

ИНФОРМАЦИОННАЯ УПРАВЛЕНЧЕСКАЯ СИСТЕМА ДЛЯ НАЛОГОВОЙ СЛУЖБЫ

INFORMATION MANAGEMENT SYSTEM FOR THE TAX SERVICE

V. Zabolotnikova
O. Romashkova

Summary. The article justifies urgency of creation of information management system for automated support of processes of socio-economic systems — tax service. Built a conceptual model of the system based on the object of analysis. Implemented an information management system for tax service relies on the use of fuzzy clustering for the distribution of taxpayers on categories of attention with the help of algorithms-means and Gustafson-Kessel, allows to maintain the registration of taxpayers, as well as forecasting of the amounts of tax deductions in future periods.

Keywords: information management system; fuzzy clustering; forecasting; tax service.

Заболотникова Виктория Сергеевна

Ст. преподаватель

Ромашкова Оксана Николаевна

*Д.т.н., профессор, Московский городской педагогический университет
zabolotnikovavs@ya.ru*

Аннотация. В работе обоснована актуальность построения информационной управленческой системы для автоматизированной поддержки процессов деятельности социально-экономической системы — налоговой службы. Построена концептуальная модель системы на основании объектного анализа. Разработанная и реализованная информационная управленческая система для налоговой службы опирается на использование нечеткой кластеризации для распределения налогоплательщиков по категориям внимания при помощи алгоритмов с-средних и Густафсона-Кесселя, позволяет осуществлять ведение учета налогоплательщиков, а также прогнозирование сумм налоговых отчислений в последующие периоды.

Ключевые слова: информационная управленческая система; нечеткая кластеризация; прогнозирование; налоговая служба.

В современных условиях управленческие процессы в экономике направлены на формирование эффективных отношений между всеми субъектами рынка. От того, насколько правильно построена система налогообложения, зависит эффективное функционирование всего народного хозяйства. На сегодняшний день в ходе модернизации Федеральной налоговой службы достигнуты значительные результаты. Однако становление рыночных механизмов, появление новых форм налоговых отношений и существенное повышение их сложности объективно обусловили повышение актуальности вопросов, связанных с управленческими процессами в сфере налогообложения. Возникает потребность в создании прикладных информационных систем в динамически меняющейся ситуации в условиях неполных или нечетких данных с использованием методов искусственного интеллекта.

Отечественные и зарубежные исследователи сделали серьезный вклад и достигли значительных научных успехов в сфере налоговых систем и налогообложения — А.В. Брызгалин, Г.А. Гаджиев, О.Н. Горбунова, Е.Ю. Грачевой, М.А. Гуревич, М.Д. Загряцкий, С.В. Запольский, М.В. Карасева, А.Н. Козырин, М.В. Кустова; в сфере прикладных решений с использованием нечеткого моделирования и кластеризации — Л. Заде, А.С. Тараскина, В.Д. Штовба, А.В. Леоненков, Н.В. Куркина, А.Н. Борисов, А.А. Крумберг, М.П. Деменков, Д.А. Вятчинин, К. Асаи;

в сфере разработки управленческих информационных систем — О.Н. Ромашкова, С.В. Чискидов, Ф.О. Федин и другие.

Недостаточная изученность научной проблемы, необходимость совершенствования налоговой системы за счет развития механизмов налогового управления, позволяющих в значительной мере повысить эффективность деятельности налоговой службы, все это обусловило выбор темы исследования.

Цель работы — разработать информационную управленческую систему для налоговой службы на основании метода нечеткой кластеризации.

Информационная управленческая система (ИУС) предназначена для обработки и анализа существенно увеличивающегося объема информации, что позволяет существенно сократить временные и трудовые затраты управленческих работников налоговой сферы. ИУС является наиболее важным примером использования информационных ресурсов и технологий в управлении социально-экономической системой — налоговой службой. Автоматизированные информационные системы — это основная среда, составляющими элементами которой являются средства и способы для преобразования данных, представляющая собой средство, подчиняющееся четко регламентированным правилам выполнения операций над информацией.



