



УДК 004.89

DOI 10.52575/2687-0932-2023-50-1-191-202

## Построение и анализ графа компетенций на основе данных вакансий с порталов поиска работы

**Оболенский Д.М., Шевченко В.И.**

Севастопольский государственный университет,  
Россия, 299053, г. Севастополь, ул. Университетская, д. 33  
E-mail: denismaster@outlook.com, VIShevchenko@sevsu.ru

**Аннотация.** В данной работе авторы рассматривают процесс построения и анализа улучшенного графа компетенций на основании данных о вакансиях с онлайн-порталов поиска работы на примере онлайн-ресурса HeadHunter.ru. Собираемые данные о компетенциях могут быть некорректными и/или дублироваться, поэтому авторы предлагают методику очистки и предварительной обработки собираемых данных. Авторы предлагают улучшения алгоритма построения графа компетенций. Эти улучшения предполагают использование статистической информации о вакансиях и требуемых компетенциях для определения весовых характеристик ребер графа. Далее производится определение характеристик полученного улучшенного графа и сравнительный анализ с обычным графом компетенций.

**Ключевые слова:** интеллектуальная образовательная экосистема, граф компетенций, теория графов, gephi, python

**Для цитирования:** Оболенский Д.М., Шевченко В.И. 2023. Построение и анализ графа компетенций на основе данных вакансий с порталов поиска работы. Экономика. Информатика, 50(1): 191–202. DOI 10.52575/2687-0932-2023-50-1-191-202

---

## Building and Analyzing a Skills Graph Built Using Vacancy Data from Job Portals

**Denis M. Obolensky, Victoria I. Shevchenko**

Sevastopol State University,  
33 University St, Sevastopol, 299053, Russia  
E-mail: denismaster@outlook.com, VIShevchenko@sevsu.ru

**Abstract.** In this paper, the authors consider the process of building and analyzing an improved skills graph using vacancies data from online job search portals with the example of an online resource HeadHunter.ru. The collected skills data may be incorrect or duplicated, so the authors propose a methodology for cleaning and pre-processing the collected data. The authors describe improvements to the algorithm for constructing the skills graph. These improvements involve statistical information about vacancies and required skills to determine the weight characteristics of the graph edges. Next, the metrics of the resulting improved graph can be calculated to make a comparative analysis between improved and default skill graphs.

**Keywords:** intelligent educational ecosystem, skill graphs, graph theory, gephi, python

**For citation:** Obolensky D.M., Shevchenko V.I. 2023. Building and Analyzing a Skills Graph Built Using Vacancy Data from Job Portals. Economics. Information technologies, 50(1): 191-202. (in Russian). DOI 10.52575/2687-0932-2023-50-1-191-202

---



## Введение

Ежегодно ВУЗы выпускают большое количество подготовленных кадров различных специализаций [Абрамов и др., 2021]. В процессе обучения у многих студентов могут возникнуть вопросы освоения наиболее востребованных навыков, а после выпуска – поиска подходящей работы для их уровня компетенций. Важно отметить и необходимость иметь актуальную информацию о требованиях рынка труда по различным специализациям.

Обязательным требованием при формировании основных профессиональных образовательных программ является ориентация на овладение учащимися трудовых функций, содержащихся в профессиональных стандартах, на которые ссылается образовательный стандарт [ФГОС, 2016] по данному направлению или специальности подготовки. Также источниками информации о профессиональных навыках и соответствующих им трудовых функциях могут стать центры занятости населения и онлайн-сервисы, специализирующиеся на поиске работы [Глебова, 2021].

Соответствие между вакансиями, компетенциями и дисциплинами знаний может быть установлено и формализовано с помощью компетентностного подхода. Одним из способов формализации данных взаимосвязей является использование графов для описания порядка изучения навыков и дисциплин [Оболенский, Шевченко, 2019]. Использование графов компетенций позволяет построить графа дисциплин и сформировать индивидуальные образовательные траектории [Скобцов и др., 2022].

На основании данных вакансий, представленных на онлайн-ресурсах для поиска работы, можно построить граф компетенций при помощи информационных технологий. Это возможно благодаря определению компетенций, требуемых в вакансиях, и объединению этих навыков в единый граф. При этом последующий анализ полученного графа позволяет определить кластеры компетенций с помощью расчёта коэффициента модулярности, соответствующие различным специализациям. Это дает возможность в будущем определять компетенции для новых специальностей, а также междисциплинарные компетенции, путем анализа построенного графа навыков.

