



Ахтеров А.В., [Кирильченко А.А.](#)

Основы теоретической  
робототехники. Примеры  
использования  
искусственных нейронных  
сетей

**Рекомендуемая форма библиографической ссылки:** Ахтеров А.В., Кирильченко А.А. Основы теоретической робототехники. Примеры использования искусственных нейронных сетей // Препринты ИПМ им. М.В.Келдыша. 2009. № 46. 21 с. URL: <http://library.keldysh.ru/preprint.asp?id=2009-46>

Российская Академия Наук  
ОРДЕНА ЛЕНИНА ИНСТИТУТ ПРИКЛАДНОЙ МАТЕМАТИКИ  
им. М.В. Келдыша

А.В. Ахтеров, А.А. Кирильченко

**Основы теоретической робототехники.  
Примеры использования искусственных нейронных сетей.**

Москва, 2009 г.

А.В. Ахтеров, А.А. Кирильченко

ОСНОВЫ ТЕОРЕТИЧЕСКОЙ РОБОТОТЕХНИКИ. ПРИМЕРЫ ИСПОЛЬЗОВАНИЯ ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ.

A.V. Akhterov, A.A. Kiril'chenko

BASES OF THE THEORETICAL ROBOTOTECHNICS. USE EXAMPLES OF THE ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS.

### АННОТАЦИЯ

Искусственные нейронные сети являются одним из основных направлений современной теории искусственного интеллекта.

В первой части изложены биологические предпосылки создания теории искусственных нейронных сетей. Дано определение формального нейрона. Рассмотрены однослойные и многослойные нейронные сети. Приведена основная теорема для аппроксимации функций при помощи многослойных нейронных сетей и описан базовый алгоритм обучения нейронных сетей. Даны общие характеристики релаксационных и самоорганизующихся сетей.

Вторая часть работы посвящена применению искусственных нейронных сетей в различных областях. Приведен пример движения мобильного робота на основе дальномерных данных. Рассмотрено распознавание локальных относительных признаков при движении мобильного робота, а также описано применение самоорганизующихся карт Кохонена при распределении финансирования высших учебных заведений.

### ABSTRACT

Artificial neural networks one of the basic directions of the modern theory of an artificial intelligence.

In the first part of work biological preconditions of creation of the theory of artificial neural networks are stated. It is defined formal neuron. Single-layered and multilayered neural networks are considered. The basic theorem for approximation of functions by means of multilayered neural networks is resulted and the base algorithm of training of neural networks is described. General characteristics of the relaxing and self-organizing neural networks are given.

The second part of work is devoted to application of artificial neural networks in various areas. The example of movement of the mobile robot on the basis of the rangefinder's data is resulted. Recognition during movement of the mobile robot of a local relative attributes is considered, and application self-organizing maps at distribution of financings of institute is also described.

Работа выполнена при частичной поддержке грантов РФФИ 06-08-1151, 05-01-00-885.
--

## СОДЕРЖАНИЕ

	стр.
Введение .....	3
1. Движение мобильного робота в неизвестной среде на основе дальномерных данных .....	4
1.1. Постановка задачи .....	4
1.2. Система управления мобильного робота.....	4
1.3. Оценка эффективности алгоритма и результаты моделирования .....	7
2. Распознавание локальных относительных признаков среды при движении мобильного робота .....	7
2.1. Постановка задачи .....	8
2.2. Система распознавания локальных относительных признаков среды .....	8
3. Методики оценки качества образовательной деятельности высшего учебного заведения .....	10
3.1. Постановка задачи .....	11
3.2. Методика формирования интегрального показателя качества образовательной деятельности вуза.....	11
Литература.....	15
Рисунки .....	15

## ВВЕДЕНИЕ

Вторая часть работы посвящена практическому применению теории искусственных нейронных сетей. Рассматривается решение таких задач как (1) движение мобильного робота в неизвестной среде на основе дальномерных данных, (2) распознавание локальных относительных признаков среды при движении мобильного робота и (3) составление рейтинга высших учебных заведений на основе ряда независимых признаков. Решение первой задачи подразумевает создание алгоритма обхода препятствий на основе дальномерных данных. В этом случае для выбора направления движения используется трёхслойная нейронная сеть. Решение второй задачи оперирует понятиями теории интерпретирующей навигации и даёт алгоритм определения мобильным роботом локальных относительных признаков среды. Наконец, решение третьей задачи представляет собой возможную технику ранжирования технических вузов на основе ряда независимых показателей учебной деятельности для дальнейшего распределения финансирования между этими вузами. В этом случае было решено использовать самоорганизующиеся карты Кохонена, представляющие собой нейронную сеть, обучающуюся «без учителя», т.е. сеть формирующая выходное пространство решений только на основе входных воздействий.

Данная работа продолжает линию, начатую [8, 9].

## БЛАГОДАРНОСТИ

Автор выражает признательность В. Е. Павловскому, Г. Г. Малинецкому и М. С. Бурцеву за полезные консультации.

### 1. ДВИЖЕНИЕ МОБИЛЬНОГО РОБОТА В НЕИЗВЕСТНОЙ СРЕДЕ НА ОСНОВЕ ДАЛЬНОМЕРНЫХ ДАННЫХ

В качестве моделей мобильных роботов (МР) могут использоваться различные роботы, которые оснащены сенсорными устройствами для отображения окружающей обстановки. Хотя в приведённых расчетах предполагалось, что мобильный робот оснащён лазерным дальномером, все выкладки будут справедливы и для других сенсоров, измеряющих дальность. В системе управления МР используется нейронная сеть (НС), которая обеспечивает корректное движение МР к заданной цели. Возможность создания таких систем базируется на способности нейронных сетей «запоминать» частные данные для определения закономерностей процесса. В результате этого НС способна «распознавать» входные данные, которые не входили в обучающую выборку.

#### 1.1. ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ

Движение МР задается в террайне – ограниченной прямоугольной рамкой области с препятствиями, непрозрачными для измерителя и непреодолимыми для МР. Для простоты препятствия представляют собой многоугольники с углами в вершинах в  $90^\circ$  и  $270^\circ$ . Пример террайна приведён на рис. 1. Измерительная система МР состоит из одного лазерного дальномера с радиусом видимости  $R$ , дискретностью осмотра  $\Delta\alpha$  и углом обзора  $\psi$ . Система управления МР должна обеспечивать корректный обход препятствий, путем выбора направления движения в каждый момент времени.

#### 1.2. СИСТЕМА УПРАВЛЕНИЯ МОБИЛЬНОГО РОБОТА

В основе нижнего уровня системы управления МР лежит нейросетевой аппарат, использующий сведения, полученные от измерительной системы МР. Система управления состоит из:

- блока преобразования локальной карты местности;
- нейронной сети для определения возможных направлений движения МР;

В качестве входной информации блок преобразования использует сжатую карту местности, состоящую из  $N = \lceil \psi / \Delta\alpha \rceil$  элементов, каждый из которых представляет собой длину соответствующего луча дальномера (рис. 2).

Технология преобразования состоит в следующем:

1. Весь сектор обзора разбивается на пять секторов, т.е. задаются углы  $\alpha_1, \alpha_2$  и  $\alpha_3$  (рис. 3).