Рис. 1. Диаграмма классов информационной управленческой системы для налоговой службы

Базовые информационные системы строятся на основе базовых технологических операций, но кроме этого включают ряд специфических моделей и инструментальных средств. Этот вид информационных технологий ориентирован на решение определенного класса задач и используется в конкретных корпоративных и управленческих системах в виде отдельной компоненты. Создание ИУС для налоговой службы начинается с анализа предметной области и моделирования основных управленческих и деловых процессов, что позволяет далее приступить к разработке концептуальной модели с использованием Rational Rose — программного продукта, работающего на основе универсального языка моделирования UML и решающего большинство задач в сфере проектирования информационных систем.

В процессе анализа управленческих процессов в налоговой службе были выделены классы и отношения между ними, представленные на рис. 1. В структуре данной диаграммы выделены такие абстракции классов, как: налогоплательщик, отдел учета и регистрации и налогоплательщиков, отдел работы с налогоплательщиками, начальник отдела работы с налогоплательщиками и информационная управленческая система для налоговой службы.

Объектная модель ИУС налоговой службы содержит в себе следующие диаграммы: вариантов использования, классов, состояний объекта, компонентов. Они разносторонне характеризуют анализируемую систему: определяют структуру системы, взаимосвязь между ее

элементами, возможные варианты использования системы, состояния, в которых может находиться тот или другой объект, и действия, которые он может выполнять.

В работе предложено воспользоваться кластерным анализом, разбив исходные данные на группы (категории внимания) для уменьшения объемов анализируемой информации. Кластерный анализ представляет собой совокупность подходов, методов и алгоритмов, предназначенных для нахождения некоторого разбиения исследуемой совокупности объектов на подмножества относительно сходных между собой объектов [1]. Вместе с тем, для формирования кластеров, актуальным становится использование механизма нечеткой кластеризации.

Исследуемая совокупность данных представляет собой конечное множество элементов $A = \{a_1, a_2, \dots, a_n\}$, которое получило название множества объектов кластеризации. В рассмотрение также вводится конечное множество признаков или атрибутов $P = \{p_1, p_2, \dots, p_q\}$, каждый из которых количественно определяет некоторое свойство или характеристику элементов рассматриваемой проблемной области. При этом натуральное n определяет общее количество объектов данных, а натуральное q — общее количество измеримых признаков объектов, соответственно. Далее предполагается, что для каждого из объектов кластеризации некоторым образом измерены все признаки множества P по некоторой количественной шкале. Тем самым каждому из элементов $a_i \in A$ поставлен в соответствие некоторый

вектор $x_i = (x_1^i, x_2^i, \dots, x_q^i)$, где x_j^i — количественное значение признака $p_i \in P$ для объекта данных $a_i \in A$.

Векторы значений признаков $x_i = (x_1^i, x_2^i, \dots, x_q^i)$ удобно представить в виде так называемой матрицы данных X размерности $(n \times q)$, каждая строка которой равняется значению вектора x_i .

Кластерная структура задается матрицей принадлежности μ размерности $c \times n$, где $\mu_{A_k}(a_i)$ — степень принадлежности a_i -го элемента k -му кластеру.

Матрица принадлежности должна удовлетворять следующим условиям:

$$a) \mu_{A_k}(a_i) \in [0; 1], k = \overline{1, c}, i = \overline{1, n};$$

$$б) \sum_{k=1}^c \mu_{A_k}(a_i) = 1,$$

есть каждый объект должен быть распределен между всеми кластерами;

$$в) 0 < \sum_{i=1}^n \mu_{A_k}(a_i) < 1,$$

то есть ни один кластер не должен быть пустым или содержать все элементы.

