обеспечивающей решение задачи сценарного прогнозирования. Степень достижения требуемых значений базовых показателей, определяющих рейтинг университета, зависит от величины приращения выявленных латентных факторов. Разработанная модель позволяет выбрать наиболее предпочтительный вариант сценарного прогнозирования показателей деятельности университета в условиях существующих ограничений на ресурсы, выделяемые на приращение латентных факторов.

Материалы и методы. Для достижения поставленной цели использованы методы когнитивного моделирования на основе серых нечетких когнитивных карт (НКК) в комбинации с методами интервальной математики и каузальной алгебры. Применение рассмотренного подхода позволило снизить неопределенность экспертных оценок силы взаимосвязи между концептами когнитивной карты за счет использования при описании взаимосвязей между концептами не точечных оценок, а специальных конструкций в виде интервальных оценок, что обеспечило повышение достоверности результатов моделирования. Разработанная модель построена на основе ансамбля серых НКК, что в свою очередь позволило повысить точность и достоверность прогнозной модели. Предложенный подход к решению задачи обеспечения прогнозирования деятельности

университета позволил разработать адекватную когнитивную модель.

Результаты. Разработанная когнитивная модель деятельности университета позволила анализировать динамику изменения факторов и их влияния на базовые показатели, а также динамику развития системы показателей в целом. Проведенный расчет позволил выбрать наиболее приемлемый с точки зрения затрат сценарий приращения значений латентных факторов для получения необходимого значения рейтинга университета в рамках международного институционального рейтинга университетов QS. Проведен сравнительный анализ результатов сценарного прогнозирования на основе обычной НКК, серой НКК и ансамбля серых НКК, который показал преимущество предложенного подхода.

Заключение. В ходе выполнения исследования разработана нечеткая когнитивная модель сценарного прогнозирования мероприятий по достижению требуемых значений целевых показателей деятельности университета в международном институциональном рейтинге QS на основе ансамбля серых НКК. Разработанная модель обеспечивает в условиях заданных ограничений получение наиболее приемлемого сценария планирования приращения базовых показателей до целевых значений за счет идентификации влияющих на них латентных факторов и расчета необходимых значений импульсных воздействий на латентные факторы.

Ключевые слова: нечеткое когнитивное моделирование, сценарное прогнозирование, ансамбль серых нечетких когнитивных карт, нечеткое интервальное множество.

Andrey A. Mikryukov, Mikhail E. Mazurov

Plekhanov Russian University of Economic, Moscow, Russia

Combined Cognitive Model for Forecasting University Activities

Purpose of the study. The purpose of the study is to develop a model for predicting university performance indicators based on a cognitive approach, which is based on the construction of a cognitive map that reflects the influence of a set of latent factors on the basic indicators and provides a solution to the problem of scenario forecasting. The degree of achievement of the required values of the basic indicators that determine the ranking of the university depends on the magnitude of the increment of the identified latent factors. The developed model makes it possible to choose the most preferable variant of scenario forecasting under the existing restrictions on the resources allocated for the increment of latent factors.

Materials and methods. To achieve this goal, cognitive modeling methods based on gray fuzzy cognitive maps (FCM) were used in combination with methods of interval mathematics and causal algebra. The application of the considered approach made it possible to reduce the uncertainty of expert estimates of the strength of the relationship between the concepts of the cognitive map due to the use of special constructions in the form of interval estimates rather than point estimates when describing the relationships

between the concepts, which ensured an increase in the reliability of the modeling results. The developed model is created based on an ensemble of gray FCMs, which, in turn, made it possible to increase the accuracy and reliability of the predictive model. The proposed approach to solving the problem of predicting the activities of the university made it possible to develop an adequate cognitive model.

Results. The developed cognitive model of the university's activities made it possible to analyze the dynamics of changes in factors and their influence on basic indicators, as well as the dynamics of the development of the system of indicators. The calculation made it possible to choose the most cost-effective scenario for incrementing the values of latent factors to obtain the required value of the university ranking in the framework of the QS international institutional ranking of universities. A comparative analysis of the results of scenario forecasting based on conventional FCM, gray FCM, and an ensemble of gray FCM was carried out, which showed the advantage of the proposed approach.

Conclusion. During the study, a fuzzy cognitive model was developed for scenario forecasting of measures to achieve the

* Работа выполнена при финансовой поддержке ФГБОУ ВО «РЭУ им. Г.В. Плеханова»

required values of university performance targets in the QS international institutional ranking based on an ensemble of gray FCMs. The developed model provides, under the given constraints, obtaining the most acceptable scenario for planning the increment of basic indicators to target values by identifying the latent factors

influencing them and calculating the required values of impulse effects on latent factors.

Keywords: fuzzy cognitive modeling, scenario forecasting, ensemble of gray fuzzy cognitive maps, fuzzy interval set.

Введение

В статье рассматривается актуальная задача, связанная с необходимостью повышения позиции РЭУ им. Г.В. Плеханова в авторитетном международном институциональном рейтинге Quacquarelli Symonds (QS), что должно обеспечить повышение конкурентоспособности университета при выполнении Программы развития университета на 2021–2030 годы в рамках реализации Программы стратегического академического лидерства «Приоритет-2030». Для решения поставленной задачи был проведен анализ существующих моделей, используемых для описания функционирования плохо формализуемых и слабоструктурированных социально-экономических и социально-технических систем, к классу которых относятся высшие учебные заведения.

