



каскадный классификатор Хаара, поскольку он имеет более низкую среднюю частоту ошибки.

Литература

1. A general framework detection [Электронный ресурс] – URL: <https://pdfs.semanticscholar.org/76f5/60991d56ad689ec32f9e9d13291e0193f4cf.pdf> (дата обращения: 19.05.2019).
2. Использование каскада Хаара для сравнения изображений [Электронный ресурс] – URL: <https://habr.com/ru/post/198338/> (дата обращения: 10.05.2019).
3. Zur Theorie der orthogonalen Function systeme [Электронный ресурс] – URL: http://rcin.org.pl/Content/67971/WA35_17124_5579_Zur_Theorie.pdf (дата обращения: 19.05.2019).
4. The Local Binary Pattern Approach to Texture Analysis [Электронный ресурс] – URL: <http://jultika.oulu.fi/files/isbn9514270762.pdf> (дата обращения: 19.05.2019).

А.Г. Карамзина, И.Ф. Хабибуллина

КЛАСТЕРНЫЙ АНАЛИЗ ПОДБОРА ПЕРСОНАЛА ПО ПРОФЕССИОНАЛЬНЫМ КОМПЕТЕНЦИЯМ

(Уфимский государственный авиационный технический университет)

Экономические показатели и конкурентоспособность любой организации во многом зависит от эффективности работы персонала. В связи с этим, предприятия уделяют особую роль к отбору наиболее подготовленного и подходящего для конкретной должности сотрудника из большого числа соискателей.

В процессе отбора исследуются качества кандидата и принимается решение о соответствии его компетенций к конкретному виду деятельности.

Для эффективного подбора персонала необходима детальная оценка уровня подготовки кандидатов по профессиональным компетенциям для замещения вакантной должности. Четкие представления о требуемых профессиональных компетенциях кандидата, подходящего на определенную должность, помогут сосредоточиться на ключевых компетенциях и не тратить время на анализ второстепенных качеств соискателей.

При подборе персонала необходимо анализировать большой объем информации. В связи с этим, встает вопрос об оптимизации и автоматизации работы лиц, занимающихся этим процессом. Использование систем поддержки принятия решений облегчит работу лица принимающего решение при анализе информации и позволит принять наиболее оптимальный вариант решения.

Для реализации системы поддержки принятия решений подбора персонала можно использовать разные математические модели, в том числе и методы *Data Mining*, к числу которых относится кластеризация. Данный метод позволя-



ет находить разбиение некоторого множества объектов на заданное число компактных кластеров [1, 2].

Для проведения кластерного анализа необходима выборка, при этом выходом является множество кластеров, включающих схожие характеристики. Требуется разбить выборку на кластеры на основе схожести признаков объектов для одного кластера и различия признаков объектов разных кластеров [3].

В качестве исходной информации для решения рассматриваемой задачи задано множество соискателей X . Каждому соискателю соответствует определенный уровень сформированности профессиональных компетенций, который определяется оценкой решения контрольно-измерительных материалов.

Для исходной выборки были построены три главные компоненты и выполнен компонентный анализ. Первые две главные компоненты описывают 56% дисперсии исходных данных. Третья главная компонента добавляет еще 20% дисперсии, в сумме получается 76%, что достаточно для анализа пространственного распределения объектов.

В качестве переменных были выбраны уровни сформированности профессиональных компетенций соискателей, претендующих на должности укрупненной группы 27.00.00 «Управление в технических системах», на основании которых работодатель принимает решение о приеме на работу. Были выделены десять профессиональных компетенций (ПК1-ПК10). Количество объектов (соискателей) равно двадцати.

Веса признаков в главных компонентах представлены в таблице 2.

Таблица 2 – Веса признаков

№	<i>Component 1</i>	<i>Component 2</i>	<i>Component 3</i>
ПК1	0,280307	-0,157445	0,421515
ПК2	0,388336	-0,145124	0,214338
ПК3	0,399443	-0,247334	0,068261
ПК4	-0,398008	-0,175808	0,230465
ПК5	-0,379541	-0,172024	0,222254
ПК6	-0,351217	-0,285496	-0,0561268
ПК7	0,0181447	-0,0958433	-0,585506
ПК8	0,189239	0,327641	-0,400452
ПК9	0,102708	0,412961	0,377884
ПК10	0,0303186	0,537451	0,119429

Первая главная компонента в наибольшей степени зависит от признаков ПК3, ПК4, ПК2, ПК5, ПК6. Вторая главная компонента – от признаков ПК10, ПК9, ПК8. Третья главная компонента – от признаков ПК7, ПК1, ПК8.

Проекция множества объектов на пространство трех ГК представлена на рисунке 1.