Далее для каждого нечеткого кластера вводятся в рассмотрение так называемые типичные представители или центры v_k искомым нечетких кластеров, которые рассчитываются для каждого из нечетких кластеров по каждому из признаков по следующей формуле:

$$v_k = \frac{\sum_{i=1}^n (\mu_{A_k}(a_i))^m \cdot x_j^i}{\sum_{i=1}^n (\mu_{A_k}(a_i))^m}, j = \overline{1, q}, \quad (1)$$

где $m(1, \infty)$ — экспоненциальный вес, определяющий нечеткость, размытость кластеров.

Чем больше значение экспоненциального веса, тем более размыта матрица принадлежности. При $m \rightarrow \infty$ элементы принимают вид

$$\mu_{A_k}(a_i) = \frac{1}{c},$$

что является плохим решением, потому что все объекты будут с одинаковой степенью распределены по всем кластерам. Экспоненциальный вес позволяет при формировании координат центров кластеров усилить влияние объектов с большими степенями принад-

лежности и уменьшить влияние объектов с малыми степенями принадлежности. Теоретически обоснованного правила выбора веса пока не существует, и обычно устанавливают $m = 2$ [3].

Для оценки качества разбиения используется критерий разброса, который показывает сумму расстояний от объектов до центров кластеров с соответствующими степенями принадлежности:

$$f(A_k, v_j^k) = \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^c (\mu_{A_k}(a_i))^m \sum_{j=1}^q (x_j^i - v_j^k)^2. \quad (2)$$

Таким образом, для успешной реализации проекта объект проектирования распределения налогоплательщиков на категории внимания должен быть, прежде всего, адекватно описан. Формальная постановка задачи нечеткого кластерного анализа заключается в следующем: распределить налогоплательщиков по категориям внимания, задав функцию принадлежности $\mu_{A_k}(a_i)$, i -строка которой предоставляет информацию об одном налогоплательщике, а k -столбец предоставляет информацию обо всех налогоплательщиках, принадлежащих в большей или меньшей степени к конкретному кластеру, который доставляет минимум целевой функции и удовлетворяют вышеперечисленным ограничениям.

Алгоритм с-средних определяется в форме итеративного выполнения следующей последовательности шагов.

Шаг 1. Предварительно необходимо задать следующие значения: количество искомым нечетких кластеров c , максимальное количество итераций алгоритма s , параметр сходимости алгоритма ϵ , а также экспоненциальный вес расчета целевой функции и центров кластеров m . В качестве текущего нечеткого разбиения на первой итерации алгоритма для матрицы данных X задать некоторое исходное нечеткое разбиение на c непустых нечетких кластеров, которые описываются совокупностью функций принадлежности $\mu_{A_k}(a_i)$.

Шаг 2. Для исходного текущего нечеткого разбиения по формуле (1) рассчитать центры нечетких кластеров v_j^k и значение целевой функции $f(A_k, v_j^k)$ по формуле (2). Количество выполненных итераций положить равным 1.

Шаг 3. Сформировать новое нечеткое разбиение μ исходного множества объектов кластеризации A на c непустых нечетких кластеров, характеризуемых совокупностью функций принадлежности $\mu_{A_k}(a_i)$, которые определяются по формуле:

$$\mu_{A_k}^k(a_i) = \left(\frac{\sum_{l=1}^c \left(\frac{\sum_{j=1}^q (x_j^i - v_j^k)^2}{\sum_{j=1}^q (x_j^l - v_j^l)^2} \right)^{\frac{1}{2}}}{\sum_{l=1}^c \left(\frac{\sum_{j=1}^q (x_j^l - v_j^l)^2}{\sum_{j=1}^q (x_j^l - v_j^l)^2} \right)^{\frac{1}{2}}} \right)^{\frac{2}{m-1}} \quad (3)$$

Шаг 4. При этом если для некоторого $k \in \{2, \dots, c\}$ и некоторого $a_i \in A$ значения

$$\sum_{j=1}^q (x_j^i - v_j^k)^2 = 0,$$

то для соответствующего нечеткого кластера $\mu_k(a_i) = 1$, а для других $\mu_k(a_i) = 0$. Если же таких $k \in \{2, \dots, c\}$ для некоторого $a_i \in A$ окажется несколько, то есть для них значение

$$\sum_{j=1}^q (x_j^i - v_j^k)^2 = 0,$$

то эвристически для меньшего из k полагаем $\mu_k(a_i) = 1$, а для других $l \in \{2, \dots, c\}, l \neq k$ полагаем $\mu_k(a_i) = 0$.