2. Вычисляются следующие пять отношений:

$$In_1 = \frac{S_1}{S'}, \text{ где}$$

$S_1$  - реальная площадь первого сектора (с учётом обнаруженных препятствий),

$S' = \frac{R^2 \alpha_1 \pi}{360}$  - максимальная площадь первого сектора (без препятствий).

$$In_2 = \frac{S_2}{S''}, \text{ где}$$

$S_2$  - реальная площадь второго сектора (с учётом обнаруженных препятствий),

$S'' = \frac{R^2 \alpha_2 \pi}{360}$  - максимальная площадь второго сектора (без препятствий).

$$In_3 = \frac{S_3}{S'''}, \text{ где}$$

$S_3$  - реальная площадь третьего сектора (с учётом обнаруженных препятствий),

$S''' = \frac{R^2 \alpha_3 \pi}{360}$  - максимальная площадь третьего сектора (без препятствий).

$$In_4 = \frac{S_4}{S''}, \text{ где}$$

$S_4$  - реальная площадь четвертого сектора (с учётом обнаруженных препятствий),

$S'' = \frac{R^2 \alpha_2 \pi}{360}$  - максимальная площадь четвертого сектора (без препятствий).

$$In_5 = \frac{S_5}{S'}, \text{ где}$$

$S_5$  - реальная площадь пятого сектора (с учётом обнаруженных препятствий),

$S' = \frac{R^2 \alpha_1 \pi}{360}$  - максимальная площадь пятого сектора (без препятствий).

3. Вычисляется параметр «направления на целевую точку»:

$$In_6 = \begin{cases} -0.9 & \text{если } \vec{T} \text{ проходит через первый сектор} \\ -0.5 & \text{если } \vec{T} \text{ проходит через второй сектор} \\ 0 & \text{если } \vec{T} \text{ проходит через третий сектор} \\ 0.5 & \text{если } \vec{T} \text{ проходит через четвертый сектор} \\ 0.9 & \text{если } \vec{T} \text{ проходит через пятый сектор} \end{cases}, \text{ где}$$

$\vec{T}$  - вектор, соединяющий МР и целевую точку.

Таким образом на выходе блока преобразования локальной карты местности мы получаем массив  $In_i, i = \overline{1, 6}$ .

На рис. 4 представлена трёхслойная нейронная сеть с прямыми связями, служащая для определения возможных направлений движения. На её вход по-

даётся полученный из блока преобразования локальной карты местности массив  $In_i, i = \overline{1,6}$ . Как видно из рисунка, входной слой имеет 6 нейронов, выполняющих распределительные свойства; скрытый слой содержит 15 нейрона с сигмоидной функцией активации и выходной слой состоит из 4 нейронов, также с сигмоидной функцией активации.

Задача нейронной сети состоит в том, чтобы «запомнить» ряд стандартных ситуаций и в процессе функционирования относить неизвестные ситуации к одной из стандартных. На выходе представленная НС имеет четыре нейрона, каждый из которых отвечает за определённую двигательную команду, а именно:

- $Out_1$  соответствует команде «движение вперёд на  $\Delta l$ »;
- $Out_2$  соответствует команде «поворот влево на  $\Delta \varphi$ »;
- $Out_3$  соответствует команде «поворот вправо на  $\Delta \varphi$ »;
- $Out_4$  соответствует команде «движение назад на  $\Delta l$ ».

Данная НС функционирует по принципу «победитель получает всё», т.е. выходной нейрон с наибольшей активностью считается победителем и МР выполняется соответствующая команда.

Для обучения НС была сформирована выборка, состоящая из 160 типичных ситуаций. Генерация обучающей выборки вытекает из логики работы данной сети. В таблице 1, в качестве примера, приведены несколько паттернов. Для обучения НС применялся алгоритм обратного распространения ошибки с нормой обучения 0.25 и коэффициентом инерции 0.5. После 112365 итераций суммарная ошибка составила 0.083, что является вполне приемлемой точностью, т.е. можно считать, что НС обучилась на представленной ей выборке.

Таблица 1.  
Пример обучающей выборки

№	Входной паттерн	Выходной паттерн
1	0,9 0,9 0,9 0,9 0,9 -0,9	0,1 0,1 0,9 0,1
2	0,9 0,9 0,9 0,9 0,9 -0,5	0,1 0,1 0,9 0,1
3	0,9 0,9 0,9 0,9 0,9 0	0,1 0,9 0,1 0,1
4	0,9 0,9 0,9 0,9 0,9 0,5	0,9 0,1 0,1 0,1
5	0,9 0,9 0,9 0,9 0,9 0,9	0,9 0,1 0,1 0,1

Приведём пример работы сети. Пусть на текущем такте работы МР находится в среде, изображённой на рис. 2, т. О – целевая точка. После вычисления массива  $In_i, i = \overline{1,6}$  получим следующий результат:

$$In_1 = 1, In_2 = 0.7, In_3 = 1, In_4 = 0.4, In_5 = 0.2, In_6 = -0.5.$$

После обработки нейронной сетью этих входных значений, получим следующий массив  $Out$  :

$$Out_1 = 0.5, Out_2 = 0.2, Out_3 = 0.8, Out_4 = 0.1.$$

В соответствии с принципом «победитель получает всё», третий нейрон считается победителем и МР отрабатывает команду «поворот вправо на  $\Delta \varphi$ ».

Следует отметить, что двигательное поведение МР можно варьировать, посредством изменения углов  $\alpha_i, i = \overline{1,3}$ .

### 1.3. ОЦЕНКА ЭФФЕКТИВНОСТИ АЛГОРИТМА И РЕЗУЛЬТАТЫ МОДЕЛИРОВАНИЯ

В ходе моделирования, характеристикам дальномеров были присвоены следующие числовые значения: радиус видимости  $R = 5$  корпусов МР, дискретность осмотра  $\Delta\alpha = 3^\circ$  и угол обзора  $\psi = 120^\circ$ . Эффективность алгоритма (или информационный дребезг) определялась как *отношение пройденного роботом пути от начальной точки к целевой к минимальному пути между этими точками*. Это отношение вычислялось для движения МР вдоль стены при различных начальных положениях МР ( $\alpha = 20^\circ, 40^\circ, 60^\circ, 80^\circ$  - угол с горизонталью), для различной дискретности угловой скорости ( $\Delta\varphi = 3^\circ, 7^\circ, 9^\circ, 11^\circ, 13^\circ$ ) и для разных расстояний от стены. Расстояние между начальной и целевой точкой было 5 корпусов робота. Результаты моделирования приведены в следующей таблице. Данные таблиц представлены на рис. 5 - 7.

Таблица 2.