При моделировании таких систем широкое распространение находят применение когнитивные модели на основе когнитивных карт, представленные в работах отечественных и зарубежных ученых [1–11]. Проведенный анализ литературных источников показал, что одним из подходов, достаточно хорошо показавшим себя при моделировании плохо формализуемых и слабоструктурированных систем, является нечеткое когнитивное моделирование (НКМ), объединяющее методы их лингвистического, аналитического и статистического описания [3, 7–10].

Неоспоримым преимуществом НКМ в сравнении с другими подходами является возможность формального описания неизмеримых факторов, представление взаимосвя-

зисимостей между объектами и компонентами в виде нечетких отношений взаимовлияния с использованием методов нечеткой каузальной алгебры, а также использование неполной, нечеткой, в том числе противоречивой информации. НКМ позволяет наилучшим образом отразить неопределенность динамики, а также состояние концептов когнитивной карты и их взаимосвязей.

Модель НКК дает возможность описать поведение сложной системы в целом, а каждый концепт НКК – ее факторную характеристику. В настоящее время на основе НКМ базируется большинство современных систем моделирования и прогнозирования сложных слабоструктурированных систем, отличающихся высокой степенью неопределенности и стохастичности, к классу которых относятся социальные системы, социально-экономические и организационно-технические системы и др. Используемые при когнитивном моделировании инструменты могут обеспечить проведение разведочного и оценочного анализа различных стратегий поведения таких систем, позволяющего в том числе прогнозировать сценарии их развития [8].

Одной из распространенных проблем при построении когнитивных моделей является недостаточная степень адекватности модели объекту исследования, а также несоответствие требованиям по точности и достоверности, что не позволяет принимать на основе таких моделей рациональные управленческие решения. Как правило, указанные недостатки напрямую связаны с отсутствием необходимых достоверных данных, наличи-

ем большого количества неопределенностей и скрытых количественных и качественных закономерностей, присущих таким системам. Таким образом, задача обеспечения адекватности разрабатываемой модели, а также ее точности и достоверности является актуальной.

В статье предложен новый подход к построению когнитивной модели деятельности университета как плохо формализуемой и слабоструктурированной системы на основе использования разновидности обобщенных НКК, получивших название серых НКК, особенностью которых является возможность представления силы связей между концептами с помощью специальных конструкций в виде интервальных оценок [5, 12]. В этом случае существенно снижается погрешность в оценке силы связей между концептами, которая носит выраженный субъективный характер и не сводится к некоторой усредненной точечной числовой величине, а представляется в виде интервальных значений.

Для повышения точности и достоверности получения конечного результата прогнозирования на основе когнитивной модели разработан подход на основе ансамбля серых НКК, в котором реализовано несколько вариантов формализации знаний и опыта экспертов, а также метода взвешенного голосования, позволяющего получить более точный результат по сравнению с единичной НКК.

Разработанная когнитивная модель позволила в условиях заданных ресурсных ограничений найти наиболее приемлемый сценарий поэтапного планирования приращения

базовых показателей деятельности университета до целевых значений.

Когнитивная модель сценарного прогнозирования показателей деятельности университета на основе серой нечеткой когнитивной карты

Для решения поставленной задачи предложен подход к сценарному прогнозированию на основе серой нечеткой когнитивной карты, отличительной особенностью которой является использование специальной конструкции, позволяющей снижать неопределенность (разброс) оценок экспертами состояний концептов когнитивной карты. НКК задается с помощью кортежа множеств [8]:

$$НКК = \langle C, F, W \rangle,$$

где $C = \{C_j\}$ – множество концептов – вершин графа, в качестве которых выступают факторы, являющиеся наиболее значимыми в рассматриваемой задаче;

$F = \{F_k\}$ – множество направленных дуг графа связей между концептами;

$W = \{W_{ij}\}$ – множество весов связей НКК (связи могут быть положительными (усиливающими, $W_{ij} > 0$) и отрицательными (ослабляющими, $W_{ij} < 0$) влияние концепта C_i на концепт C_j).

Значения весов W_{ij} задаются с помощью нечеткой лингвистической шкалы. Каждому значению лингвистической переменной ставится в соответствие некоторый интервал $[0, 1]$ для положительных связей или интервалу $[-1, 0]$ – для отрицательных связей.

В произвольный дискретный момент времени $t = 0, 1, 2, \dots, n$ состояния НКК описывается уравнением

$$X_i(t+1) = f \left[X_i(t) \sum_{j=1}^n W_{ij} X_j(t) \right], (1)$$

$i = 1, 2, \dots, n,$

где $X_i(t)$ – значение переменной состояния i – го концепта C_j в момент времени $(t + 1)$; n – число концептов НКК, f – нелинейная функция концепта. Начальные условия для расчета определяются вектором $X(0) = (X_1(0), X_2(0), \dots, X_n(0))^T$.

Каждый концепт характеризуется терм-множеством лингвистической переменной

$$T_i = \{T_1^i, T_2^i, \dots, T_{m_j}^i\} \quad (2)$$

где m_j – число типовых состояний i -го концепта. Для описания каждого термина T_{ki} строится терм – множество с функцией принадлежности $\mu_{T_j}(x)$. Связи между типовыми состояниями каждой пары концептов задаются нечеткими переменными, описываемыми соответствующими нечеткими множествами.

Значения весов (силы связей) W_{ij} задаются с помощью нечеткой лингвистической шкалы, представляющей собой упорядоченное множество лингвистических значений (термов) оценок силы связи, например вида: СИЛА_СВЯЗИ = {Не влияет; Слабая; Средняя; Сильная; Очень сильная}.