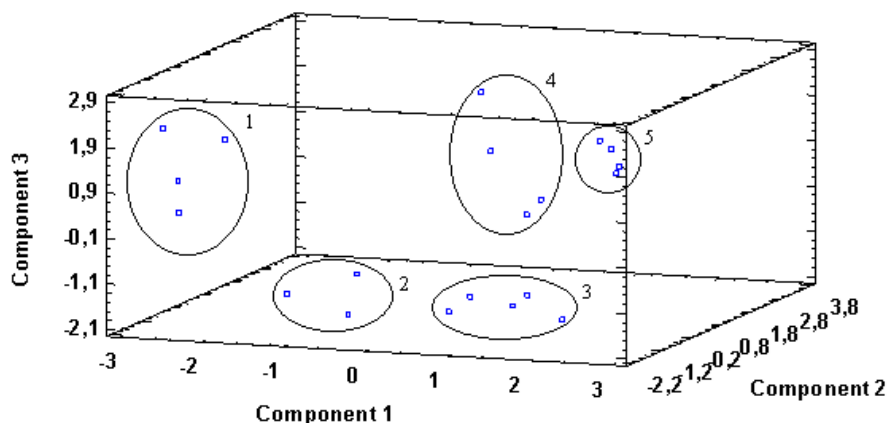


Рисунок 1 – Проекция множества объектов на пространство трех ГК

Все множество объектов разделилось на пять классов. Были получены характеристики классов относительно признаков.

Таким образом, соискатели вошедшие в первый класс могут претендовать на должность системного аналитика, так как у них высокий уровень сформированности следующих компетенций:

- ПК1 – способность разрабатывать технические задания по проектам на основе системно-аналитических исследований сложных объектов управления с использованием технологий синтеза и управления;

- ПК2 – способность проводить анализ и принимать решения на основе методов системного анализа и теории управления; осуществлять постановку целей и выполнять эксперименты по проверке их корректности и эффективности;

- ПК3 – способность разрабатывать модели систем; использовать программные инструменты для системного анализа и синтеза сложных систем.

Соискатели вошедшие во второй класс претендуют на должность программиста АСУ ТП, так как у них высокий уровень сформированности компетенций ПК6, ПК7, ПК8.

Соискатели вошедшие в третий класс претендуют на должность инженера по качеству, так как у них высокий уровень сформированности компетенций ПК4, ПК5, ПК6.

Соискатели вошедшие в четвертый класс претендуют на должность метролога, так как у них высокий уровень сформированности компетенций ПК8, ПК9, ПК10.

Соискатели вошедшие в пятый класс претендуют на должность менеджера по инноватике, так как у них высокий уровень сформированности компетенций ПК3, ПК7, ПК8.

Дендрограмма полученная методом Варда для пяти кластеров (классов) представлена на рисунке 2.

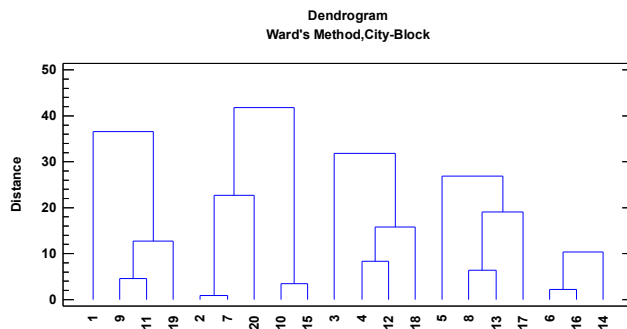


Рисунок 2 – Дендограмма

Информация по координатам центроидов представлена в таблице 4.

Таблица 4 – Информация по координатам центроидов

Cluster	ПК1	ПК2	ПК3	ПК4	ПК5	ПК6	ПК7	ПК8	ПК9	ПК10
1	2,5	3,0	3,0	1,25	1,25	1,5	1,25	1,75	1,75	1,25
2	1,0	1,6	1,4	1,4	1,2	2,6	2,8	2,8	1,0	1,4
3	1,25	1,25	1,5	2,75	2,75	2,75	1,25	1,25	1,25	1,25
4	1,25	1,5	1,5	1,25	1,25	1,0	1,25	2,75	2,75	2,75
5	1,0	1,33333	2,66667	1,0	1,33333	1,0	2,66667	3,0	1,0	1,0

