

УДК 004.81

АЛГОРИТМ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОЙ ПОДДЕРЖКИ ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ ПРИ УПРАВЛЕНИИ ПРОМЫШЛЕННЫМ КОМПЛЕКСОМ РОССИЙСКИХ РЕГИОНОВ

Макарова Е.А., Хасанова Н.В., Павлова А.Н., Мансурова М.Т.

ФГБОУ ВО «Уфимский университет науки и технологий», Уфа, e-mail: ea-makarova@mail.ru

В статье предложен алгоритм интеллектуальной поддержки принятия решений при управлении промышленным комплексом (ПК) российских регионов, который предполагает проведение интеллектуального анализа выборок данных и построение нейро-нечеткой сети для поддержки принятия решений при управлении развитием ПК. Применяются методы компонентного, кластерного и нейросетевого анализа. Результаты анализа региональных данных представлены в виде кластеров регионов и их характеристик. Формирование выборок данных для проведения интеллектуального анализа данных основано на структуризации множества признаков путем построения дерева декомпозиции. Для окончательного построения кластеров выполняется построение дерева композиции путем формирования интегральных признаков. Построены самоорганизующиеся карты Кохонена, на которых сформированы траектории движения регионов из текущего кластера в целевой кластер вследствие принятия управленческих решений. Построена нейро-нечеткая сеть для формирования правил поддержки принятия решений. Сформулированы принципы построения выборки для ее обучения. Полученная визуализация поверхности нечеткого вывода показала, что при переходе из текущего кластера в целевой для наиболее развитых регионов текущего кластера объем финансирования должен быть тем больше, чем более высокую позицию в целевом кластере необходимо занять. Правила сгенерированной системы нечеткого вывода целесообразно использовать при разработке интеллектуальной системы поддержки принятия решений при управлении развитием ПК российских регионов.

Ключевые слова: промышленный комплекс, регион, интеллектуальный анализ данных, метод главных компонент, кластер, самоорганизующиеся карты

THE ALGORITHM OF INTELLECTUAL DECISION SUPPORT IN THE MANAGEMENT OF THE INDUSTRIAL COMPLEX OF RUSSIAN REGIONS

Makarova E.A., Khasanova N.V., Pavlova A.N., Mansurova M.T.

Ufa University of Science and Technology, Ufa, e-mail: ea-makarova@mail.ru

The article proposes an algorithm for intelligent decision support in the management of the industrial complex (PC) of Russian regions, which involves the intelligent analysis of data samples and the construction of a neuro-fuzzy network to support decision-making in the management of PC development. Methods of component, cluster and neural network analysis are used. The results of the analysis of regional data are presented in the form of clusters of regions and their characteristics. The formation of data samples for data mining is based on the structuring of a set of features by constructing a decomposition tree. For the final construction of clusters, the composition tree is constructed by forming integral features. Self-organizing Kohonen maps are constructed, on which the trajectories of the movement of regions from the current cluster to the target cluster are formed as a result of management decisions. A neuro-fuzzy network has been built to form decision support rules. The principles of constructing a sample for its training are formulated. The resulting visualization of the fuzzy inference surface showed that when moving from the current cluster to the target for the most developed regions of the current cluster, the amount of funding should be the greater, the higher the position in the target cluster should be occupied. It is advisable to use the rules of the generated fuzzy inference system when developing an intelligent decision support system for managing the development of PCs in Russian regions.

Keywords: industrial complex, region, data mining, principal component method, cluster, self-organizing maps

Особенности современной экономической действительности свидетельствуют о возрастании значимости высокоразвитой промышленности как условия обеспечения устойчивости развития социально-экономических систем как федерального, так и регионального уровней [1-4]. Особую актуальность приобретают исследования, направленные на разработку информационно-аналитических систем и интеллектуальных систем поддержки принятия решений, применяемых для целей управления сбалансированным развитием промышленных комплексов (ПК) российских регионов на основе сопоставительного анализа уровней их экономического развития [5; 6].

В рамках проводимых исследований ведется разработка интеллектуальной системы поддержки принятия решений при управлении развитием ПК российских регионов на основе применения методов мультиагентного моделирования и интеллектуального анализа данных [6; 7]. Одной из решаемых проблем является разработка методов и алгоритмов анализа данных об уровне развития промышленных комплексов российских регионов, а также формирования правил поддержки принятия управленческих решений для ПК, деятельность которых осуществляется по следующим направлениям (видам экономической деятельности): «Добыча полезных ископа-

емых» (ДПИ); «Обрабатывающие производства» (ОБП); «Обеспечение регионов электрической энергией, газом и паром и кондиционирование воздуха» (ЭГП).