Каждому из этих значений ставится в соответствие некий числовой диапазон, принадлежащий отрезку $[0, 1]$ для положительных связей (табл. 1), или отрезку $[-1, 0]$ для отрицательных связей.

В общем случае взвешенный орграф с произвольными значениями весов $W_{ij} \in [-1, 1]$ описывается динамикой из-

менения его состояния во времени. Состояние орграфа (НКК) при этом определяется совокупностью состояний его концептов C_j , ($i = 1, 2, \dots, n$), каждое из которых описывается переменной состояния $X_i(t)$, принимающей значения в интервале $[0, 1]$.

С целью устранения указанного недостатка предложено использование подхода на основе специальных конструкций, реализованных в нечетких когнитивных моделях на основе серых НКК, позволяющих описывать веса связей между концептами когнитивной карты не точечными оценками, а интервальными числами, заданными на нечетких интервальных множествах [5].

В этом случае уравнение состояния НКК (1) может быть представлено выражением (3)

$$X_i(t+1) = f \left(X_i(t) \oplus \left(\bigoplus_{j=1(j \neq i)}^n (W_{ji} \otimes X_j(t)) \right) \right) \quad (3)$$

$i = 1, 2, \dots, n,$

где: f – функция активации, а веса связей W_{ji} , а также переменные состояния $X_i(t+1)$, $X_j(t)$ представляют собой интервальные числа, которые представляют собой элементы нечетких интервальных множеств. Операции сложения \oplus и умножения \otimes интервальных чисел задаются на нечетких интервальных множествах.

Серое множество $A \subseteq X$ может быть представлено в виде

$$A = \{ \langle x, [\underline{x}, \bar{x}] \rangle | x \in X \}. \quad (4)$$

Элементы $x \in [\underline{x}, \bar{x}] \leq A$ серого множества могут при-

Таблица 1 (Table 1)

Оценка силы связи между концептами
Evaluation of the strength of the relationship between concepts

Лингвистическое значение	Числовой диапазон	Обозначение термина	Точечная оценка силы связей+
Не влияет	0	Z	0
Очень слабая	(0; 0,15)	VL	0,12
Слабая	(0,15; 0,35)	L	0,23
Средняя	(0,35; 0,60)	M	0,47
Сильная	(0,6; 0,85)	H	0,72
Очень сильная	(0,86; 1,0)	VH	0,93

нимать значения в диапазоне $[x, \bar{x}] \in [0, 1]$, где x и \bar{x} – нижняя и верхняя граница серого числа, X – универсальное множество. Число $\delta x = (x, -\bar{x})$ носит название серости числа x , а число $x^0 = (x, -\bar{x})/2$ – «отбеленное» (центральное) значение этого числа.

Весы связей между концептами серой НКК задаются в виде серых чисел $[W_{ij}, \bar{W}_{ij}]$. Переменные состояния концептов также описываются серыми числами, значения которых лежат в интервале $[X_{ij}, \bar{X}_{ij}]$ и определяются уравнением (3).

В общем случае применение интервального подхода обладает рядом преимуществ [5]:

- не требуется знание вероятностных характеристик неопределенных факторов, которые редко бывают точно известны на практике;

- при минимаксном подходе получают строгие оценки для самих искомых величин, а не для вероятностей или математических ожиданий, что имеет важное значение при наличии малого числа измерений параметров и одной или нескольких реализаций;

- статистические характеристики не могут гарантировать определенный исход одного конкретного опыта;

- во всех случаях даются гарантированные двусторонние аппроксимации искомых решений.

Точность интервального результата полностью определяется следующими факторами: неопределенностью в задании исходных данных; значениями округлений при выполнении операций, изменяющих или порождающих интервальные объекты; приближенным характером используемого численного метода; а также степенью учета зависимостей между участвующими в вычислении интервальными объектами (переменными и константами).

На первом этапе исследования проведена идентификация и интерпретация скрытых

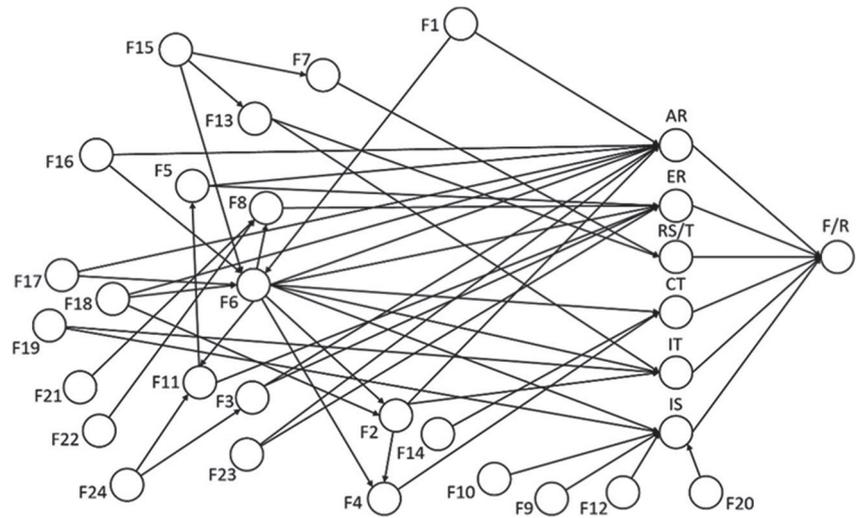


Рис. 1. Когнитивная карта на основе графа взаимосвязи факторов, базовых показателей и функционала

(Обозначения: F/R – функционал/рейтинг, (F1-F24) – латентные факторы)

Fig. 1. Cognitive map based on the graph of the relationship of factors, basic indicators and functional

(Denotations: F/R - functional/rating, (F1-F24) - latent factors)

(латентных факторов), влияющих на целевые показатели, и оценка их значимости с использованием методов факторного анализа [13-15].

