

**УДК 004**

**МЕТОДИКА АВТОМАТИЗИРОВАННОЙ КЛАССИФИКАЦИИ  
«РАБОЧИХ ПРОГРАММ ДИСЦИПЛИН» НА ОСНОВЕ НЕЙРОННОЙ  
СЕТИ И САМООРГАНИЗУЮЩИХСЯ КАРТ**

Курбесов А.В.

к.э.н., доцент

Ростовский государственный экономический университет (РИНХ)

akurbesov@yandex.ru

Кухаренко Е.А.

магистр

Ростовский государственный экономический университет (РИНХ)

Аручиди Н.А.

к.э.н., доцент,

Ростовский государственный экономический университет (РИНХ)

Мирошниченко И.И.

к.э.н., доцент

Ростовский государственный экономический университет (РИНХ)

**Аннотация:** Увеличивающаяся сложность учебной документации приводит к необходимости адекватной оценки сложности той или иной дисциплины и трудоемкости труда преподавателя. Требуется рассмотреть и создать инструменты количественной оценки их труда. Инструментом анализа выбрана нейронная сеть и самоорганизующиеся карты Кохонена. В процессе исследования был разработан оригинальный программный продукт инвариантный к количеству оцениваемых показателей, обеспечивающий качественную кластеризацию исходных данных и визуализацию полученных результатов. Подход апробирован на рабочих программах дисциплин, реализуемые для направлений «Информационные системы и технологии» и «Прикладная информатика». Данные для анализа были взяты за последние три года.

**Ключевые слова:** образование, нейронные сети, кластерный анализ, самоорганизующаяся карта Кохонена, рабочая программа.

*Исследование выполнено при финансовой поддержке Российского фонда фундаментальных исследований (РФФИ) в рамках научного проекта 19-013-00690 «Экономика учебно-методической деятельности в высшей школе».*

# METHODS OF AUTOMATED CLASSIFICATION OF "WORK DISCIPLINE PROGRAMS" BASED ON NEURAL NETWORKS AND SELF-ORGANIZING MAPS

Kurbesov A.V.

Kukhareno E.A.

Aruchidi N.A.

Miroshnichenko I.I.

**Abstract:** Increases the complexity of educational documentation leads to the need for adequate assessment of the complexity of a particular discipline and the complexity of the teacher labor. Required to consider and create tools to quantify their work. Analysis tool is selected and neural network Kohonen self-organizing maps. The study was developed by the original software product is invariant to the number of estimated parameters, providing high-quality original data clustering and visualization of the results. The approach has been tested in the working programs of disciplines implemented for areas of "Information systems and technology" and "Applied Computer Science". Data for the analysis were taken over the past three years.

**Keywords:** education, neural network, cluster analysis, Kohonen self-organizing map, work programs.

В современных условиях деятельность преподавателей университетов по подготовке учебно-методической документации приобретает все большее значение. Постоянно возрастает объем, время и трудоемкость создания документации, требуется больше ресурсов для ее обработки и поддержания в актуальном состоянии [3, 4]. В ряде публикаций [5, 6, 7] исследуется проблема качества учебно-методического обеспечения. Авторы предлагают различные алгоритмы оценки качества учебно-методических документов [1, 2].

Однако на сегодняшний день отсутствует понятная и простая методика, позволяющая проводить классификацию рабочих программ дисциплины и оценивать суммарную трудоемкость работы преподавателя.

Имеется массив рабочих программ дисциплин той или иной специальности и, как следствие, полный набор характеристик каждой из этих программ. В качестве основных характеристик использовались такие как: часы аудиторных и самостоятельных занятий, часы на контроль, данные о компетенциях, информация о литературных источниках дисциплины и т.д.

Требуется построить нейронную сеть, обеспечивающую автоматическую классификацию указанных рабочих программ, а также графическое отображение полученных результатов для последующей интерпретации. В качестве основного инструмента решения предпочтение отдано алгоритмам, построенным на основе нейронной сети и самоорганизующихся карт Кохонена.

Алгоритм построения самоорганизующихся карт Кохонена.

Сеть Кохонена используется для классификации без учителя.