Цель проводимых исследований состоит в разработке алгоритма интеллектуальной поддержки принятия решений при управлении промышленным комплексом российских регионов в целом на основе интеллектуального анализа данных об уровне развития ПК регионов в отдельности с учетом влияния социальных аспектов.

Материал и методы исследования

Предлагаемый алгоритм интеллектуальной поддержки принятия решений при управлении ПК российских регионов основан на следующих концептуальных положениях.

Во-первых, для обеспечения поддержки принятия решений проводится интеллектуальный анализ данных, характеризующих уровень развития ПК регионов РФ [7; 8]. Для проведения анализа данных применяются методы компонентного, кластерного и нейросетевого анализа. Результаты анализа региональных данных представлены в виде выделенных кластеров регионов и их характеристик.

Во-вторых, в процессе подготовки данных для проведения интеллектуального анализа данных проводится структуризация множества признаков путем их декомпозиции с целью формирования выборок данных, анализ которых позволяет обеспечить наглядность и интерпретируемость получаемых результатов [8].

В-третьих, для формирования правил поддержки принятия решений используются нейро-нечеткие сети (ННС). С целью подготовки данных для обучения ННС выполняется композиция признаков с помощью формирования интегральных признаков, полученных в процессе проведения компонентного анализа, а также формирование интегральной выборки [8].

Разработанный алгоритм интеллектуальной поддержки принятия решений при управлении ПК включает следующие шаги.

На первом шаге выполняется построение дерева декомпозиции признаков, характеризующих состояние ПК российских регионов. На первом уровне декомпозиции выделено два множества признаков: множество К1 признаков, характеризующих уровень социально-экономического развития регионов, и множество К2 признаков, характеризующих производственный потенциал регионов. На втором уровне декомпозиции в множестве К1 выделены три подмножества признаков, формирующих выборки для анализа: множество призна-

ков, характеризующих уровень экономического развития в аспекте развития ДПИ, ОБП и ЭГП (выборка D11), множество признаков, характеризующих взаимосвязанное развитие ОБП и ЭГП (выборка D12); множество признаков, характеризующих социальный аспект развития регионов (выборка D13). В составе множества К2 на втором уровне декомпозиции выделены также три подмножества признаков, характеризующих производственный потенциал ДПИ (выборка D21), ОБП (выборка D22) и ЭГП (выборка D23).

На втором шаге проводится компонентный и кластерный анализ выборок второго уровня дерева декомпозиции. Результаты анализа выборок D11, D12 и D13 представлены ранее [8]. Эти результаты используются для последующей композиции признаков. Компонентный и кластерный анализ данных выполняются в среде Statgraphics.

Анализ выборок D21, D22 и D23, характеризующих производственный потенциал регионов в аспектах развития ДПИ, ОБП и ЭГП, позволил получить следующие результаты.

По результатам проведения компонентного анализа данных, характеризующих потенциал ДПИ (выборка D21), построены первые две главные компоненты, представляющие собой оси новой координатной плоскости для визуализации многомерных данных. Получены значения весовых коэффициентов признаков в главных компонентах (табл. 1), расчет которых выполняется автоматически согласно алгоритму преобразования Хотеллинга [6].

По полученным весам признаков определено, что главная компонента F_{211} интегрально характеризует объем основных фондов (ОФ) ДПИ с учетом скорости их обновления, а компонента F_{212} характеризует износ ОФ ДПИ.

На диаграмме рассеяния (рис. 1) выделено шесть квадрантов-кластеров. Наибольшим объемом основных фондов ДПИ обладают Сахалинская и Тюменская области, при этом большая часть регионов России расположена в области низких значений этого показателя, а счетное количество – в области средних значений (Магаданская область, Астраханская область, Республика Коми, Республика Бурятия и другие). Наибольший износ ОФ ДПИ наблюдается в Еврейской автономной области, Республике Крым, Кабардино-Балкарской Республике. Республика Башкортостан и Республика Татарстан находятся в области среднего износа ОФ ДПИ. Для уточнения границ кластеров проведен кластерный анализ, в целом подтвердивший представленные результаты.