Результаты численного моделирования нейросетевого алгоритма движения МР

$\alpha = 20^\circ$				$\alpha = 40^\circ$			
	1 корпус	2 корпуса	3 корпуса		1 корпус	2 корпуса	3 корпуса
3°	1,00060	1,0006	1,00048	3°	1,00015	1,0001	1,00015
7°	1,00122	1,0072	1,00723	7°	1,00125	1,0111	1,01111
9°	1,00122	1,0006	1,0006	9°	1,00326	1,0080	1,00807
11°	1,0315	1,0180	1,0180	11°	1,0155	1,0130	1,0130
13°	1,01633	1,0175	1,0175	13°	1,00012	1,0001	1,0001

$\alpha = 60^\circ$				$\alpha = 80^\circ$			
	1 корпус	2 корпуса	3 корпуса		1 корпус	2 корпуса	3 корпуса
3°	1	1	1	3°	1,00820	1,0174	1,00060
7°	1,00180	1,0110	1,01109	7°	1,00765	1,0023	1,01139
9°	1,00219	1,0186	1,01863	9°	1,00819	1,0183	1,01938
11°	1,0048	1,0121	1,0121	11°	1,0066	1,0073	1,0126
13°	1,0028	1,0121	1,0181	13°	1,0044	1,0081	1,0006

## 2. РАСПОЗНАВАНИЕ ЛОКАЛЬНЫХ ОТНОСИТЕЛЬНЫХ ПРИЗНАКОВ СРЕДЫ ПРИ ДВИЖЕНИИ МОБИЛЬНОГО РОБОТА

Традиционная навигация состоит в представлении положения робота в некоторой абсолютной системе координат. Альтернативой ей служит интерпретирующая навигация (ИН) - представление положения робота в некоторой глобальной модели специального типа на основе анализа полученных при помощи соответствующей информационной системы описаний видимой части среды. Основой интерпретирующей навигации служит система информационного слежения, одной из основных задач которой, является корректное определение ок-

ружающей среды, или, выражаясь в терминах интерпретирующей навигации, корректное определение локальных относительных признаков среды.

## 2.1. ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ

Так же как и в первой задаче, движение происходит в террайне, который вместе с препятствиями создаёт окружающую среду для МР. Параметры измерительной системы МР остались без изменений: один лазерный дальномер с радиусом видимости  $R$ , дискретностью осмотра  $\Delta\alpha$  и углом обзора  $\psi$ . В соответствии с теорией интерпретирующей навигации выделяют пять относительных локальных признаков среды: *выпуклый угол*, *вогнутый угол*, *скачок к*, *скачок от*, *стена* (рис. 8). Задача состоит в том, чтобы на основании дальномерных данных корректно определять видимый признак.

## 2.2. СИСТЕМА РАСПОЗНАВАНИЯ ЛОКАЛЬНЫХ ОТНОСИТЕЛЬНЫХ ПРИЗНАКОВ СРЕДЫ

Принцип работы системы распознавания локальных относительных признаков основан на определении соответствия между текущей видимой средой и одним из запомненных образцов. Таким образом, на каждом такте работы данные информационной системы МР (массив дальностей) анализируется на предмет обнаружения типичной конфигурации одного из признаков. Такие типичные конфигурации удобно изображать в виде решётки размером  $5 \times 5$ . Например, на рис. 9а, 9б и 9в представлены конфигурации, соответствующие признаку «стена», а на рис. 9г, 9д, 9е признаку «выпуклый угол» и т.д. Как видно из рисунка, было выделено 15 типичных конфигураций относительных признаков. Для запоминания этих ситуаций была выбрана трёхслойная нейронная сеть, состоящая из 25 нейронов входного слоя, 5 нейронов скрытого слоя и 15 нейронов выходного слоя. Поясним выбор количества вычислительных элементов (нейронов) во входном и выходном слоях. 25 нейронов входного слоя соответствуют выбранной системе кодирования типичных ситуаций, а именно: каждой конфигурации ставится в соответствие вектор  $\bar{b} \in B^{25}$  ( $B$  – булево множество), и именно он подаётся на вход нейронной сети. Например, для ситуации, изображённой на рис. 9а:  $\bar{b} = (111110000000000000000000)$ . Количество нейронов выходного слоя равняется общему количеству запоминаемых типичных конфигураций. Для обучения НС применялся алгоритм обратного распространения ошибки с нормой обучения 0.5 и коэффициентом инерции 0.8. После 11836 итераций суммарная ошибка составила 0.009. Пример обучающей выборки приведён в таблице 3.

Таблица 3.

Пример обучающей выборки

№	Входной паттерн	Выходной паттерн
1	111110000000000000000000000000	100000000000000000000000000000
2	0001100110011001100010000	010000000000000000000000000000
3	1000011000011000011000011	001000000000000000000000000000
4	0000100011101101110001000	000100000000000000000000000000
5	1000111011011100010000000	000010000000000000000000000000

Рассмотрим пример функционирования НС. Параметры измерительной системы МР возьмём из первой задачи: радиус видимости  $R = 5$  корпусов МР или 40 ед., дискретность осмотра  $\Delta\alpha = 3^\circ$  и угол обзора  $\psi = 120^\circ$ . Пускай массив дальности имеет вид представленный в таблице 4.

Таблица 4.

Примерный вид массива дальности

№	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22
$L$	30	29	28	27	26	25	24	23	22	21	20	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32

23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34	35	36	37	38	39	40	41
33	34	35	36	37	38	39	40	40	40	40	40	40	40	40	40	40	40	40

Для наглядности, на основе полученного массива дальности будем заполнять решётку размером  $9 \times 5$  (рис. 10а). Процесс формирования входного вектора для нейронной сети выглядит следующим образом:

1. Заполняем всю матрица 0 и в ячейке  $[5,1]$  ставим 1.
2. Берём первые 5 элементов массива дальностей:  $L_1=30$ ,  $L_2=29$ ,  $L_3=28$ ,  $L_4=27$ ,  $L_5=26$ .
3. Начиная со второго элемента, сравниваем попарно все пять элементов.

Для  $i = \overline{2,5}$ :

- если  $L_i = L_{i-1}$ , то заполняем соседнюю ячейку единицей;
- если  $L_i < L_{i-1}$  и  $abs(L_i - L_{i-1}) \leq c$  (здесь и далее параметр  $c$  отвечает за предел разности дальностей, после которого признак считается за скачок), то заполняем ячейки  $[i+3,i]$  и  $[i+4,i]$  единицами (в нашем случае это будут для  $i=2$ :  $[5,2]$ ,  $[6,2]$ ; для  $i=3$ :  $[6,3]$ ,  $[7,3]$ ; для  $i=4$ :  $[7,4]$ ,  $[8,4]$  и для  $i=5$ :  $[8,5]$ ,  $[9,5]$ );
- если  $L_i > L_{i-1}$  и  $abs(L_i - L_{i-1}) \leq c$ , то заполняем ячейки  $[5-i+2,i]$  и  $[5-i+1,i]$  единицами;
- если  $L_i < L_{i-1}$  и  $abs(L_i - L_{i-1}) > c$ , то заполняем ячейки  $[i+3,i]$ ,  $[i+4,i]$ ,  $[i+5,i]$ ,  $[i+6,i]$  единицами;

- если  $L_i > L_{i-1}$  и  $abs(L_i - L_{i-1}) > c$ , то заполняем ячейки  $[5-i+2,i]$ ,  $[5-i+1,i]$ ,  $[5-i,i]$ ,  $[5-i-1,i]$  единицами.
4. Начиная с первой, отбрасываем все нулевые строчки (строки содержащие одни 0)(в нашем случае строки с 1 по 4).
  5. Кодировем урезанную решётку вектором  $\bar{b} \in B^{25}$  и подаём на вход нейронной сети. Нейроном-победителем является элемент №3, что соответствует типичной конфигурации «стена» (рис. 9в).
  6. Следующий интересующий нас признак расположен на лучах  $L_7=24$ ,  $L_8=23$ ,  $L_9=22$ ,  $L_{10}=21$ ,  $L_{11}=20$ . Повторяя пункт 3 для  $i = \overline{8,11}$ , получаем следующую решётку – рис. 10б, которая после подачи её (в виде бинарного вектора  $\bar{b}$ ) на НС даёт нам признак «выпуклый угол» и т.д.