Шаг 5. Для нового нечеткого разбиения μ' по формуле (3) рассчитать центры нечетких кластеров v_j^k и значение целевой функции $f'(A_k, v_j^k)$ по формуле (2).

Шаг 6. Если количество выполненных итераций превышает заданное число s или же модуль разности $f(A_k, v_j^k) - f'(A_k, v_j^k) \leq \varepsilon$, иными словами, не превышает значение параметра сходимости алгоритма ε , то в качестве искомого результата нечеткой кластеризации принять нечеткое разбиение μ' и закончить выполнение алгоритма. В противном случае — считать текущим нечетким разбиением μ' и перейти на шаг 3 алгоритма, увеличив на 1 количество выполненных итераций.

Алгоритм Густафсона-Кесселя использует адаптивную норму для каждого кластера, иными словами для каждого i -го кластера существует своя норм — порождающая матрица A_i . В этом алгоритме при кластеризации оптимизируются не только координаты центров кластеров и матрица нечеткого разбиения, но также и норм — порождающие матрицы для всех кластеров. Это позволяет выделять кластеры различной геометрической формы [7].

Алгоритм Густафсона-Кесселя состоит из следующих шагов.

Шаг 1. Генерирование матрицы нечеткого разбиения.

Шаг 2. Расчет центров кластеров (по формуле 1).

Шаг 3. Определение матрицы ковариации для k -го кластера:

$$B_j^k = \frac{\sum_{i=1}^n (\mu_{A_k}(a_i))^m \cdot (x_j^i - v_j^k)^T \cdot (x_j^i - v_j^k)}{\sum_{i=1}^n (\mu_{A_k}(a_i))^m} \quad (4)$$

Шаг 4. Расчет расстояния между объектами из X и центрами кластеров:

$$D_{B_j^k}^k = (x_j^i - v_j^k) \cdot [(\det(B_j^k)) \cdot (B_j^k)^{-1}] \cdot (x_j^i - v_j^k)^T \quad (5)$$

Шаг 5. Перерасчет элементов матрицы нечеткого разбиения.

Если $D_{B_j^k}^k > 0$, то проводим расчет по формуле (3).

Если $D_{B_j^k}^k = 0$, то для соответствующего нечеткого кластера $\mu'(a_i) = 1$, а для других $\mu'(a_i) = 0$.

Шаг 6. Проверка условия $f(A_k, v_j^k) - f'(A_k, v_j^k) \leq \varepsilon$. Если условие выполняется, то переходим к блоку «конец», а иначе — к шагу 2.

Опыт решения прикладных задач показывает, что наиболее эффективный путь получения адекватных результатов заключается в многократном выполнении алгоритма для различных исходных разбиений. Полученные результаты сравниваются по значениям целевой функции полученных нечетких разбиений с целью принятия окончательного решения об искомой нечеткой кластеризации [1].

Для оценки качества кластеризации можно использовать величину силуэта S [6]. При нечеткой кластеризации номер кластера определяется по максимальному значению степени принадлежности. Значение силуэта выражается для каждого объекта следующим образом:

$$S(x_i) = \frac{a(x_i) - b(x_i)}{\max(a(x_i), b(x_i))} \quad (6)$$

где $a(x_i)$ — среднее расстояние между объектом x_i ($x_i \in k, k = 1, c$) и объектами того же кластера k , к которому принадлежит x_i ; $b(x_i)$ — минимальное расстояние между объектом x_i и объектами в кластере, который ближе всего к кластеру k , иными словами кластер, к которому x_i не принадлежит.