Таблица 1

Весовые коэффициенты признаков (выборка D21)

Название признака	Главная компонента F_{211}	Главная компонента F_{212}
ВРП на душу населения	0,515523	0,209877
Доля основных фондов ДП	0,594278	0,175423
Ввод в действие основных фондов ДП	0,537876	0,140398
Степень износа основных фондов ДП	-0,206567	0,678883
Удельный вес полностью изношенных основных фондов ДП	-0,221558	0,666771

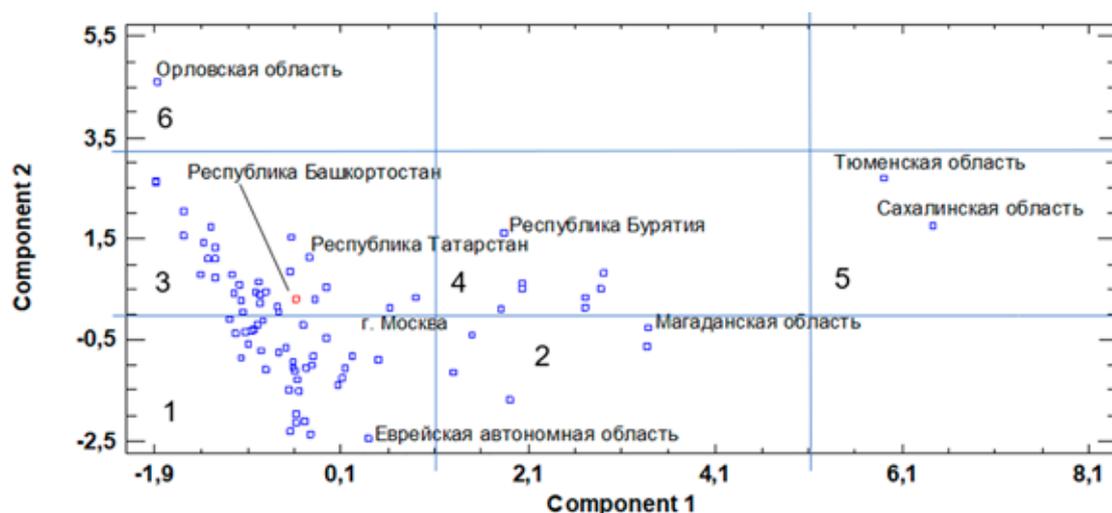


Рис. 1. Диаграмма рассеяния, отражающая потенциал ДПИ регионов (выборка D21)

Таблица 2

Весовые коэффициенты признаков (выборка D22)

Название признака	Главная компонента F_{221}	Главная компонента F_{222}
Доля основных фондов ОП	0,569435	-0,373029
Степень износа основных фондов ОП	0,42903	0,575388
ВРП на душу населения	-0,145228	0,132532
Ввод в действие основных фондов ОП	0,449732	-0,554692
Удельный вес полностью изношенных основных фондов ОП	0,518003	0,45225

Результаты компонентного анализа данных, характеризующих потенциал ОБП (выборка D22), представлены в таблице 2 и на рисунке 2.

Компонента F_{221} позволяет выделить регионы с высокой долей ОФ и высоким износом ОФ и наоборот; компонента F_{222} позволяет выделить регионы с высоким износом ОФ, которым присущи низкий темп обновления ОФ для ОБП, и наоборот.

На диаграмме рассеяния (рис. 2) выделено восемь кластеров.

Показано, что наибольшее значение F_{221} имеют такие регионы, как Республика Коми, Тульская, Липецкая, Челябинская, Вологодская области, то есть для этих регионов характерны высокая доля ОФ ОБП при их высоком износе. В целом большая часть регионов расположена в зоне низких и средних значений F_{221} . Республика Коми и г. Севастополь отличаются самыми низкими темпами обновления ОФ ОБП. Республика Башкортостан и Республика Татарстан находятся в области средних значений

потенциала обрабатывающих производств: им присущи средние значения доли ОФ ОБП при их среднем износе и средних темпах обновления.

При проведении компонентного анализа данных о потенциале ПК по направлению ЭГП (выборка D23) построены две главные компоненты и диаграмма рассеяния (табл. 3).