### 3. МЕТОДИКА ОЦЕНКИ КАЧЕСТВА ОБРАЗОВАТЕЛЬНОЙ ДЕЯТЕЛЬНОСТИ ВЫСШЕГО УЧЕБНОГО ЗАВЕДЕНИЯ

Одной из основных проблем при планировании госбюджетного финансирования высшего учебного заведения является оценка качества его образовательной деятельности. В настоящее время данная оценка основывается на сопоставлении ряда независимых показателей деятельности вуза и носит экспертный характер. Единичные показатели качества условно разнесем на четыре блока (рис. 11):

- I. Формальные показатели.
- II. Показатели качества образовательных услуг.
- III. Показатели качества образовательного процесса.
- IV. Показатели качества образования.

Первый блок представляет собой набор формальных параметров, отвечающих за допуск вуза к процедуре сравнения, поэтому в дальнейшем будут использоваться только оставшиеся 3 блока, включающие 15 показателей:

- I. Показатели качества образовательных услуг
  1. Количество лиц с учёными степенями и (или) званиями;
  2. Количество работников с учёными степенями и званиями доктора наук, профессора;
  3. Количество изданных монографий в расчёте на 100 основных штатных педагогических работников с учёными званиями и степенями;
  4. Количество защищённых кандидатских и докторских диссертаций на 100 человек научных и научно-педагогических кадров.
- II. Показатели качества образовательного процесса
  1. Количество единиц учебно-методической литературы на 1 студента приведённого контингента;
  2. Количество новых поступлений от общего числа названий;
  3. Количество единиц IBM-совместимой вычислительной техники с процессорами P-II и выше на 100 студентов приведённого контингента;
  4. Количество терминалов с выходом в Internet;

5. Количество научно-методических разработок на 100 студентов приведённого контингента;
6. Количество аспирантов на 100 студентов приведённого контингента;
7. Количество аспирантов, защитивших диссертацию.

### III. Показатели качества образования

1. Уровень организации НИР студентов;
2. Процент выпускников, направленных на работу;
3. Средний процент «Отлично и хорошо» выпускных квалификационных работ;
4. Средний процент «Отлично и хорошо» выпускных экзаменов

## 3.1. ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ

Задача заключается в разработке методики оценки качества образовательной деятельности высшего учебного заведения на основе вышеприведённых единичных показателей деятельности вуза. Формализуя поставленную задачу, сформулируем её в несколько ином виде: разработать методику формирования интегрального показателя, который объединяет в себе все единичные показатели и позволяет ранжировать вузы по качеству образовательной деятельности.

## 3.2. МЕТОДИКА ФОРМИРОВАНИЯ ИНТЕГРАЛЬНОГО ПОКАЗАТЕЛЯ КАЧЕСТВА ОБРАЗОВАТЕЛЬНОЙ ДЕЯТЕЛЬНОСТИ ВУЗА

Продолжая анализ, можно увидеть, что задача формирования интегрального показателя качества образовательной деятельности вуза эквивалентна задаче разбиения всего множества рассматриваемых вузов на кластеры. Для её решения использовался метод самоорганизующихся карт Кохонена. Самоорганизующиеся карты Кохонена (СОК) представляют собой нейронные сети без обратных связей, в которых используется алгоритм обучения без учителя. Посредством процесса самоорганизации, СОК образует топологическое представление исходных данных из элементов, получаемых на выходе[?].

Как было сказано выше, в исследовании будем использовать 15 единичных показателей, разделённых на три блока: 1-ый блок – 4 ед. показателя, 2-ой блок - 7 ед. показателей и 3-ий блок включает 4 единичных показателя. По каждому из единичных показателей из всех рассматриваемых вузов выбираются максимальные значения для формирования виртуального вуза, который имеет наилучшие характеристики по всем показателям. В ходе решения задачи определяется интегральный показатель по каждому из трёх блоков для каждого из вузов. Затем эти интегральные показатели суммируются для вычисления итогового показателя, по которому производится ранжирование вузов.

Для каждого из трех блоков была создана своя СОК. Для 1-го блока СОК имеет 4 входных и 40 выходных нейронов. Для 2-го блока СОК имеет 7 входных и 42 выходных нейронов и наконец для 3-го блока топология карты представляет собой 4 входных и 40 выходных нейронов. Для сравнения были выбраны 63 вуза, и на основе их показателей было проведено обучение созданных

карт. СОК для первого блока: показатели качества образовательных услуг (рис. 12). Цифры обозначают номера вузов в списке (см. приложение III). Как видно из карты вузы с номерами 31 (Московский государственный университет имени М.В. Ломоносова), 33 (Новосибирский государственный университет), 48 (Ставропольский государственный университет), 51 (Томский государственный университет) и 54 (Тюменский государственный университет) имеют наибольшее значение интегрального показателя – 0,01305, а вузы 3 (Амурский государственный университет), 53 (Тывинский государственный университет) и 61 (Чеченский государственный университет) наименьшее – 0,043. Рейтинг по первому блоку всех рассматриваемых вузов представлен в приложение III, таблица III.2.

На рисунке 13 представлена карта для второго блока – блока показателей качества образовательного процесса. Наибольшее значение интегрального показателя имеют вузы №31 (Московский государственный университет имени М.В. Ломоносова) и №45 (Санкт-Петербургский государственный университет) – 0,271, а наименьшее значение – 0,0697 вузы №7 (Брянский государственный университет имени академика И.Г. Петровского), №12 (Горно-Алтайский государственный университет) и №16 (Ингушский государственный университет). Из анализа карты следует, что например вузы с номерами 4, 18, 38 и 49 были объединены в кластер, т.е. они имеют схожие значения единичных показателей, входящих в рассматриваемый блок. Полный рейтинг исследуемых вузов по второму блоку представлен в приложении III, таблица III.3.

Рисунок 14 показывает результат кластеризации для единичных показателей третьего блока - блока показателей качества образования. Легко убедиться, что в этом блоке лидируют вузы №31 (Московский государственный университет имени М.В. Ломоносова) и №57 (Уральский государственный университет им. А.М. Горького) – их интегральный показатель равен 0,204, а вузы №11 (Воронежский государственный университет) и №16 (Ингушский государственный университет) имеют наихудшие показатели, их интегральный показатель равен 0,072. Так же из анализа карты можно сделать вывод, что вузы с номерами 2, 12, 13 и 30, а также 18, 37, 47, 58 были объединены в кластер. Полный рейтинг вузов по третьему блоку представлен в приложении III, таблица III.4.

Суммарный рейтинг вузов, основанный на интегральном показателе, который равен сумме интегральных показателей по трём рассматриваемым блокам, представлен в следующей таблице.