На следующем этапе разработана когнитивная модель, включающая ансамбль серых НКК, построенных с учетом различных вариантов формализации знаний и опыта экспертов в указанной предметной области.

На рис. 1 представлена серая когнитивная карта в виде знакового ориентированного графа, отражающая влияние совокупности факторов на базовые показатели деятельности университета и рейтинговый показатель [16-18].

Когнитивная карта отражает взаимосвязи латентных факторов, базовых показателей и функционала с учетом полученных на основе факторного анализа в работе [15] значений корреляционных зависимостей между функционалом и базовыми показателями, а также экспертными оценками взаимовлияния латентных факторов и их влияния на целевые показатели.

Взаимосвязь базовых показателей и функционала

определяются формулой (5) в соответствии с правилами международного институционального рейтинга QS.

$$R = \sum_{i=1}^6 w_i x_i, \quad (5)$$

где w_i – вес соответствующего показателя; x_i – его значение.

На рис. 1 приняты следующие обозначения: F – функционал; R – рейтинг университета, Базовые показатели заданы правилами международного институционального рейтинга QS [19]: AP – академическая репутация; PP – репутация у работодателя; ОСП – отношение числа студентов к числу преподавателей; ЦП – показатель цитируемости преподавателей; МП – число международных преподавателей; МС – число международных студентов. Факторы представляют собой группы определенных переменных, коррелирующих между собой больше, чем с переменными, входящими в другой фактор. Таким образом, содержательный смысл факторов был выявлен путем исследования корреляционной матрицы исходных данных. Весовые значения силы связей между факторами заданы

на основе экспертных оценок с учетом интервальной шкалы (нижнее и верхнее значения, т.е. серость и «отбеленное» значение этого числа). F1 – фактор «Научные школы и диссертационные советы» (0,5-0,7; 0,6); F2 – фактор «Совместные научные проекты» (0,2-0,4; 0,3); F3 – Наличие базовых кафедр (0,1-0,3; 0,2); F4 – Число публикаций в БД Scopus (0,5-0,7; 0,6); F5 = Востребованные направления подготовки (0,3); F6 = уровень квалификации НПП (0,1-0,3; 0,2); F7 = Число НПП (0,5-0,7; 0,6); F8 = Уровень компетенции студентов (0,4-0,6; 0,5); F9 = НПП с языковой подготовкой (0,3-0,5; 0,4); F10 = Места в общежитии (0,1-0,3; 0,2); F11 = Востребованность выпускников у работодателей (0,2-0,4; 0,3); F12 = Площади для образовательной деятельности (0,2-0,4; 0,3); F13 – Уровень оплаты НПП (0,3-0,5; 0,4); F14 = Стимулирующие факторы (0,1-0,3; 0,2); F15 = Расширение соцпакета НПП (0,2-0,4; 0,3); F16, Изменение структуры занятости НПП (0,2-0,4; 0,3); F17, Доля НПП, планирующих строить интернациональную научную карьеру (0,1-0,3; 0,2); F18, Академическая мобильность НПП (0,2-0,4; 0,3); F19, Конвергенция образовательных программ с иностранными вузами (0,3-0,5; 0,4); F20, Иностранная абитуриентская компания (0,2-0,4; 0,3); F21, Увеличение

числа On-line курсов MOOCs (0,2-0,4; 0,3), F22, Внедрение индивидуальных образовательных траекторий (0,3-0,5; 0,4); F23, Внедрение дистанционных технологий (0,2-0,4; 0,3); F24, Теснота взаимосвязи с работодателем (0,3-0,5; 0,4).

Для повышения точности полученного решения когнитивная модель построена на основе прогнозирующего ансамбля, идея применения которого основана на комбинации результатов прогнозирования нескольких моделей когнитивных карт (рис. 2).

В работах [20,21] отмечается, что перспективным направлением повышения точности решений является объединение (композиция) множества отдельных алгоритмов в одну систему. В этом случае ошибки отдельных алгоритмов взаимно компенсируются. Ансамблевая организация рассматривается в ряде работ [22-24]. В работе [23] экспериментально доказана эффективность применения ансамблевой организации для распознавания изображений.

В настоящее время известно несколько методов построения прогнозирующих ансамблей. Преимущества ансамбля моделей по сравнению с отдельной моделью, входящей в ансамбль, обусловлено следующими причинами [23]:

1. Ансамбль уменьшает среднеквадратическую ошибку. Усреднение по множеству моделей, построенных на ос-

нове независимых обучающих множеств, всегда уменьшает ожидаемое значение среднеквадратической ошибки.

2. Ансамбли моделей, обученных на различных подмножествах исходных данных имеют больший шанс найти глобальный оптимум, так как ищут его из разных начальных точек.

Для формирования выходного значения ансамбля использован метод взвешенного голосования, достаточно хорошо зарекомендовавший себя. Каждой модели НКК по результатам тестирования на исторических данных присваивается весовой коэффициент с учетом среднеквадратической ошибки.