Показано, что компонента F_{231} позволяет выделить регионы с высоким темпом развития ОФ ЭГП при низком износе ОФ ЭГП и наоборот; компонента F_{232} позволяет выделить регионы с высоким потенциалом ЭГП и большим износом ОФ ЭГП и наоборот.

На диаграмме рассеяния выделено семь кластеров (рис. 3). Диаграмма рассеяния показывает, что счетному числу регионов (Магаданская область, Республика Алтай, Воронежская область и другие) присущ высокий темп развития ОФ при низком износе ОФ ЭГП, что характерно для регионов с «молодыми» предприятиями энергетической промышленности. Кроме того, также для счетного числа регионов характерным является высокий потенциал ЭГП при большой степе-

ни износа ОФ (Курганская область, Смоленская область, Республика Тыва). Большинство регионов России, в том числе Республика Башкортостан, находятся в области средних значений потенциала ЭГП при среднем темпе развития и среднем износе ОФ.

На третьем шаге выполняется построение дерева композиции путем формирования интегральных признаков, в качестве которых рассматриваются главные компоненты, построенные по результатам проведения компонентного анализа выборок D11, D12, D13, D21, D22, D23. Формируется интегральная выборка INT по разработанным правилам [8].

На четвертом шаге проводится компонентный и нейросетевой анализ интегральной выборки INT. Вначале проводится компонентный анализ, результаты которого позволяют выполнить итоговое построение кластеров регионов, при этом учитываются все признаки множеств K1 и K2, характеризующих уровень развития ДПИ, ОБП и ЭГП, а также их производственный потенциал.

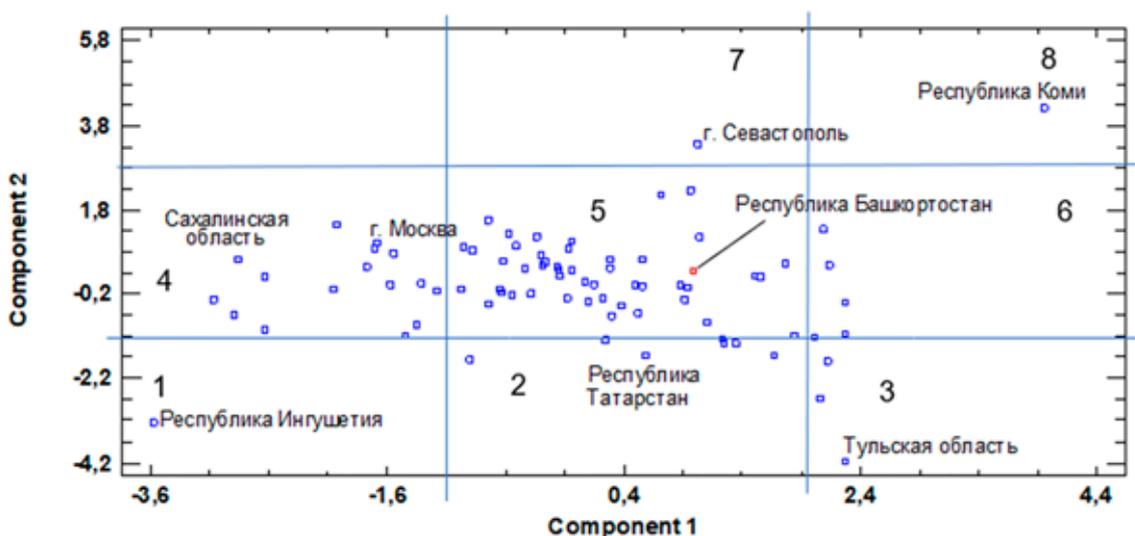


Рис. 2. Диаграмма рассеяния, отражающая потенциал ОБП регионов (выборка D22)

Таблица 3

Весовые коэффициенты признаков (выборка D23)

Название признака	Главная компонента F_{231}	Главная компонента F_{232}
ВРП на душу населения	0,0549214	-0,390148
Доля основных фондов ЭГП	0,287746	0,678463
Степень износа основных фондов ЭГП	-0,571867	0,326729
Ввод в действие основных фондов ЭГП	0,515897	0,403019
Удельный вес полностью изношенных основных фондов ЭГП	-0,566572	0,343943