Суммарный рейтинг вузов, рассчитанный на основе интегрального показателя

№	ВУЗ	Интегральный показатель	Процентное соотношение
	Виртуальный вуз	2,39483	100,0
31	Московский государственный университет имени М.В. Ломоносова	2,39483	100,0
33	Новосибирский государственный университет	2,31102	96,5
45	Санкт-Петербургский государственный университет	2,27621	95,0
57	Уральский государственный университет им. А.М. Горького	2,26554	94,6
51	Томский государственный университет	2,14464	89,6
19	Казанский государственный университет имени В.И. Ульянова-Ленина	2,13932	89,3
43	Ростовский государственный университет	2,13342	89,1
54	Тюменский государственный университет	2,11234	88,2
48	Ставропольский государственный университет	2,04749	85,5
14	Дальневосточный государственный университет	2,03405	84,9
15	Ивановский государственный университет	1,94917	81,4
40	Поморский государственный университет имени М.В. Ломоносова	1,94461	81,2
46	Саратовский государственный университет имени Н.Г. Чернышевского	1,89271	79,0
22	Кемеровский государственный университет	1,84631	77,1
44	Самарский государственный университет	1,81848	75,9
42	Российский университет дружбы народов	1,81834	75,9
41	Российский государственный университет имени Иммануила Канта	1,81272	75,7
63	Южно-Уральский государственный университет	1,80302	75,3
34	Омский государственный университет им. Ф.М. Достоевского	1,78689	74,6
52	Тульский государственный университет	1,78067	74,4
38	Пермский государственный университет	1,77906	74,3
60	Череповецкий государственный университет	1,77456	74,1
8	Бурятский государственный университет	1,77398	74,1
25	Кубанский государственный университет	1,77317	74,0
1	Адыгейский государственный университет	1,76222	73,6
39	Петрозаводский государственный университет	1,76029	73,5
32	Новгородский государственный университет имени Ярослава Мудрого	1,75299	73,2
11	Воронежский государственный университет	1,74162	72,7
50	Тольяттинский государственный университет	1,73867	72,6
27	Курский государственный университет	1,73547	72,5
24	Красноярский государственный университет	1,72950	72,2
30	Мордовский государственный университет им. Н.П. Огарева	1,72057	71,8
26	Курганский государственный университет	1,69961	71,0
17	Иркутский государственный университет	1,69698	70,9

49	Тверской государственный университет	1,69678	70,9
4	Астраханский государственный университет	1,69256	70,7
28	Магнитогорский государственный университет	1,68183	70,2
59	Челябинский государственный университет	1,68144	70,2
2	Алтайский государственный университет	1,67918	70,1
5	Башкирский государственный университет	1,67213	69,8
18	Кабардино-Балкарский государственный университет им. Х.М. Бербекова	1,66624	69,6
37	Пензенский государственный университет	1,66262	69,4
20	Калмыцкий государственный университет	1,65798	69,2
29	Марийский государственный университет	1,65706	69,2
6	Белгородский государственный университет	1,64888	68,9
58	Хакасский государственный университет им. Н.Ф. Катанова	1,62992	68,1
21	Карачаево-Черкесский государственный университет	1,62220	67,7
56	Ульяновский государственный университет	1,61589	67,5
13	Дагестанский государственный университет	1,60612	67,1
9	Владимирский государственный университет	1,57433	65,7
7	Брянский государственный университет имени академика И.Г. Петровского	1,55888	65,1
23	Костромской государственный университет имени Н.А. Некрасова	1,55037	64,7
12	Горно-Алтайский государственный университет	1,54930	64,7
47	Сахалинский государственный университет	1,54265	64,4
55	Удмуртский государственный университет	1,50996	63,1
36	Орловский государственный университет	1,45005	60,5
35	Оренбургский государственный университет	1,43868	60,1
16	Ингушский государственный университет	1,29176	53,9
62	Чувашский государственный университет имени И.Н. Ульянова	1,28726	53,8
64	Якутский государственный университет имени М.К. Аммосова	1,27981	53,4
53	Тывинский государственный университет	1,25678	52,5
3	Амурский государственный университет	1,14592	47,8
61	Чеченский государственный университет	1,09015	45,5

Итак, методика оценивания качества образовательной деятельности вуза предполагает выполнение следующих действий (рис. 15).

Методика оценки качества образовательной деятельности вуза является универсальной и может быть использована:

- на стадии разработки стратегии вуза.
- на стадии принятия решения, для выбора наиболее эффективного варианта управления вуза;
- на стадии анализа для оценки результатов деятельности по управлению вузом на определенный временной период.

## ЛИТЕРАТУРА

1. Головкин В.А. Нейронные сети: обучение, организация и применение. Кн.4: Учеб. пособие для вузов // Общая ред. А.И.Галушкина. – М.: ИПРЖР, 2001. – 256с.: ил.
2. Хайкин Саймон. Нейронные сети: полный курс, 2-е издание.: Пер. с англ. – М.: Издательский дом «Вильямс», 2006. – 1104 с.: ил.
3. Каллан Роберт Основные концепции нейронных сетей.: Пер. с англ. – М.: Издательский дом «Вильямс», 2001. – 287 с.: ил.
4. Круглов В.В., Борисов В.В. Искусственные нейронные сети. Теория и практика. – М.: Горячая линия – Телеком, 2001. – 382 с.: ил.
5. Смолин Д.В. Введение в искусственный интеллект. – М.: ФИЗМАТЛИ, 2004. – 208 с.
6. Ясницкий Л.Н. Введение в искусственный интеллект. – М.: Издательский центр «Академия», 2005. – 176 с.
7. Э. Хант. Искусственный интеллект. М.: Мир, 1978 – 560 с.
8. Ахтеров А.В., Кирильченко А.А. Основы теоретической робототехники. Искусственные нейронные сети. (Обзор) // М.: Препринт ИПМ им. М. В. Келдыш РАН, 2008, №2, 19 с.
9. Петрин А.А. Основы теоретической робототехники. Нечёткие методы. (Обзор) // М.: Препринт ИПМ им. М. В. Келдыш РАН, 2005, №34, 23 с.
10. Голубев Ю.Ф. Нейросетевые методы в мехатронике. М.: МГУ, 2007. – 158 с.