Выходное значение определяется в соответствии с формулами:

$$Y(x) = F(y_1(x), y_2(x), \dots, y_m(x)) = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m a_i(x) y_i(x), \quad \sum_{i=1}^m a_i(x) = 1, \quad \forall x \in X, \quad (6)$$

где $x = (x_1, x_2, \dots, x_k)$ – входной вектор,

$y_i(x)$ – выходное значение i -ой НКК;

a_i – весовой коэффициент i -ой модели;

k – число НКК,

$Y(x) = (y_1, y_2, \dots, y_k)$ – вектор значений выходного сигнала прогнозирующего ансамбля, F – функция для получения результирующего решения.

Решаемая задача заключается в поиске на основе разработанной когнитивной модели наиболее приемлемого с точки зрения затрат сценария приращения значений латентных факторов для получения необходимого значения рейтинга университета в рамках международного институционального рейтинга университетов QS.

Наличие причинно-следственных связей между латентными факторами и базо-

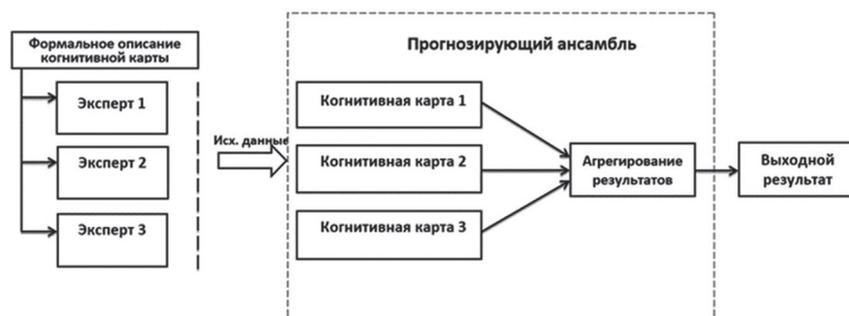


Рис. 2. Прогнозирующий ансамбль на основе композиции серых нечетких когнитивных карт

Fig. 2. Predictive ensemble based on the composition of gray fuzzy cognitive maps

выми показателями позволяют решить поставленную задачу сценарного прогнозирования в условиях заданных ограничений.

Подход к сценарному прогнозированию на основе когнитивной карты включает следующие этапы [17]:

- генерирование сценариев и оценка влияния приращений значений факторов на увеличение рейтинга университета,

- корректировка сценариев через дискретные интервалы времени (в нашем случае, ежегодно) с учетом достигнутых значений места университета в международном рейтинге QS.

По истечении очередного интервала времени строится новый сценарий для достижения нового целевого значения рейтинга.

Результаты сценарного прогнозирования показателей деятельности университета на основе нечеткой когнитивной модели

После описания взаимосвязей между факторами с помощью уравнений, задания интервальных значений весов их взаимовлияний и значений начальных приращений факторов, можно анализировать динамику изменения факторов и развития системы показателей в целом.

Для того чтобы сформировать возможные стратегии развития системы, необходимо в первую очередь прогнозировать ее саморазвитие, т. е. изучить динамику изменения значений базовых ориентиров при отсутствии внешних управляющих воздействий.

В результате такого прогноза получен вектор значений входных воздействий на латентные факторы $F = (F_1, F_2, \dots, F_{24})$ для достижения требуемого значения целевого фактора (рейтинга университета) в момент времени t с учетом требований по ограничению на ресурсы.

Значения исходных данных, не имеющих количественный характер (Уровень квалификации НПР, Уровень компетенций студентов, Уровень квалификации НПР и др.) определены экспертным путем. Предварительные значения интенсивности взаимовлияния между измеримыми факторами когнитивной модели были установлены на основе корреляционного и факторного анализа [15]. Далее коэффициенты были уточнены сообразно логике перехода системы из одного стационарного состояния в другое в результате внешних импульсных воздействий.

В табл. 2 представлены веса связей, заданные экспертами, между концептами в обычной, серой НКК, а также в ансамбле серых НКК, состоящего из трех разнородных НКК.

Веса связей между концептами ансамбля НКК заданы тремя разными экспертами. Сценарное прогнозирование на основе трех вариантов когнитивных моделей (классической НКК, серой НКК и ан-

самбля серых НКК) позволили получить в условиях заданных ограничений на ресурсы наиболее предпочтительные значения приращений факторов, влияющих на базовые показатели, необходимые для достижения требуемых значений последних на основе результатов анализа степени влияния каждого фактора на рейтинг. В табл. 3 представлены результаты эффектов в классической НКК. Аналогичные таблицы были построены для двух остальных вариантов когнитивной модели.

Последовательно задаваемые «слабые» приращения значений перечисленных выше факторов на уровне 10%, позволили оценить чувствительность целевого показателя (рейтинга университета) к управляющим воздействиям по данным направлениям регулирования, на основе чего была выбрана наиболее предпочтительная альтернатива сценарного прогнозирования.