Суть метода [9] в преобразовании исходного множества в группу классов, с использованием преобразующей функции вида:  $\Psi : D \rightarrow \{1, 2, \dots, K\}$

На входе у нас имеется множество векторов размерности N:

$$X^m = (X_1^m, X_2^m, X_N^m), m = 1, 2, \dots, M.$$

При разбиении этого множества на K – классов, задаются наборы весовых коэффициентов по формуле:

$$W^k = (w_1^k, w_2^k, w_N^k), k = 1, 2, \dots, K.$$

Построим алгоритм обучения:

1. Проведем нормировку:

$$\text{Max}_n = \max(X_n^m), \text{Min}_n = \min(X_n^m), n = 1, 2, \dots, N;$$

$$a_n = \frac{-\text{Min}_n}{\text{Max}_n - \text{Min}_n}, n = 1, 2, \dots, N;$$

$$x_N^m = a_n x_n^m + b_n, n = 1, 2, \dots, N, m = 1, 2, \dots, M.$$

2. Инициализируем веса  $\{w_n^m\}$  случайными величинами, распределенными равномерно на [0.98, 0.39].

3. Будем использовать коэффициент обучения  $\lambda = 0.34$

4. Пока  $\lambda > 0$  выполнять шаги 5-6.

5. Повторить 1 раз (в нашем случае l=12): Для каждого  $x^m$  ищем ближайший вектор  $w^k$  и для найденного вектора  $w^k$  скорректируем компоненты:

$$w_N^k = w_N^k + \lambda(x_n^m - w_N^k), n = 1, 2, \dots, N.$$

6. Уменьшаем коэффициент обучения  $\lambda = \lambda - \Delta\lambda$ , где  $\Delta\lambda = 0.04$

Алгоритм допускает вариативность ряда параметров.

Для самоорганизующихся карт используется модификация алгоритма, при которой каждый нейрон имеет свое геометрическое положение других нейронов.

1. Инициализируем вектора  $W_m$  случайными числами, имеющими тот же порядок, что и исходные данные.
2. Устанавливаем параметр времени  $t$  равным «1»
3. Случайным образом выбираем произвольный элемент из  $X$ .
4. Находим нейрон, веса которого наиболее близки к  $X$  (нейрон  $m^*$ ).
5. Проводим корректировку весов всех нейронов так:

$$\omega_n^m = \omega_n^m + \mu(t)h(t, q(m, m^*)) (x_n - \omega_n^m), \quad \text{Где: } \mu(t) = \mu_0 e^{-at}, h(t, q) = e^{\frac{q^2}{2q(t)}}, q(t) = q_0 e^{-bt}$$

Присваиваем  $t = t + 1$

6. Если превышено максимальное  $t$ , то выход. Иначе шаг 3

После построения оцениваем все входные значения и отмечаем на двумерной плоскости нейроны, веса которого наиболее близки к оцениваемым.

По завершению обучения для оценки нового вектора исходных данных необходимо найти ближайший к текущему нейрону и выделить его на карте.

Исходные данные для исследований должны быть сведены в одну таблицу, сохраняемую в csv-формате с разделителями в виде запятых. Фрагменты исходных данных приведен в таблице 1.

Для инициализации карты (установки начальных значений для узлов сети) использовались значения из собственных векторов, равномерно распределенные в диапазоне значений входных данных.

	аудиторны е(контактн ые)	самост. работа	контрол ь	компете нции	литера тура	интера ктив
--	--------------------------------	-------------------	--------------	-----------------	----------------	----------------

Безопасность жизнедеятельности	36	72	0	3	5	22
Бухгалтерский учет и анализ.docx	54	18	0	3	5	22
Введение в специальность.pdf	54	18	0	3	3	10
Геоинформационные системы.pdf	54	18	36	2	5	17
Иностранный язык профессионального общения.doc	54	18	0	3	8	56
Иностранный язык.doc	144	108	36	3	8	96
Интернет-маркетинг.pdf	54	18	0	2	8	30
Перспективные вычислительные технологии.pdf	36	36	0	2	5	18
...	...	...	...	...	...	..
Представление знаний в информационных системах.pdf	108	72	36	2	2	14
Программная инженерия.pdf	36	108	0	6	3	14

Таблица 1 – Данные направления обучения «прикладная информатика»

Общее количество оцениваемых дисциплин 118, использовались данные за период обучения с 2016-2019 годы.