№	Ф.И.О.	КОД	З	Ж	К
1	КОЛОМЙЦЕВА ГАЛИНА ЮРІВНА	1997314008	0,05	0,9	0,04999999
2	МАРТИНЕНКО ОЛЕНА АНАТОЛІВНА	2374219787	0,9	0,05	0,05
3	ЮРЧЕНКО ЛЮДМИЛА МИХАЙЛІВНА	1840313344	0,1	0,2	0,7
4	КОНОВОДОВ ЮРІЙ МИКОЛАЙОВИЧ	2134417073	0,55	0,35	0,1
5	АЛЕВА АНТОНІНА ЛЕОНІДІВНА	2137719120	0,1	0,8	0,1
6	БАЙЦАР ОЛЕКСАНДР ПАВЛОВИЧ	2532913733	0,2	0,3	0,5
7	МІСНІНОВА ОЛЕНА ІВАНІВНА	2032420941	0,6	0,3	0,1
8	БУГАЙОВА ЛЮДМИЛА ПАВЛІВНА	3119400568	0,85	0,05	0,1
9	КУДРЯВИХ ТЕТЯНА ГЕННАДІВНА	3118610621	0,2	0,7	0,1
10	МОІСЄЄВА ТЕТЯНА ГЕОРГІВНА	2690120288	0,75	0,2	0,05
11	ЮРЧЕНКО ОКСАНА ЄВГЕНІВНА	2679306525	0,05	0,05	0,9
12	ШМЕЙКА НАДІЯ ІВАНІВНА	2004413420	0,1	0,3	0,6
13	СОКОЛОВА ІРИНА ЮРІВНА	2506019102	0,5	0,3	0,2
14	АЙ АДІЛ	2858423631	0,6	0,3	0,1
15	ДОШИНА ОЛЯ ЛЕОНІДІВНА	2829519088	0,1	0,1	0,8
16	АЛЕВА ОКСАНА ГЕННАДІВНА	3079708180	0,8	0,1	0,1
17	САЄНКО ТЕТЯНА ВІТАЛІВНА	2789308442	0,7	0,2	0,1
18	СУШКО ЛЮДМИЛА ВАСИЛІВНА	2601013082	0,4	0,5	0,1
19	СТЕЩЕНСЬКА ІРИНА СЕРГІВНА	2429216046	0,65	0,2	0,15
20	СКРИПКО ОЛЕНА ВОЛОДИМИРІВНА	2201910027	0,1	0,15	0,75
21	ДОРСМАН ТЕТЯНА ІГОРІВНА	2071117004	0,58	0,4	0,02

Рис. 2. Список для распределения налогоплательщиков по категориям внимания (фрагмент)

Значение силуэта лежит в интервале $[-1; 1]$, а если выходит за пределы этого интервала, то налогоплательщик считается плохо кластеризованным [8].

Реализация данных алгоритмов приведена в работах [8] и [9], в которых показаны этапы выполнения распределения налогоплательщиков по категориям внимания и оценены полученные результаты.

На основании разработанных концептуальной и математической моделей осуществлено построение информационной управленческой системы для налоговой службы с использованием языка программирования Delphi.

Внедрение новых информационных систем в управленческую деятельность преследует своей целью не только автоматизацию рутинных методов обработки информации, но и организацию информационно-коммуникационного процесса на качественно ином уровне.

ИУС для налоговой службы позволяет автоматизировать выполнение следующих функций:

- ♦ ввод и анализ информации о налогоплательщиках в базе данных;
- ♦ осуществление контроля входных данных,
- ♦ формирование списка для распределения налогоплательщиков по категориям внимания (рис. 2);
- ♦ распределение налогоплательщиков по категориям внимания с использованием методов с-средних и Густафсона-Кесселя (рис. 3);