Верификация когнитивной модели выполнена на основе критериев полноты и непроти-

Таблица 2 (Table 2)

Веса связей между концептами НКК
Link weights between FCM concepts

Вес связи W_{ij}	Обычная НКК W_{ij}	Серая НКК $[W_{ip}, W_{ij}]$	Ансамбль серых НКК		
			НКК2 $[W_{ip}, W_{ij}]$	НКК2 $[W_{ip}, W_{ij}]$	НКК3 $[W_{ip}, W_{ij}]$
F1-AR	0,6	[0.5-0.7]	[0.5-0.7]	[0.6- 0.8]	[0.3-0.5]
F1 – F6	0,7	[0.6-0.8]	[0.6-0.7]	[0.4-0.6]	[0.4-0.6]
F2-AR	0,3	[0.2-0.4]	[0.2-0.4]	[0.3-0.5]	[0.4-0.6]
F2 - IT	0,4	[0.3-0.5]	[0.3-0.5]	[0.4-0.6]	[0.3-0.5]
F2-F4	0,5	[0.4-0.6]	[0.4- 0.6]	[0.2-0.4]	[0.3-0.5]
...
...
F23-AR	0.3	[0.2-0.4]	[0.2-0.4]	[0.2-0.4]	[0.4-0.6]
F23-ER	0.3	[0.2-0.4]	[0.3-0.5]	[0.2-0.4]	[0.3-0.5]
F24-F11	0.4	[0.3-0.5]	[0.3-0.5]	[0.4-0.6]	[0.5-0.7]
F24- F3	0.2	[0.1-0.3]	[0.1-0.3]	[0.3-0.5]	[0.2-0.3]

Таблица 3 (Table 3)

Таблица эффектов нечеткой когнитивной карты
Table of effects of fuzzy cognitive map

Импульсное воздействие на латентный фактор	F1	F2	...	F22	F23	F24
Приращение рейтинга ΔR	0.001	0.0007	...	0.00004	0.00002	0.0006

Таблица 2 (Table 2)

Сравнительная оценка результатов сценарного прогнозирования
Comparative evaluation of the results of scenario forecasting

№ п\п	Тип когнитивной модели	Разброс оценок состояния целевых концептов НКК в %	Средняя ошибка прогнозирования в %
1.	НКК	17,3	14,1
2.	Серая НКК	14,6	11,7
3.	Ансамбль серых НКК	10,4	8,2

воречивости влияния факторов – причин на факторы – следствия и нарушения транзитивности каузальных явлений [19]. С целью проверки адекватности и точности когнитивной модели она была протестирована на ретроспективном периоде 2014–2021 гг. на основе имеющихся статистических данных по измеримым факторам модели. Общая корректность модели на этом этапе подтвердилась близостью рассчитанных на модели темпов прироста факторов к действительным темпам прироста.

Сравнительный анализ результатов сценарного прогнозирования на основе обычной НКК, серой НКК и ансамбля серых НКК, показал, что отклонение полученного результата моделирования – значения целевого концепта (рейтинга университета) от его реального значения на исторических данных является наименьшим у когнитивной модели на основе прогнозирующего ансамбля (табл. 4).

Средневзвешенная оценка состояния целевого концепта на основе ансамбля серых

НКК является более предпочтительной, т.к. она имеет меньшее значение разброса при моделировании различных воздействий на латентные факторы по сравнению с отдельной серой НКК и классической НКК за счет снижения влияния фактора субъективности экспертных оценок на результаты моделирования с использованием серых НКК, а также уменьшения ошибки моделирования за счет ансамблевой организации когнитивной модели.

Сценарный анализ вариантов развития ситуации позволил выбрать наиболее предпочтительный вариант, который в условиях заданных ограничений обеспечивает достижение требуемого планового значения целевого показателя при минимальных затратах ресурсов на приращение латентных факторов.

Заключение

В ходе выполнения исследования разработана нечеткая когнитивная модель сценарного прогнозирования мероприя-

тий по достижению требуемых значений целевых показателей деятельности университета в международном институциональном рейтинге QS на основе ансамбля серых НКК. Применение серых НКК позволило перейти от точечных оценок мнений экспертов о силе взаимосвязи между концептами к интервальным оценкам, что позволило более полно учесть имеющиеся данные и снизить фактор неопределенности при разбросе мнений экспертов.

Для идентификации наиболее значимых латентных факторов использован подход на основе методов факторного анализа. Для повышения точности и достоверности результатов прогнозирования разработана нечеткая когнитивная модель в виде прогнозирующего ансамбля серых НКК, отличительной особенностью которого является наглядность, высокие интерпретационные свойства процесса и промежуточных/итоговых результатов нечеткого когнитивного моделирования, а также адекватный учет различных типов неопределенностей в рамках единой когнитивной модели.

Практическая значимость полученных результатов заключается в возможности выбора на основе выполненных расчетов наиболее предпочтительного сценария приращения латентных факторов для достижения требуемых значений целевых показателей развития университета.

Литература

1. Аксельрод Роберт М. Структура решения: когнитивные карты политических элит. Принстон, Нью-Джерси: Princeton University Press, 1976. 404 с.

2. Ярушев С.А., Аверкин А.Н. Модульная система прогнозирования на основе нечетких когнитивных карт и нейронечетких сетей. В 7-й Всероссийской научно-практической конф. Нечеткие системы, мягкие вычисления и интеллектуальные технологии. Санкт-Петербург: Политехника – сервис, 2017. Т. 1. С. 180–189.

3. Кузнецов О.П. Когнитивное моделирование слабополуструктурированных ситуаций [Электрон. ресурс]. Режим доступа: <http://posp.raai.org/data/posp2005/Kuznetsov/kuznetsov.html>. (Дата обращения: 12.10.2021).

4. Робертс Ф.С. Дискретные математические модели с приложениями к социальным, биологическим и экологическим проблемам. М.: Наука, 1986. 312 с.

5. Carvalho J.P., Tom J.A.V.: Rule-Based Fuzzy Cognitive Maps – Fuzzy Causal Relationships. Computational Intelligence for Modeling, Control and Automation: Evolutionary Computing and

Fuzzy Logic for Intelligent Control, Knowledge, and Information Retrieval, edited by M. Mohammadyan, IOS Press. 1999. С. 102–119.