## РИСУНКИ

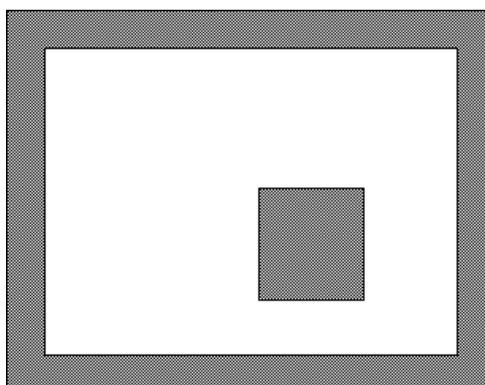


Рис. 1. Пример террайна

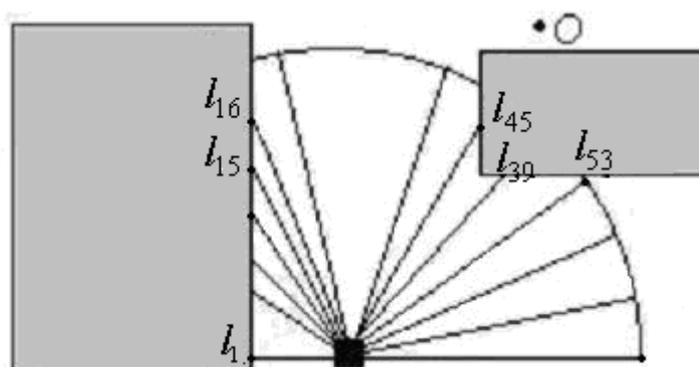


Рис. 2. Пример формирования локальной карты местности

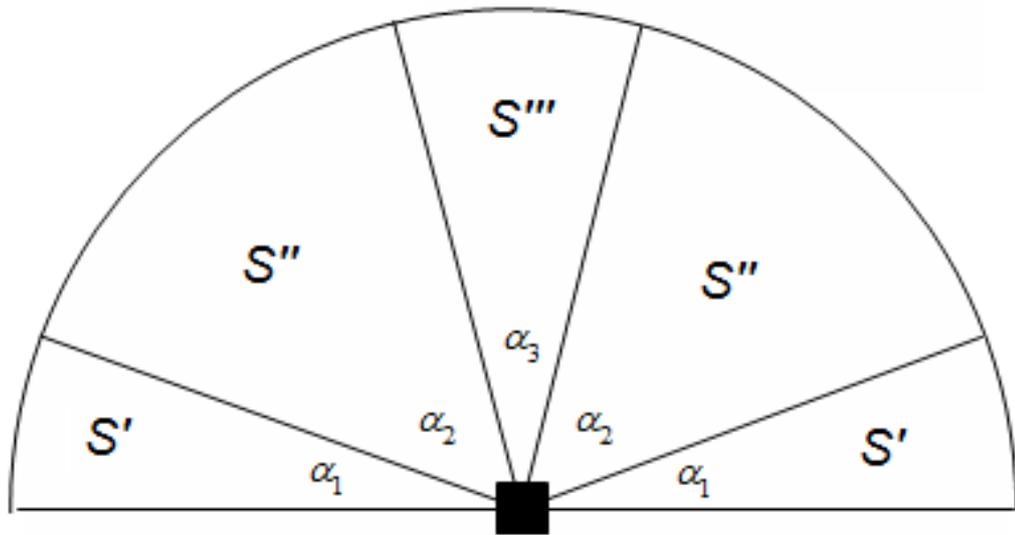


Рис. 3. Разбиение области видимости на сектора

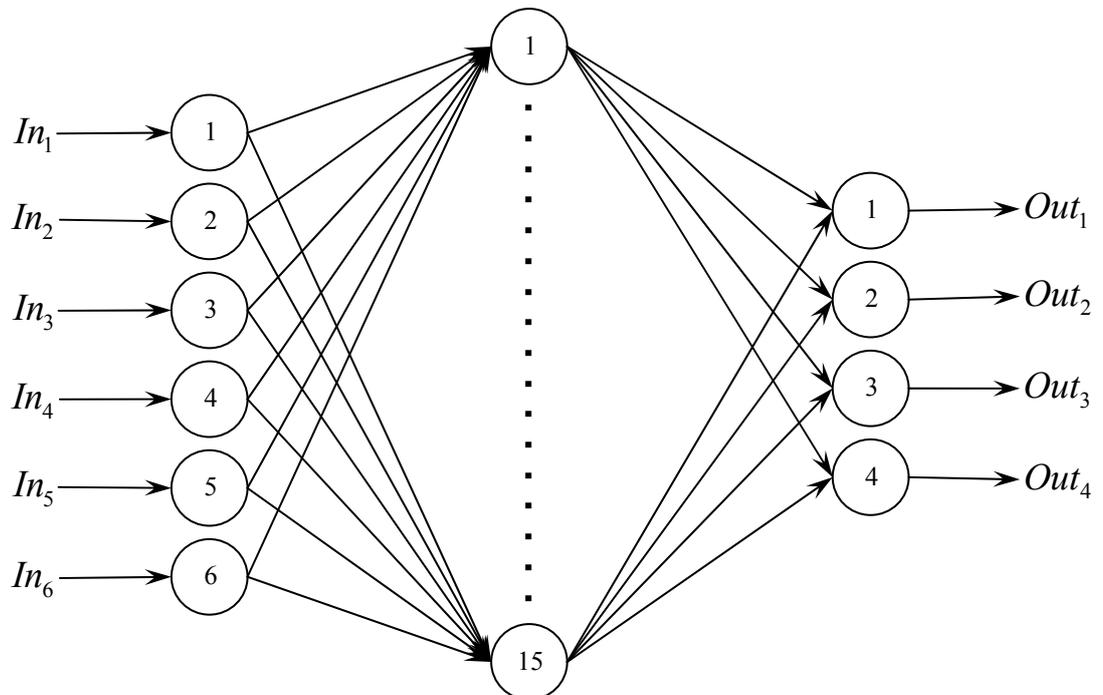


Рис. 4. Трёхслойная нейронная сеть для определения возможных направлений движения

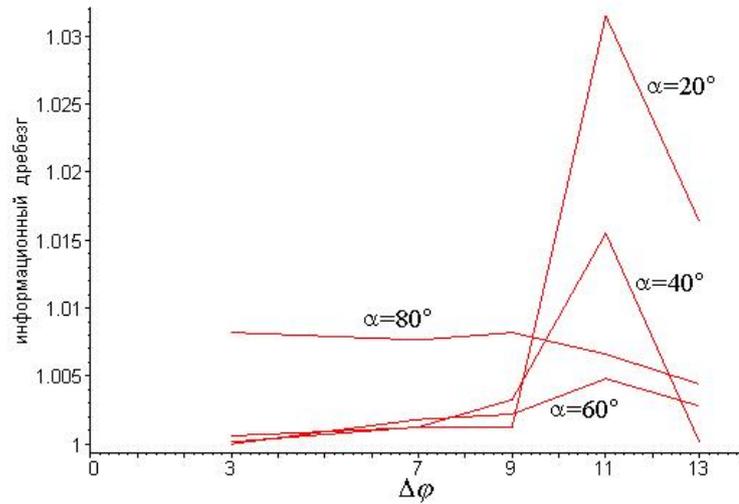


Рис. 5. Зависимость информационного дребезга от дискретности поворота для случая расположения МР на расстоянии 1 корпуса от стены

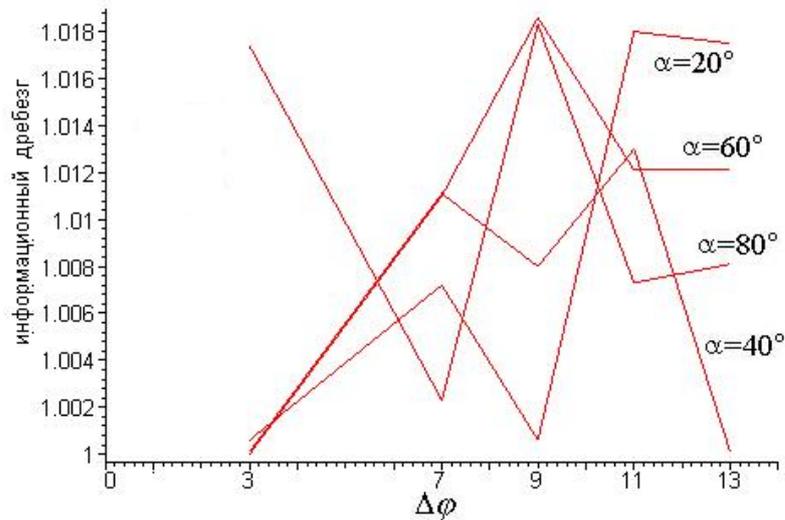


Рис.6. Зависимость информационного дребезга от дискретности поворота для случая расположения МР на расстоянии 2 корпусов от стены