Исходные данные | Параметры | Прогноз | Разбиение

Число кластеров: 3

Число итераций: 75

Экспоненциальный вес: 2

Количество цветов: 3

Параметр сходимости: 0,001

Количество признаков: 8

Коридор погрешности: 0,0

Алгоритм расчета: С-средних Густафсона-Кесселя

Функция цели = разница =

Время выполнения в тактах

Сохранить Кластеризация Выход

Рис. 3. Распределение налогоплательщиков по категориям внимания на основе методов с-средних и Густафсона-Кесселя

- ♦ хранение результатов в БД в формате MSExcel (рис. 4);
- ♦ графическое отображение на экране результатов кластеризации (рис. 5);
- ♦ прогнозирование налоговых поступлений;
- ♦ вывод прогнозных результатов;
- ♦ формирование стандартизированной отчетности.

Перечисленные функциональные возможности обеспечивают следующие преимущества:

- ♦ система ориентирована на учет плательщиков по всем видам налогов, что позволяет существенно ускорить процессы управления и контроля в налоговой службе;
- ♦ система дает возможность автоматизированного распределения налогоплательщиков по категориям внимания на любом административном и управленческом уровне.

ВЫВОДЫ

В данной работе определены функциональные возможности ИУС налоговой службы. При помощи алгоритмов с-средних и Густафсона-Кесселя создана методика и произведено распределение налогоплательщиков по категориям внимания.

Разработана и реализована ИУС для налоговой службы, позволяющая автоматизировать ведение учета налогоплательщиков, посредством их распределения