6. Силов В.Б. Принятие стратегических решений в нечеткой среде. М.: ИНПРО-РЭС, 1995. 228 с.

7. Горелова Г.В., Захарова Е.Н., Родченко С.А. Исследование малоструктурных проблем социально-экономических систем: когнитивный подход. Ростов н/д: РГУ, 2006. 332 с.

8. Борисов В.В., Круглов В.В., Федулов А.С. Нечеткие модели и сети. 2-е изд. стереотипы. М.: Горячая линия – Телеком, 2015. 284 с.

9. 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.

10. Kosko B. Fuzzy Cognitive Maps // International Journal of Man-Machine Studies. 1986. Т. 24. С. 65–75.

11. Chun Yan Miao., Xue Hong Tao., Zhi Qi Shen., Zhi Qiang Liu. Transformation of cognitive maps // IEEE Transactions on Fuzzy Systems. 2010. Т. 18. № 1. С. 114–124.

12. Salmeron J.L., Palos-Sanchez P.R.: Uncertainty propagation in fuzzy grey cognitive maps with Hebbian-like learning algorithms // IEEE transactions on cybernetics. 2017. № 49(1). С. 211–220.

13. Соколов Г.А. Введение в регрессионный анализ и планирование регрессионных экспериментов в экономике. М.: Инфра-М, 2016. 352 с.

14. Микрюков А.А., Гаспарян М.С., Карпов Д.С. Разработка предложений по продвижению вуза в международном институциональном рейтинге QS на основе методов статистическо-

го анализа // Статистика и экономика. 2020. № 17(1). С. 35–43.

15. Терещенко О.В., Курилович Е.И., Князева И.А. Многомерный статистический анализ данных в социальных науках. Минск: БГУ, 2012. 239 с.

16. Авдеева З.К., Коврига С.В., Макаренко Д.И., Максимов В.И. Когнитивный подход в управлении // Проблемы управления. 2007. Т. 3. С. 2–8.

17. Болотова. Л.С. Системы искусственного интеллекта: модели и технологии, основанные на знаниях. М.: Финансы и статистика, 2012. 664 с.

18. Международный рейтинг университетов QS World University Rankings [Электрон. ресурс]. Режим доступа: <https://www.qs.com/ranking>. (Дата обращения: 12.10.2021).

19. Zhou Z. –H. Ensemble Methods: Foundations and algorithms // Chapman & Hall/Crc Machine Learning & Pattern Recognition. 2012. С. 123–146.

20. Kuncheva L.I. Combining Pattern Classifiers: Methods and algorithms. Hoboken, NJ: JohnWiley&Sons, 2004. С. 96–111.

21. Терехов С.А. Блестящие комитеты умных машин. В IX Российской научно-технической конференции «Нейроинформатика-2007»: Лекции по нейроинформатике. М.: МИФИ, 2007. С. 11–42.

22. Воронцов К.В. Лекции по алгоритмическим композициям [Электрон. ресурс]. Режим доступа: <http://www.ccas.ru/voron/download/Composition.pdf>. (Дата обращения: 16.10.2021).

23. Гончаров М. Модельные ансамбли [Электрон. ресурс]. Режим доступа: <http://www.businessdataanalytics.ru/download/ModelEnsembles.pdf>. (Дата обращения: 10.2021).

24. Боровиков В.П. Нейронные сети. Статистические нейронные сети. Методология и технологии современного анализа данных. 2-е изд. М.: Горячая линия – Телеком, 2008. 392 с.

References

1. Aksel'rod Robert M. Struktura resheniya: kognitivnyye karty politicheskikh elit = Decision structure: cognitive maps of political elites. Princeton, NJ: Princeton University Press; 1976. 404 p.

2. Yarushev S.A., Averkin A.N. Modular forecasting system based on fuzzy cognitive maps and neuro-fuzzy networks. V 7-y Vserossiyskoy nauchno-prakticheskoy konf. Nchetkiye sistemy, myagkiye vychisleniya i intellektual'nyye tekhnologii =. In the 7th All-Russian Scientific and Practical Conf. Fuzzy systems, soft computing and intelligent technologies. St. Petersburg: Polytechnic – service; 2017; 1: 180–189. (In Russ.)

3. Kuznetsov O. P. Kognitivnoye modelirovaniye slabopolustrukturirovannykh situatsiy = Cognitive modeling of weakly semi-structured situations [Internet]. Available from: <http://posp.raai.org/data/posp2005/Kuznetsov/kuznetsov.html>. (cited 12.10.2021). (In Russ.)

4. Roberts F.S. Diskretnyye matematicheskiye modeli s prilozheniyami k sotsial'nyim, biologicheskim i ekologicheskim problemam = Discrete mathematical models with applications to social, biological and ecological problems. Moscow: Nauka; 1986. 312 p. (In Russ.)

5. Carvalho J.P., Tom J.A.B.: Rule-Based Fuzzy Cognitive Maps – Fuzzy Causal Relationships. Computational Intelligence for Modeling, Control and Automation: Evolutionary Computing and Fuzzy Logic for Intelligent Control, Knowledge, and Information Retrieval, edited by M. Mohammadyan, IOS Press. 1999: 102–119.

6. Silov V.B. Prinyatiye strategicheskikh resheniy v nechetkoy srede = Making strategic decisions in a fuzzy environment. Moscow: INPRO-RES; 1995. 228 p. (In Russ.)