Однако данный способ построения графа не лишен недостатков. Одна из основных проблем, возникающая при использовании предложенного выше подхода, заключается в неоднородности, разрозненности данных вакансий. Информация о профессиональных компетенциях, представленная в данных вакансиях, часто вносится вручную в текстовом виде, не является структурированной, может содержать дубликаты, ошибки и другие различные несоответствия. Данные о вакансиях часто также не имеют единообразной структуры.

Низкое качество исходных данных может снизить качество получаемого в итоге обработанного графа, что приводит к необходимости проведения очистки данных как предварительного этапа обработки.

С другой стороны, подобный способ построения графа не использует статистическую информацию, например, насколько часто требуется данный навык, насколько часто связанные компетенции используются вместе и т.д. Это также может повлиять на определение кластеров в данном графе компетенций.

### Анализ и очистка данных профессиональных компетенций

В качестве источника данных использовался датасет, содержащий данные о 130964 вакансиях с онлайн-портала поиска работы HeadHunter [HeadHunter, 2022]. Информация о требуемых компетенциях на данном ресурсе представлена в виде набора из 12112 навыков, однако пользователи могут заполнять её в свободной форме, из-за чего может возникнуть несколько следующих ситуаций:

1. навык указан корректно и содержится в общепринятых стандартах;
2. навык является некорректным, например, содержит информацию о регионе. Несмотря на то, что это важная для анализа информация данных самой вакансии, в контексте построения графа навыков такая информация является нерелевантной;

3. навык является синонимом или дубликатом другого корректного навыка. В частности, «Kubernetes», «K8S», «Кубер» являются синонимами другого корректного навыка «Работа с Kubernetes»;

4. навык является составным, то есть содержит информацию сразу о совокупности других корректных навыков.

Очевидно, что в случае 1 навык требует подтверждения от модераторов, а в случае 2 – компетенцию требуется пометить как некорректную для исключения из дальнейшего анализа. В случаях 3 и 4 указанная компетенция должна быть заменена на 1 или больше корректных навыков. Диаграмма состояний для компетенций представлена на рисунке 1 ниже.



Рис. 1. UML-диаграмма состояний для обрабатываемых в процессе очистки данных навыков  
Fig. 1. UML state diagram of the skills processing in the data cleansing process

Для упрощения процедуры чистки данных была разработана утилита SkillManager. На рисунке 2 показан пример основного интерфейса программы. На главной странице отображается заголовок, статистика по обработанным навыкам, строка поиска, а также основная таблица с информацией о компетенции, количестве вакансий, в которых данная компетенция указана, а также кнопки действий, которые позволяют изменить состояние данного исходного навыка.

Очистка данных компетенций			
<b>482</b> Необработано	<b>785</b> Очищено	<b>220</b> Отклонено	<b>2721</b> Заменено
Поиск			
ID	Название	Количество вакансий	Действия
08bc0976-047f-4bae-a3b2-e7452e0f5145	Project Finance	1	<a href="#">Добавить</a> <a href="#">Редактировать</a> <a href="#">Удалить</a>
08c081ac-2294-47df-8da4-3ac95ec90503	знание методов анализа	1	<a href="#">Добавить</a> <a href="#">Редактировать</a> <a href="#">Удалить</a>
08cc9e4c-e834-4a96-9fac-cd1ad688709a	промышленные станки	1	<a href="#">Добавить</a> <a href="#">Редактировать</a> <a href="#">Удалить</a>
08d73d42-02b3-4167-80bc-ced40214c59e	Формирование индивидуальных и карьерных траекторий	1	<a href="#">Добавить</a> <a href="#">Редактировать</a> <a href="#">Удалить</a>
08dd873b-d0f1-42fa-846e-9ceb299d37c2	Умение организовать свою работу	1	<a href="#">Добавить</a> <a href="#">Редактировать</a> <a href="#">Удалить</a>
08ddd131-0a44-4c2b-8d75-92fb1cf0a74d	горные лыжи	1	<a href="#">Добавить</a> <a href="#">Редактировать</a> <a href="#">Удалить</a>

Рис. 2. Главная страница программы SkillManager  
Fig. 2. Main page of the SkillManager application

На рисунке 3 показан пример окна подтверждения компетенции. При подтверждении навык помечается как корректный, а также создается правило обработки этой компетенции.