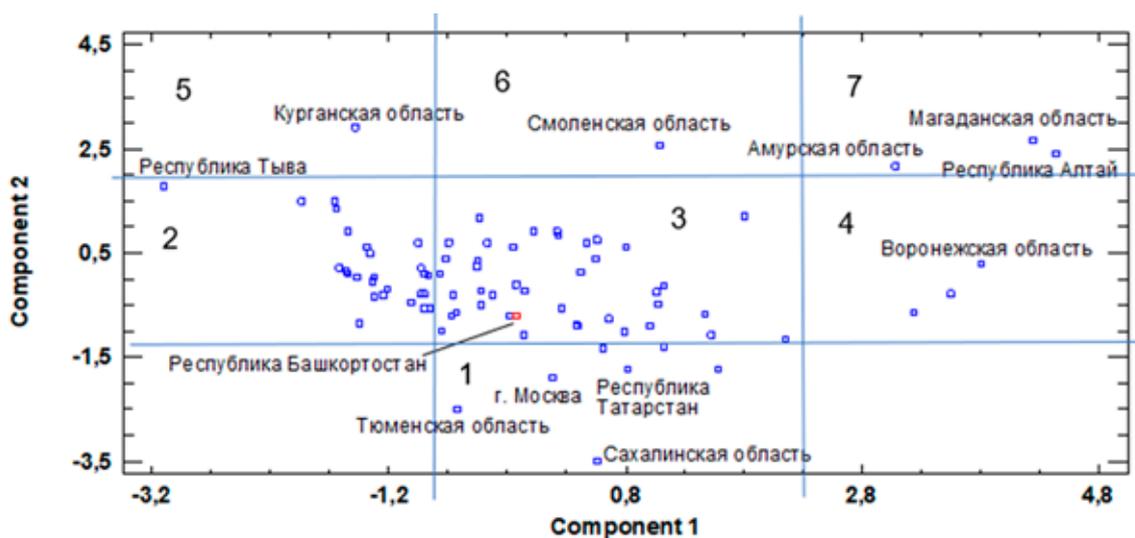


Рис. 3. Диаграмма рассеяния, отражающая потенциал ЭГП регионов (выборка D23)

Далее выполняется построение самоорганизующихся карт Кохонена, которые предназначены, во-первых, для уточнения состава кластеров и их характеристик и, во-вторых, для построения траекторий движения регионов, отражающих переход регионов из менее развитого кластера (текущего) в более развитый кластер (целевой) вследствие принятия управленческих решений. Для построенных карт Кохонена выявлены возможные траектории движения, представленные на рисунке 4.

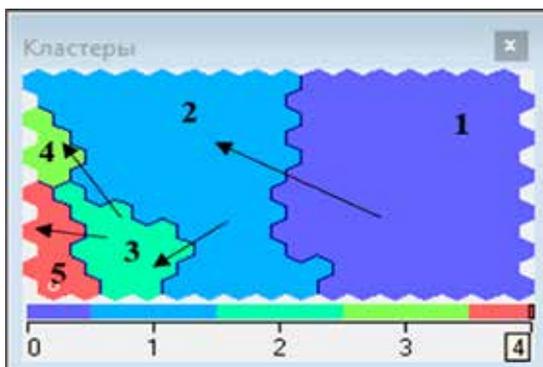


Рис. 4. Карта Кохонена с выделенными траекториями движения регионов (выборка INT)

Расположение кластеров упорядочено справа налево в порядке возрастания уровня экономического развития и снижения их численности. Самый многочисленный кластер 1 включает 50 регионов, которые характеризуются низким уровнем развития ПК и невысоким производственным потенциалом. Кластер 4 и кластер 5, в состав ко-

торых входят регионы-лидеры «г. Москва» и «Тюменская область», значительно удалены от других кластеров регионов, о чем свидетельствует полученная матрица расстояний. Для этих регионов характерен высокий уровень развития ПК и высокий производственный потенциал. Построенные траектории движения регионов при переходе из менее развитого кластера в более развитый используются для построения нейро-нечеткой сети при поддержке принятия управленческих решений.

На пятом шаге выполняется построение ННС для формирования правил поддержки принятия решений. Сформулированы принципы построения обучающей выборки. Во-первых, предполагается использование результатов компонентного анализа интегральной выборки INT в виде значений построенных главных компонент F_{int1} и F_{int2} . Во-вторых, на самоорганизующихся картах Кохонена строятся траектории перемещения регионов из менее развитого кластера в более развитый вследствие принятия управленческих решений; траектории используются при формировании обучающей выборки. В-третьих, каждая строка выборки соответствует прецеденту принятия решений. В-четвертых, учитывается лаг принятия решений.