7. Gorelova G.V., Zakharova Ye.N., Rodchenko S.A. Issledovaniye malostrukturnykh problem sotsial'no-ekonomicheskikh sistem: kognitivnyy pod-

khod = The study of low-structural problems of socio-economic systems: a cognitive approach. Rostov on Don: RGU; 2006. 332 p. (In Russ.)

8. Borisov V.V., Kruglov V.V., Fedulov A.S. Netchetkiye modeli i seti. 2-ye izd. Stereotypy = Fedulov A.S. Fuzzy models and networks. 2nd ed. stereotypes. Moscow: Hotline – Telecom; 2015. 284 p. (In Russ.)

9. Borisov V.V., Lufarov V.S. The method of multidimensional analysis and forecasting of the state of complex systems and processes based on fuzzy cognitive temporal models. Sistemy upravleniya, svyazi i bezopasnosti = Control Systems. 2020; 2: 1–23. (In Russ.)

10. Kosko B. Fuzzy Cognitive Maps. International Journal of Man-Machine Studies. 1986; 24: 65–75.

11. Chun Yan Miao., Xue Hong Tao., Zhi Qi Shen., Zhi Qiang Liu. Transformation of cognitive maps. IEEE Transactions on Fuzzy Systems. 2010; 18; 1: 114–124.

12. Salmeron J.L., Palos-Sanchez P.R.: Uncertainty propagation in fuzzy grey cognitive maps with Hebbian-like learning algorithms. IEEE transactions on cybernetics. 2017; 49(1): 211–220.

13. Sokolov G.A. Vvedeniye v regressionnyy analiz i planirovaniye regressionnykh eksperimentov v ekonomike = Introduction to regression analysis and planning of regression experiments in economics. Moscow: Infra-M; 2016. 352 p. (In Russ.)

14. Mikryukov A.A., Gasparyan M.S., Karpov D.S. Development of proposals for the promotion of the university in the international institutional ranking QS based on the methods of statistical analysis. Statistika i ekonomika = Statistics and Economics. 2020; 17(1): 35–43. (In Russ.)

15. Tereshchenko O.V., Kurilovich Ye.I., Kn-yazeva I.A. Mnogomernyy statisticheskiy analiz dannykh v sotsial'nykh naukakh = Multivariate statistical data analysis in the social sciences. Minsk: BGU; 2012. 239 p.

16. Avdeyeva Z.K., Kovriga S.V., Makarenko D.I., Maksimov V.I. Cognitive approach in

management. Problemy upravleniya = Problems of management. 2007; 3: 2–8. (In Russ.)

17. Bolotova. L.S. Sistemy iskusstvennogo intell-ekta: modeli i tekhnologii, osnovannyye na znani-yakh = Artificial intelligence systems: models and technologies based on knowledge. Moscow: Finance and statistics; 2012. 664 p. (In Russ.)

18. Mezhdunarodnyy reyting universitetov QS World University Rankings = QS World University Rankings [Internet]. Available from: <https://www.qs.com/ranking>. (cited 12.10.2021).

19. Zhou Z. –H. Ensemble Methods: Foundations and algorithms. Chapman & Hall/Crc Machine Learning & Pattern Recognition; 2012: 123–146.

20. Kuncheva L.I. Combining Pattern Classifiers: Methods and algorithms. Hoboken, NJ: John-Wiley&Sons; 2004: 96–111.

21. Terekhov S.A. Blestyashchiye komitety umnykh mashin. V IX Rossiyskoy nauchno-tekhnich-eskoy konferentsii “Neyroinformatika-2007”: Lekt-sii po neyroinformatike = Brilliant committees of intelligent machines. In the IX Russian scientific and technical conference “Neuroinformatics-2007”: Lectures on neuroinformatics. Moscow: MEPhI; 2007: 11–42. (In Russ.)

22. Vorontsov K.V. Lektzii po algoritmicheskim kompozitsiyam = Lectures on algorithmic compositions [Internet]. Available from: <http://www.ccas.ru/voron/download/Composition.pdf>. (cited 16.10.2021). (In Russ.)

23. Goncharov M. Model'nyye ansambli = Model Ensembles [Internet]. Available from: <http://www.businessdataanalytics.ru/download/Model-Ensembles.pdf>. (cited 10.2021). (In Russ.)

24. Borovikov V.P. Neyronnyye seti. Statistich-eskiye neyronnyye seti. Metodologiya i tekhnologii sovremennogo analiza dannykh. 2-ye izd = Neural networks. Statistical neural networks. Methodology and technologies of modern data analysis. 2nd ed. Moscow: Hot line - Telecom; 2008. 392 p. (In Russ.)

Сведения об авторах

Андрей Александрович Микрюков

К.т.н., доцент

Российский экономический университет

им. Г.В. Плеханова, Москва, Россия

Эл. почта: mikrukov.aa@rea.ru

Михаил Ефимович Мазуров

Д.ф.-м.н., профессор

Российский экономический университет

им. Г.В. Плеханова, Москва, Россия

Эл. почта: Mazurov37@mail.ru

Information about the authors

Andrey A. Mikryukov

Cand. Sci. (Engineering), Associate Professor

Plekhanov Russian University of Economics,

Moscow, Russia

E-mail: Mikrukov.aa@rea.ru

Mikhail E. Mazurov

Dr. Sci. (Physics and Mathematics), Professor

Plekhanov Russian University of Economics,

Moscow, Russia

E-mail: Mazurov37@mail.ru