На карте, представленной на рисунке 1, изображены входные данные рабочих программ, которые входят в профиль дисциплины, где отмечены каждый своим цветом отдельный кластер.

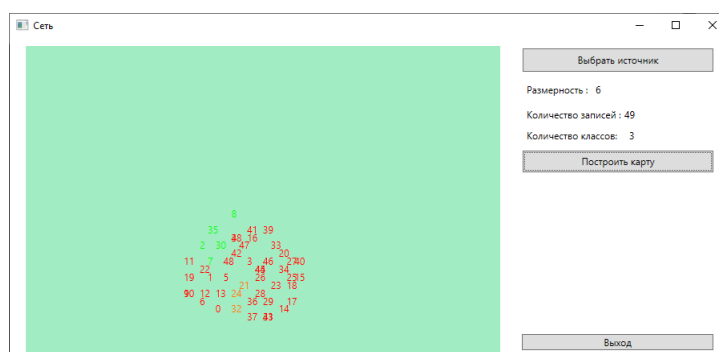


Рисунок 1 – Визуализация рабочих программ направления «Информационные системы и технологии» за 2017-2018 гг

Карта дает представление о получаемых результатах (таблица 2).

number	title	className
0	философия	0
1	бжд	0
2	физ-ра	2
3	иняз	0
4	история	0
5	экономика	0
6	правоведение	0
7	экология	2
8	эл.к. физ-ра	2
9	бухучет	0
10	учет в условиях компьютеризации	0
11	менджмент	0
12	фин мониторинг	0
13	культура речи	0
14	CALS- технологии	0
15	web-программирование	0
16	web-программирование	0

Таблица 2 – Фрагмент результата рабочих программ направления «Информационные системы и технологии» за 2017-2018гг

В результате мы видим, что в 1 класс входят программы с наивысшими показателями. Отсюда вывод, что каждый год растет трудоемкость преподавателя по числу показателей в данном направлении, так как данное направление связано с информационными технологиями и необходимый объем знаний растет. То есть преподаватель дополняет учебную программу, что повышает его затраты времени на разработку и ведение дисциплины в целом.

Далее проведем анализ рабочих программ направления «Прикладная информатика» за последние три года. Результат представлен на рис. 3.

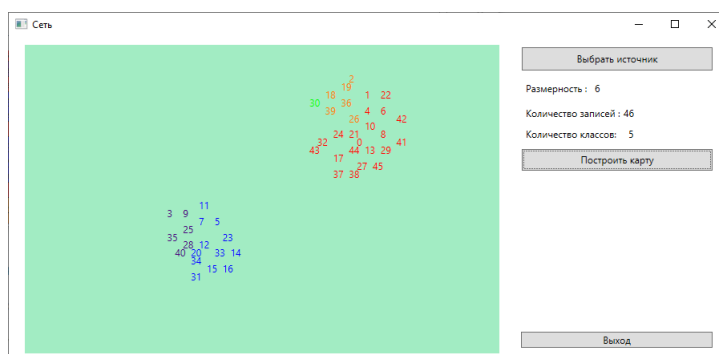


Рисунок 3 – Визуализация рабочих программ направления «Прикладная информатика» за 2016-2019гг.

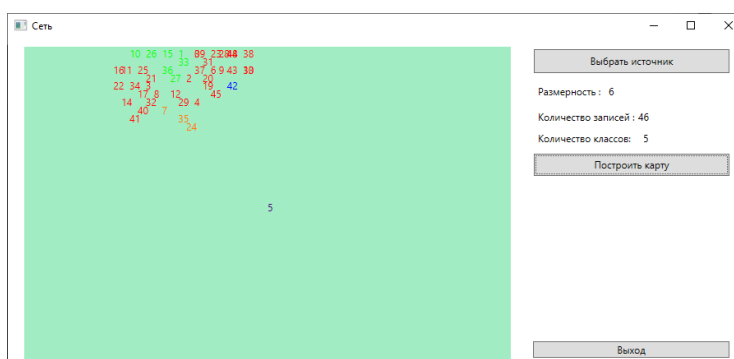


Рисунок 4 – Визуализация рабочих программ направления «Прикладная информатика» за 2017-2018 гг.