Результаты исследования и их обсуждение

По результатам проведения компонентного и нейросетевого анализа построенных выборок согласно предложенному алгоритму выполнено построение ННС в пакете Fuzzy Logic Toolbox системы MATLAB.

Обучающая выборка сформирована в соответствии с предложенными принципами, при этом выделен ряд дополнений. Во-первых, рассматривается только один переход на самоорганизующихся картах Кохонена – из кластера 1 в кластер 2. Во-вторых, при формировании части «ЕСЛИ» правил принятия решений используются значения главной компоненты F_{int1} для текущего расположения региона и значение F_{int10} для целевого расположения региона. Кроме того, в часть «ЕСЛИ» включаются значения разницы $\Delta ВРП$ в валовом региональном продукте (ВРП) целевого и текущего расположения регионов. В-третьих, при формировании части «ТО» правил указывается

значение расходов на национальную экономику целевых регионов с учетом временного лага в три года (табл. 4).

По результатам обучения ННС сгенерированы нечеткие правила, могут использоваться для поддержки принятия решений при управлении развитием ПК регионов России путем корректировки расходов на национальную экономику (output).

Полученная визуализация поверхности нечеткого вывода рассматриваемой модели для главной компоненты F_{int1} текущего кластера (input1) и главной компоненты F_{int10} целевого кластера (input2) представлена на рисунке 5.

Таблица 4

Фрагмент выборки, используемой для обучения ННС

ЕСЛИ			ТО
Значение F_{int1} региона текущего кластера	Значение F_{int10} региона целевого кластера	$\Delta ВРП$	Средняя разница в расходах на национальную экономику региона целевого кластера и региона текущего кластера
2.59	12	13.7	10.5
3.69	11.1	11.5	9.71
4.64	8.12	3.16	1.7
5.35	12.7	13.3	4.79
5.98	11.3	6.95	25.4

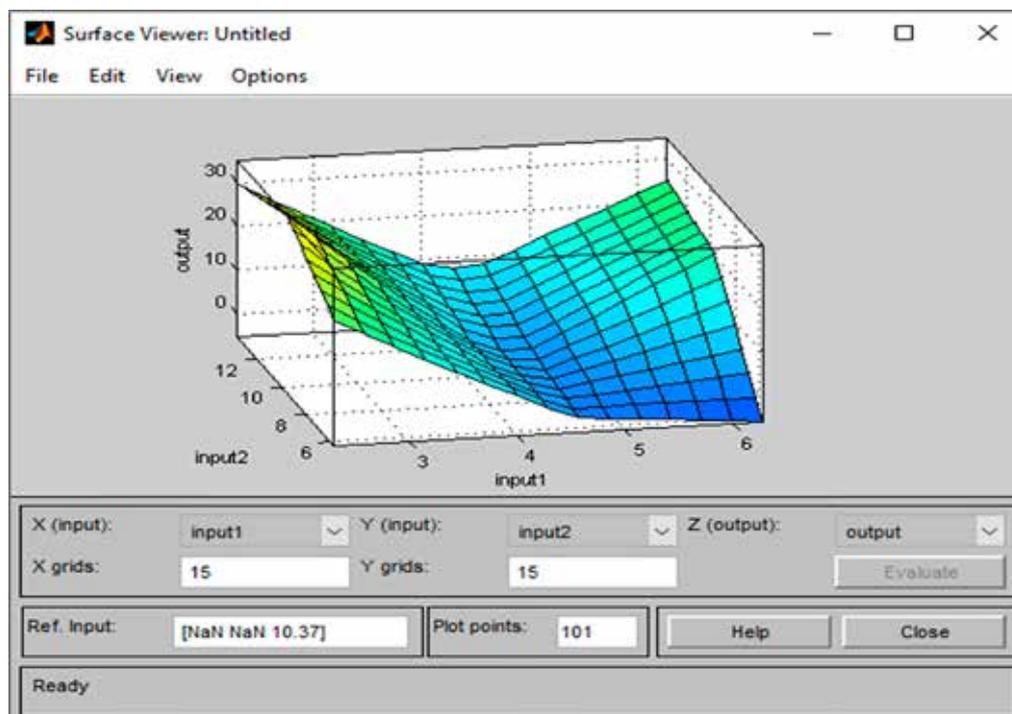


Рис. 5. Визуализация поверхности нечеткого вывода (выборка INT)