A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P
1	1 КОЛОМИЦЕВА ГАЛИНА ЮРЬИВНА	1997314008.00	0,05	0,90	0,05	0,5	0,5	0,5	0,5	0,5	0,5	0,5	0,5		
2	2 МАТИМЕНКО ОЛЕНА АНАТОЛІВНА	2374219787.00	0,90	0,05	0,05	1	1	1	1	0,9	0,9	1	1		
3	3 ЮРЧЕНКО ЛЮДМИЛА МИХАЙЛІВНА	1840313344.00	0,10	0,20	0,70	0,2	0,2	0,2	0,2	0,2	0,2	0,2	0,2		
4	4 КОРОВОДОВ ЮРІЙ МИКОЛАЙОВИЧ	2134417073.00	0,55	0,25	0,10	0,7	0,7	0,7	0,7	0,7	0,6	0,5	0,5		
5	5 АЛІВВА АНТОНІНА ЛЕОНІДІВНА	2137719120.00	0,10	0,80	0,10	0,5	0,5	0,5	0,5	0,5	0,5	0,4	0,4		
6	6 БАЙЦАР ОЛЕКСАНДР ПАВЛОВИЧ	2532913733.00	0,20	0,30	0,50	0,2	0,2	0,2	0,2	0,1	0,1	0,1	0,1		
7	7 МІСІННОВА ОЛЕНА ІВАНІВНА	2032420841.00	0,60	0,30	0,10	0,6	0,7	0,7	0,7	0,7	0,7	0,7	0,7		
8	8 БУТІЙОВА ЛЮДМИЛА ПАВЛІВНА	3118400568.00	0,85	0,05	0,10	0,9	0,9	0,9	0,9	0,9	0,9	0,9	0,9		
9	9 КУДРЯВИХ ТЕТЬЯНА ГЕННАДІВНА	3118610621.00	0,20	0,70	0,10	0,5	0,5	0,5	0,4	0,5	0,4	0,4	0,4		
10	10 МОИСЕВА ТЕТЬЯНА ГЕОРГІВНА	2690120288.00	0,75	0,20	0,05	0,7	0,7	0,7	0,8	0,8	0,8	0,9	0,9		
11	11 ЮРЧЕНКО ОКСАНА ЄВГЕНІВНА	3079708180.00	0,05	0,05	0,90	0,3	0,3	0,3	0,3	0,3	0,2	0,2	0,1		
12	12 ШУМЕЙКА НАДІЯ ІВАНІВНА	2004413420.00	0,10	0,30	0,60	0,1	0,1	0,1	0,1	0,3	0,2	0,3	0,2		
13	13 СОКОЛОВА ІРИНА ЮРЬИВНА	2506019102.00	0,50	0,30	0,20	0,7	0,7	0,7	0,7	0,7	0,5	0,5	0,5		
14	14 АЙ АДІЛ	2858423631.00	0,60	0,30	0,10	0,7	0,6	0,7	0,7	0,7	0,7	0,7	0,7		
15	15 ДОШИНА ОЛЯ ЛЕОНІДІВНА	2829519088.00	0,10	0,10	0,80	0,1	0,2	0,3	0,2	0,2	0,1	0,5	0,2		
16	16 АЛІВВА ОКСАНА ГЕННАДІВНА	3079708180.00	0,80	0,10	0,10	0,9	0,9	0,8	0,8	0,8	0,8	0,8	0,8		
17	17 САСНОК ТЕТЬЯНА ВІТАЛІВНА	2789308442.00	0,70	0,20	0,10	0,7	0,7	0,6	0,8	0,8	0,8	0,8	0,8		
18	18 СУШКО ЛЮДМИЛА ВАСИЛІВНА	2601019082.00	0,40	0,60	0,10	0,5	0,4	0,4	0,4	0,4	0,4	0,4	0,4		
19	19 СТЕЦЕНЬКА ІРИНА СЕРГІВНА	2428216046.00	0,65	0,20	0,15	0,6	0,7	0,7	0,7	0,7	0,7	0,8	0,8		
20	20 СКРИПОК ОЛЕНА ВОЛОДИМИРІВНА	2201910027.00	0,10	0,15	0,75	0,2	0,2	0,2	0,2	0,2	0,2	0,2	0,3		
21	21 ДОРМАН ТЕТЬЯНА ІГОРІВНА	2071117004.00	0,68	0,40	0,02	0,7	0,7	0,7	0,7	0,7	0,7	0,6	0,6		
22	22 ГРОМЕНКО НАТАЛІЯ ОЛЕКСАНДРІВНА	2875204823.00	0,10	0,85	0,05	0,5	0,5	0,5	0,5	0,5	0,4	0,5	0,5		
23	23 ДОРОШЕНКО ОЛЕКІЙ МИКОЛАЙОВИЧ	5328184194.00	0,88	0,05	0,07	0,9	0,9	0,9	1	1	1	1	1		
24	24 ФОТИНА СВИТЛАНА ІВАНІВНА	2328415741.00	0,80	0,10	0,10	0,8	0,8	0,8	0,9	0,9	0,9	0,9	0,9		
25	25 САСНОК ДЕНИС ГЕННАДІЙОВИЧ	2971819752.00	0,20	0,60	0,20	0,5	0,5	0,5	0,4	0,4	0,4	0,4	0,4		
26	26 ПОПОВА НАТАЛІЯ ГЕННАДІВНА	2833270760.00	0,10	0,80	0,10	0,5	0,5	0,5	0,5	0,5	0,5	0,4	0,4		

Рис. 4. Хранение результатов в БД в формате MSExcel

на категории внимания, а также прогнозирование сумм налоговых отчислений.

Выполнено прогнозирование налоговых поступлений с использованием ИУС, что позволило определить суммы налоговых поступлений в последующие периоды.