В таблице 4 приведены отдельные результаты

number	title	className	
0	Безопасность жизнедеятельности	0	
1	Бухгалтерский учет и анализ.docx	0	
2	Введение в специальность.pdf	1	
3	Геоинформационные системы.pdf	4	
4	Иностранный язык профессионального общения.doc	0	
5	Иностранный язык.doc	3	
6	Интернет-маркетинг.pdf	0	
7	Информатика и программирование.pdf	3	
8	Информационно-аналитические системы.pdf	0	
9	Информационные сети.pdf	4	
10	Информационные системы в бухгалтерском учете и аудите.pdf	0	
11	Информационные системы в образовании.pdf	3	
12	Информационные системы и технологии.pdf	3	
13	История.doc	0	
14	Компьютерная геометрия и графика.pdf	3	
15	Маркетинг и информационный бизнес.pdf	3	
16	Математическое и имитационное моделирование.pdf	3	
17	Менеджмент организации.docx	0	
18	Методы и системы поддержки принятия управленческих решений.pdf	1	

Таблица 4 – Фрагмент результата рабочих программ направления  
«Прикладная информатика» за 2016-2017 гг.

В представленных результатах наглядно продемонстрированы изменения с 2016 по 2019 года. С каждым годом увеличивается число показателей, особенно по профильным программам. Так как идет интенсивный рост объемов информации при преподавании ИТ – дисциплин, то происходит стремительный рост сложности рабочих программ во временной оси координат.

Результат проведенного анализа позволяет сделать ряд выводов:

1. Доказана эффективность применения нейронных сетей и самоорганизующихся карт Кохонена для анализа и кластеризации документации рабочих программ дисциплин;

2. Разработанное программное обеспечение инвариантно к количеству показателей каждой отдельной дисциплины, при условии ее одинаковой размерности для каждой оцениваемой рабочей программы;

3. Проведена кластеризация программ факультета «Компьютерных технологий и информационной безопасности» что позволяет выявить наиболее загруженных преподавателей и сложность, и трудоемкость создаваемых и преподаваемых ими курсов.



4. Показана возможность оценки усложнения (упрощения) курсов однотипных наименований.

Перспективным развитием указанного исследования, следует признать автоматизацию проведения вычислительного эксперимента в рамках использования разработанного программного комплекса.

Проведенный анализ позволит улучшить эффективность составления рабочих программ для их оценки и сокращения трудозатрат.

## **БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК**

1. Зинченко В.О. Мониторинг качества учебного процесса в вузе // Вестник Костромского государственного университета. Серия: Педагогика. Психология. Социокинетика. – 2016. – Т. 22, № 4. – С. 188-192.
2. Ибрагимов Г.И., Камашева Ю.Л. Оценка качества учебно-методического обеспечения образовательных программ в высшей профессиональной школе. – Казань: Познание, 2010. – 152 с.
3. Ишимова И.Н. Варианты оптимизации методического обеспечения образовательного процесса в вузе // Вестник ЮУрГУ. Серия «Образование. Педагогические науки». – 2014. – Т.6, №3. – С. 41-47.
4. Данилова Т.В., Никитина А.А., Щербакова К.Н., Щербаков С.М. Разработка и внедрение программного комплекса формирования учебной документации // Интеллектуальные ресурсы – региональному развитию. – 2016. – № 2. – С. 37-41.
5. Логачёв М.С. Интегральный показатель для автоматизированной системы мониторинга качества образовательного процесса // Вестник МГУП имени Ивана Федорова. – 2016. – № 2. – С. 30-33.
6. Нейронная\_сеть\_Кохонена. – URL: <https://ru.wikipedia.org/wiki/>.
7. Кохонен Т. Самоорганизующиеся карты // Серия «Адаптивные и интеллектуальные системы» // Бинум. Лаборатория знаний, 2017.
8. Сеть Кохонена. – URL: [https://studbooks.net/2052402/informatika/set\\_kohonena](https://studbooks.net/2052402/informatika/set_kohonena).
9. Шамин В.Р. Практическое руководство по машинному обучению. — М.: Научный канал Lector.ru, 2019.