Полученная визуализация поверхности нечеткого вывода позволяет заключить следующее. Во-первых, выраженные тенденции роста расходов на национальную экономику присущи для регионов текущего кластера, находящихся ближе к границе с целевым кластером, при формировании ими перехода в последовательно улучшающиеся позиции целевого кластера. Во-вторых, имеет место нелинейная зависимость расходов на национальную экономику от характеристик уровня развития и производственного потенциала ПК регионов в текущем и целевом кластерах. Эта зависимость характерна для переходов в наилучшие позиции целевого кластера, при этом объективная тенденция снижения расходов на национальную экономику при начальном улучшении положения региона в текущем кластере сменяется нетривиальной тенденцией роста расходов при последующем его улучшении. Минимум расходов на национальную экономику наблюдается для центральных регионов текущего кластера. Эффект роста расходов на национальную экономику при последующем улучшении положения региона в текущем кластере объясняется недостаточным объемом ранее накопленного производственного потенциала ПК, что подтверждается результатами компонентного анализа, выполненного на предшествующих шагах алгоритма интеллектуальной поддержки принятия решений при управлении ПК.

Заключение

Таким образом, предложен алгоритм интеллектуальной поддержки принятия решений при управлении ПК российских регионов, который предполагает проведение интеллектуального анализа различных выборок данных и построение нейро-нечеткой сети для поддержки принятия решений при управлении развитием ПК российских регионов. Для реализации поддержки принятия решений применяются методы компонентного, кластерного, нейросетевого анализа, а также выполняется построение

нейро-нечетких сетей. Особенностью алгоритма является формирование выборок данных на основе проведения декомпозиции множества исходных признаков, характеризующих уровень развития ПК регионов, а также композиции признаков на основе результатов компонентного анализа. Правила сгенерированной системы нечеткого вывода целесообразно использовать при разработке интеллектуальной системы поддержки принятия решений при управлении развитием ПК российских регионов.

Работа выполнена при поддержке гранта РФФИ № 20-08-00796 «Интеллектуальное управление промышленным комплексом как динамическим многоагентным объектом на основе методов когнитивного моделирования и машинного обучения».

Список литературы

1. Федеральная служба государственной статистики. [Электронный ресурс]. URL: <https://rosstat.gov.ru/folder/210/document/13204> (дата обращения: 13.11.2022).
2. Об утверждении Стратегии пространственного развития Российской Федерации на период до 2025 года: распоряжение Правительства РФ от 13.02.2019 г. № 207-р.
3. Фальцман В. Россия: факторы роста в контексте мировой экономики // Современная Европа. 2020. № 1. С. 5-13.
4. Нижегородцев Р.М., Пискун Е.И., Кудревич В.В. Прогнозирование показателей социально-экономического развития региона // Экономика региона. 2017. Т. 13. Вып. 1. С. 38-48.
5. Черногорский С.А. Швецов К.В. Костин К.Б. Высокпроизводительные вычислительные технологии в задачах социально-экономического развития регионов // Вычислительные технологии в развитии регионов. 2020. № 2. С. 225-226.
6. Макшанов А.В., Журавлев А.Е. Технологии интеллектуального анализа данных: учебное пособие. СПб.: Лань, 2018. 212 с.
7. Ильясов Б.Г., Макарова Е.А., Закиева Е.Ш., Габдуллина Э.Р. Методологические основы моделирования и интеллектуального управления промышленным комплексом как сложным динамическим многоагентным объектом // Современные наукоемкие технологии. 2020. № 11-2. С. 288-293.
8. Bary Ilyasov, Elena Makarova, Elena Zakieva, Elvira Gabdullina and Margarita Mansurova. Method of Data Mining on the State of Industries in Russian Regions with Regard to Social Factors. SibDATA 2021 The 2nd Siberian Scientific Workshop on Data Analysis Technologies with Applications 2021 Short Paper Proceedings of the 2nd Siberian Scientific Workshop on Data Analysis Technologies with Applications 2021 Krasnoyarsk. 2021. № 25. P. 44-50.