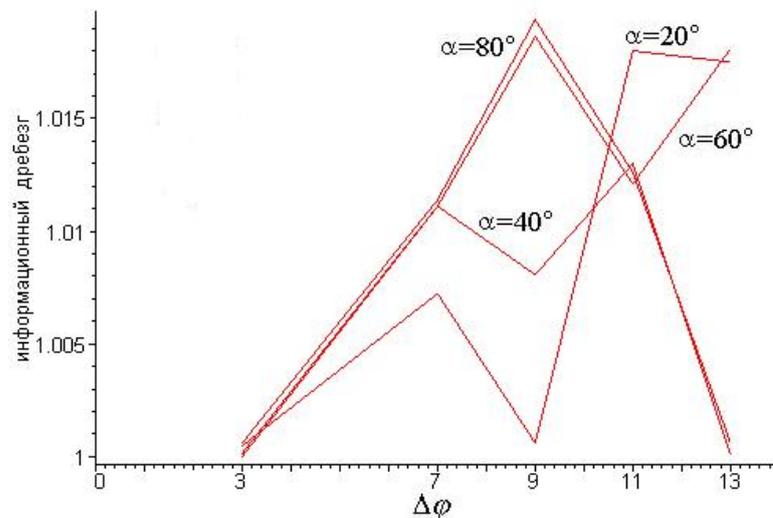


Рис. 7. Зависимость информационного дребезга от дискретности поворота для случая расположения МР на расстоянии 3 корпусов от стены

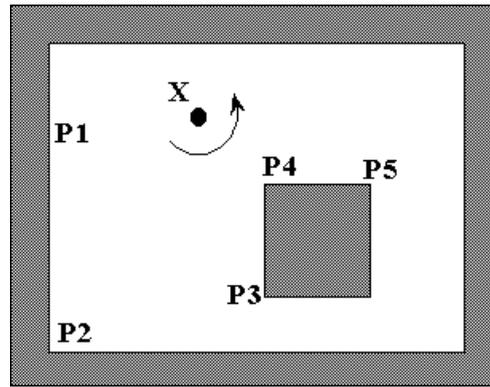


Рис. 8. Классификация видимых из точки X вершин:  
 P1 – стена; P2 – вогнутый угол; P3 – скачок “к”; P4 - выпуклый угол; P5 – скачок “от”

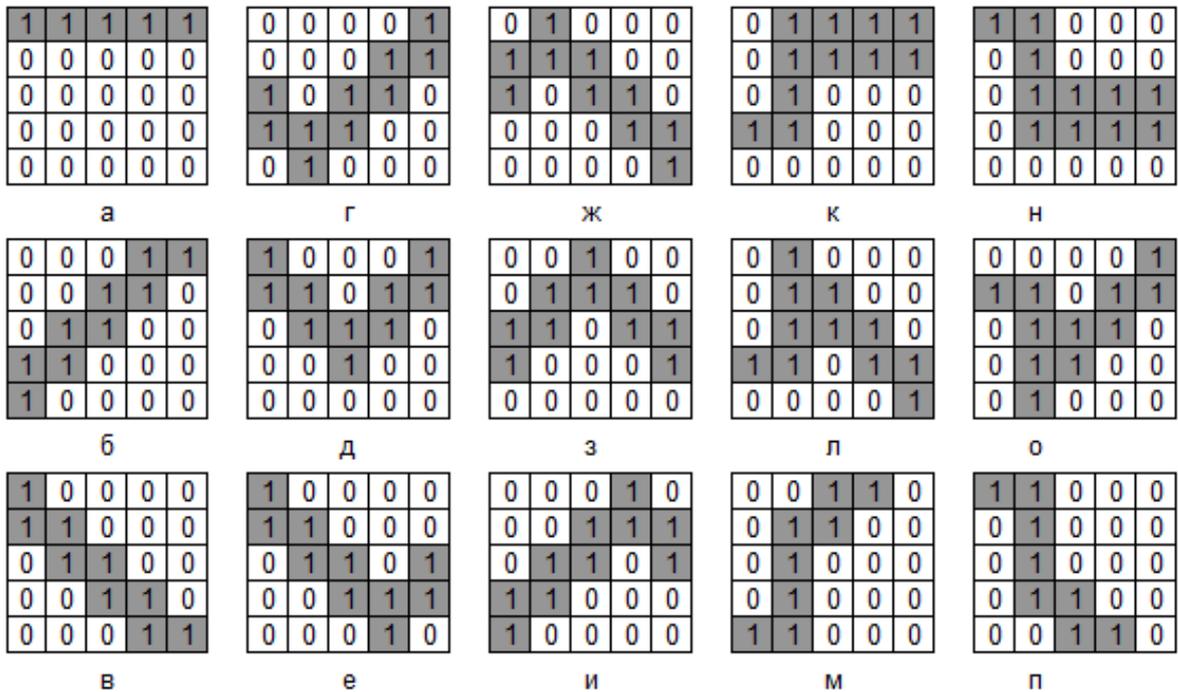


Рис. 9. Типичные конфигурации локальных относительных признаков  
 а, б, в – «стена»; г, д, е – «выпуклый угол»; ж, з, и – «вогнутый угол»;  
 к, л, м – «скачок от»; н, о, п – «скачок к».

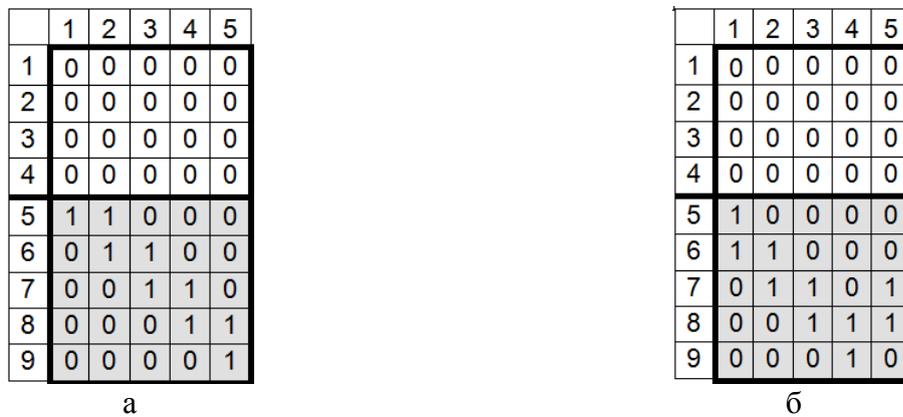


Рис. 10. Решётки для формирования входного вектора для НС



Рис. 11. Единичные показатели качества условно разнесем на четыре.