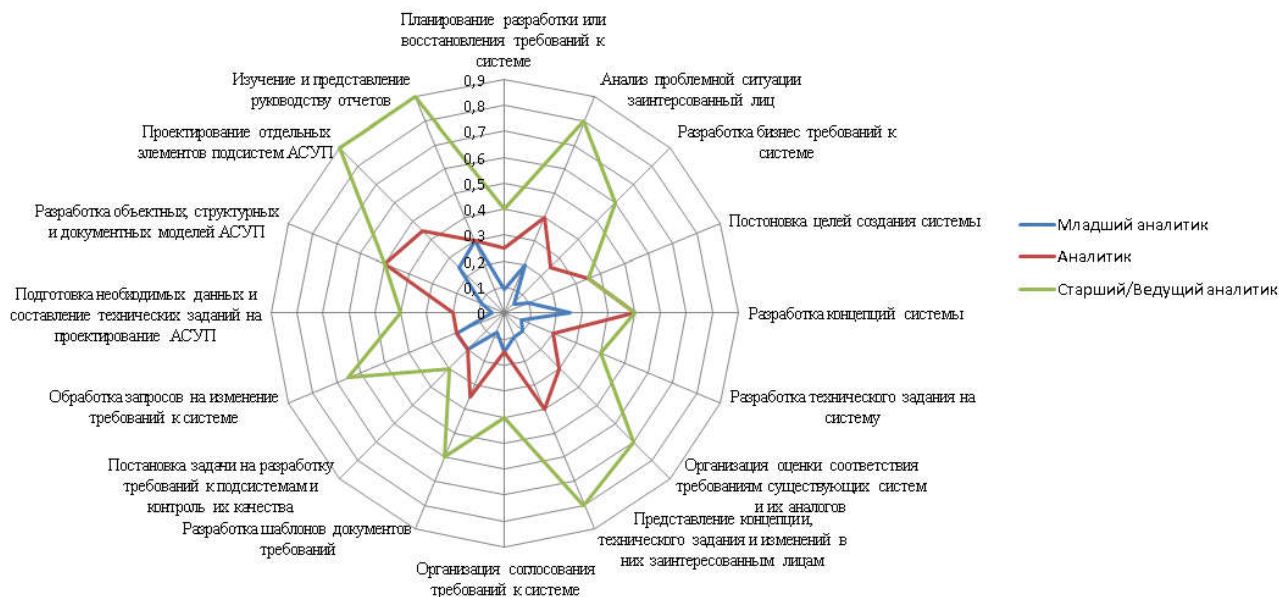


Рисунок 3 – Карта компетенций системного аналитика различных уровней

На основании информации о координатах центроидов выделенных кластеров были сформулированы следующие правила классификации:

- если ПК1=высокий, ПК2=высокий, ПК3=высокий, то Кластер 1;
- если ПК6=высокий, ПК7=высокий, ПК8=высокий, то Кластер 2;
- если ПК4=высокий, ПК5=высокий, ПК6=высокий, то Кластер 3;
- если ПК8=высокий, ПК9=высокий, ПК10=высокий, то Кластер 4;
- если ПК3=высокий, ПК7=высокий, ПК8=высокий, то Кластер 5.



Результаты компонентного и кластерного анализов совпали.

На основании выявленного списка компетенций и критериев их оценки была сформирована карта компетенций системного аналитика различных уровней (рисунок 3), которая отражает требуемый уровень знаний на указанных должностных позициях.

Таким образом, карта компетенций показывает характеристику сотрудника, его способности к выполнению тех или иных трудовых функций.

Литература

1. Гузаиров М.Б. Информационное, математическое и программное обеспечение поддержки принятия решений при отборе претендентов / Гузаиров М.Б., Сметанина О.Н., Сафиуллина Д.Ф., Маркушева А.М. // Вестник уфимского государственного авиационного университета. – 2014. – №5(66). – С. 185-191.

2. Ильясов Б.Г. Интеллектуальная информационная система поддержки процедур управления воспроизводственным процессом / Ильясов Б.Г., Макарова Е.А., Павлова А.Н. // Программные продукты и системы. – 2010. – №1. – С. 88-90.

3. Тархов С.В. Информационная система отбора претендентов на вакантные рабочие места / Тархов С.В., Миасова Н.С., Шагиева Ю.Р. // Вестник башкирского государственного аграрного университета. – 2012. – №4(24). – С. 88-92.

Н.Г. Крупец, С.В. Федоров

МЕТОДЫ ОБРАБОТКИ РАЗНОТИПНЫХ ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНЫХ ДАННЫХ

(Самарский национальный исследовательский университет
им. академика С.П. Королева)

Введение

В представленной работе рассматриваются методы построения логических решающих правил классификации объектов, характеризуемых вектором признаков, измеренных в шкале наименований.

Постановка задачи

Разработать систему – сайт для исследования методов построения классификаторов в пространстве разнотипных признаков. Под разнотипными признаками понимают данные, измеренные в разных шкалах, например, в шкале наименований.

Шкала наименований это - качественная шкала, она не содержит количественную информацию, в ней нет нуля и единиц измерений. Элементы этих шкал характеризуются только соотношениями эквивалентности (равенства) и сходства конкретных качественных проявлений свойств. Примером