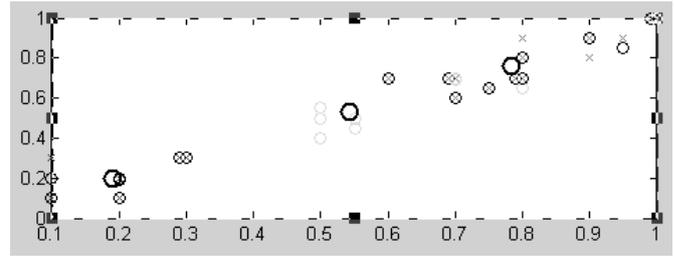


Рис. 5. Графическое отображение на экране результатов кластеризации

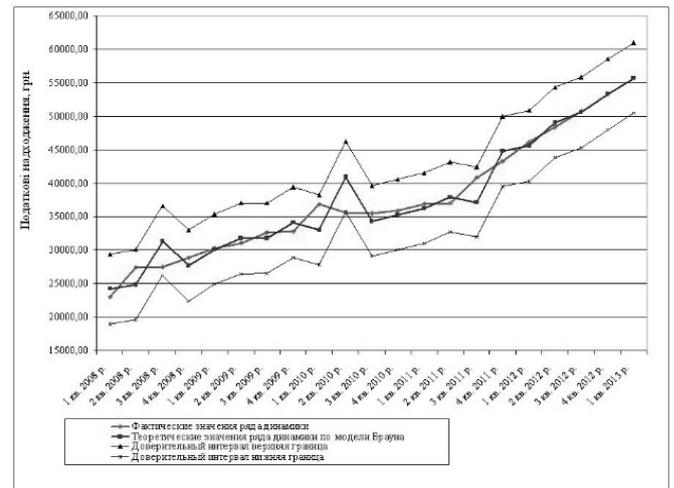


Рис. 6. Прогнозирование налоговых поступлений

ЛИТЕРАТУРА

1. Леоненков А. В. Нечеткое моделирование в среде Matlab и fuzzy-TECH. — СПб.: БХВ-Петербург, 2005. — 736 с.
2. Смоленцев В. П. Управление системами и процессами: учебник / В. П. Смоленцев, В. П. Мельников, А. Г. Схиртладзе. — М.: ИЦ Академия, 2010. — 336 с.
3. Штовба С. Д. Проектирование нечетких систем средствами MATLAB. — М.: Горячая линия — Телеком, 2007. — 288 с.
4. Киселева Е. М. Выбор экспоненциального веса в методе с-средних для нечеткой кластеризации / Е. М. Киселева, О. Б. Блюсс // Материалы международной научно-практической конференции «Математическое и программное обеспечение интеллектуальных систем». — Д.: 2007. — С. 71–72.
5. Вяченин Д. А. Нечеткие методы автоматической классификации: монография / Д. А. Вяченин. — Мн.: УП «Технопринт», 2004. — 219 с.
6. Rousseeuw J. P. Silhouettes: a graphical aid to the interpretation and validation of cluster analysis / J. P. Rousseeuw // J. Comp. Appl. Math. — 1987. — № 20. — P. 53–65.
7. Gustafson D. E. Fuzzy clustering with a fuzzy covariance matrix / D. E. Gustafson W. C. Kessel // Proc. IEEE CDC. — 1979. — № 7. — P. 773–781.
8. Заболотникова В. С. Учет субъектов предпринимательской деятельности в условиях неопределенности на основе метода нечеткой кластеризации / В. С. Заболотникова // Научные труды ДонНТУ. Серия «Информатика, кибернетика и вычислительная техника». — 2011. — 14(188). — С. 283–290.
9. Заболотникова В. С. Застосування нечіткої кластеризації для удосконалення контролю в податковій службі / В. С. Заболотникова // Журнал «Проблеми інформаційних технологій». — № 01(011). — С. 159–164.
10. Гончарова Н. Е. ВПС: Управление производственными процессами. КЛ. / Н. Е. Гончарова. — М.: Приор, 2007. — 174 с.
11. Ромашкова О. Н. Моделирование информационных процессов управления образовательным комплексом / О. Н. Ромашкова, Т. Н. Ермакова // Вестник Российского университета дружбы народов. Серия: Информатизация образования. — 2015. — № 2. — 122 с.
12. Ромашкова О. Н. Повышение эффективности управления информационными потоками в образовательном комплексе / О. Н. Ромашкова, Т. Н. Ермакова // Вестник Рязанского государственного радиотехнического университета. — 2016. — № 57. — С. 82–87.

© Заболотникова Виктория Сергеевна (zabolotnikovavs@ya.ru), Ромашкова Оксана Николаевна.

Журнал «Современная наука: актуальные проблемы теории и практики»