20

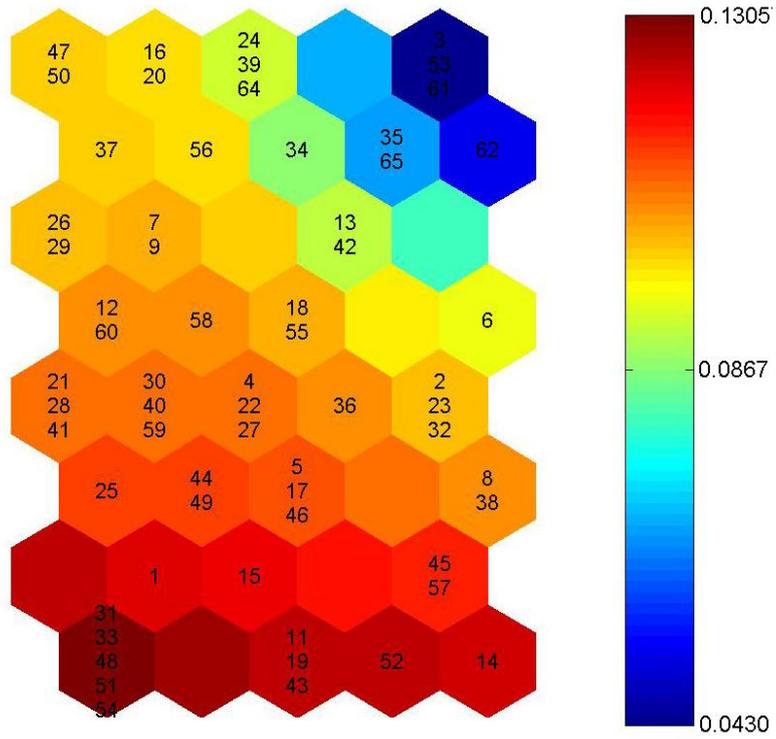


Рис. 12. СОК блока показателей качества образовательных услуг

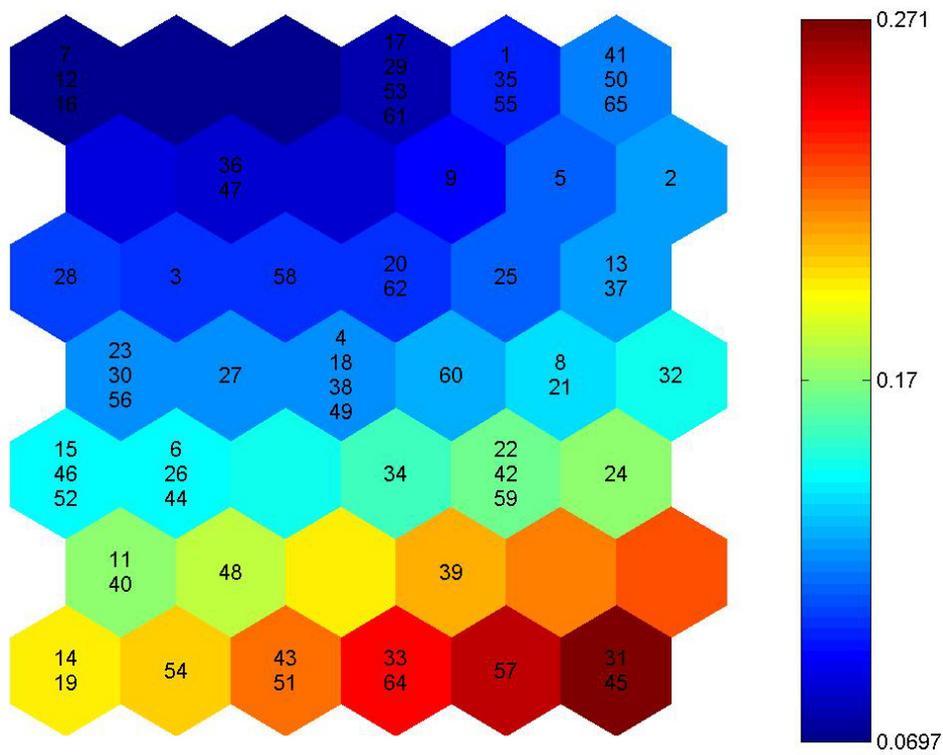


Рис. 13. СОК блока показателей качества образовательного процесса

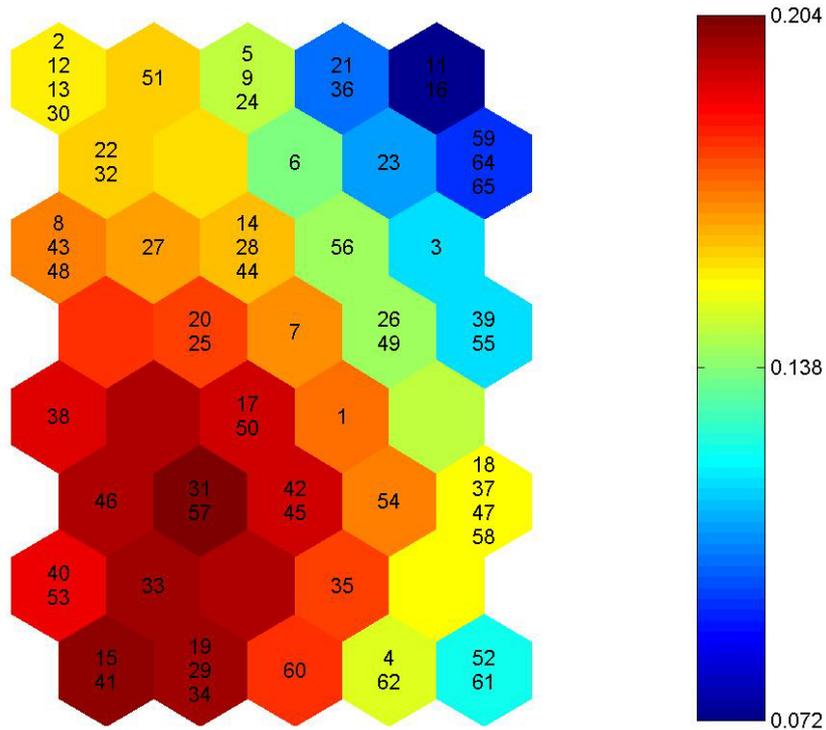


Рис. 14. СОК блока показателей качества образования

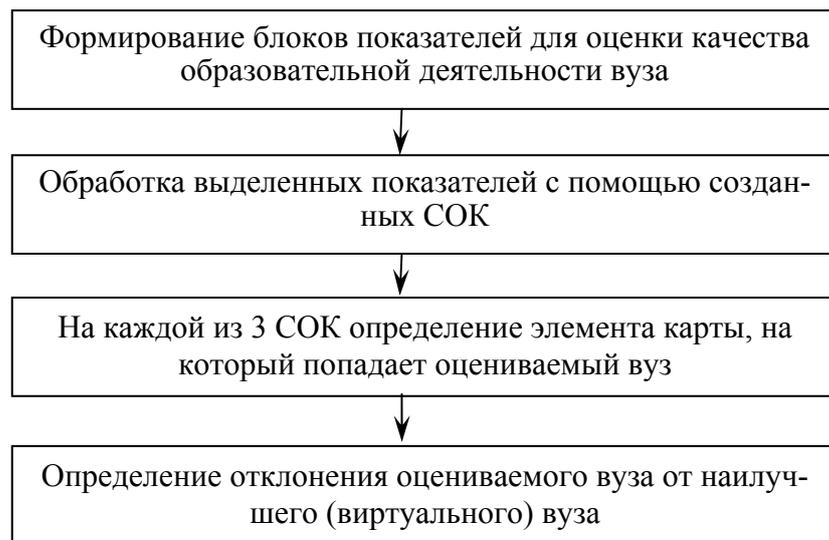


Рис. 15. Блок-схема процедуры оценивания качества образовательной деятельности вуза