При дальнейшей обработке данных вакансий подобные навыки будут автоматически распознаны системой и помечены как корректные.

На рисунке 4 показан пример окна изменения компетенции. Данная возможность при корректировке исходного навыка, в частности, для тех случаев, когда исходная компетенция является дубликатом, синонимом или составным навыком. При изменении можно выбрать 1 или несколько корректных навыков. Также создается правило замены, дальнейшие подобные навыки будут автоматически заменяться на выбранные корректные навыки.

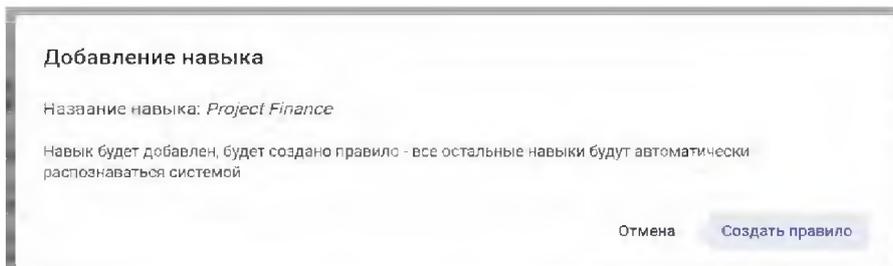


Рис. 3. Окно подтверждения компетенции  
Fig. 3. Add skill dialog



Рис. 4. Окно изменения компетенции  
Fig. 4. Replace skill dialog

На рисунке 5 показано окно удаления исходного навыка. Данная возможность программы применима в случае указания заведомо некорректных значений, неприменимых в дальнейшем анализе данных.

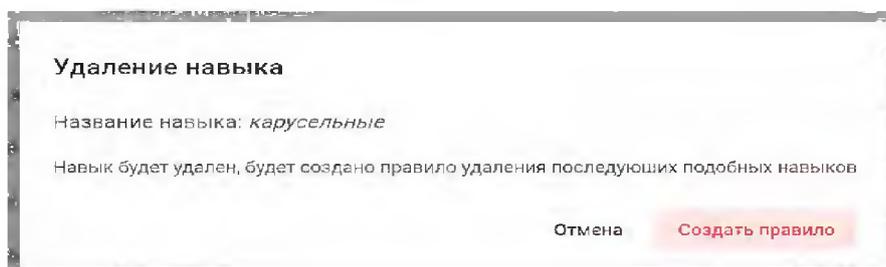


Рис. 5. Окно исключения компетенции  
Fig. 5. Remove skill dialog

### Построение и анализ улучшенного графа компетенций

В предыдущей работе [Скобцов и др., 2022] авторы использовали базовый алгоритм построения графа компетенций.

1. Сбор данных вакансий и навыков;
2. Построение множества полных графов навыков вакансии  $K^?$ ;

3. Объединение элементов данного множества полных графов в единый граф компетенций  $K$ , информация о силе взаимосвязей между навыками не учитывалась;

4. Анализ полученного графа с использованием модели социальной сети [Коломейченко и др., 2019] и расчёт метрик [Клозет и др., 2004; Палла и др. 2005; Аггарвал, 2011; Боргатти, 2013].

Улучшенный алгоритм, представленный в этой работе, реализован следующим образом.

1. Сбор данных вакансий и навыков.
2. Ручная обработка и очистка данных.
3. Построение множества полных графов навыков вакансии  $K'$ .

4. Объединение элементов данного множества полных графов в единый граф компетенции  $K$ :

- a. вершины-дубликаты объединяются
- b. каждому ребру, обозначающему взаимосвязь между некоторыми навыками  $u$  и  $v$  ставится в соответствие начальный вес  $W_{u,v} = 1$
- c. ребра-дубликаты исключаются, при этом вес каждого уникального ребра суммируется.

5. Изменение масштаба весов ребер построенного графа. На шаге 4 наиболее сильные взаимосвязи между навыками будут иметь наибольший вес, а после изменения масштаба – наименьший.

6. Определение минимального остовного дерева в полученном графе.

Наиболее важным отличием между алгоритмами выше является использование статистической информации о требуемых компетенциях для определения весовых характеристик ребер графа.

Изменение масштаба весовых характеристик ребер графа осуществляется по следующей формуле:

$$W_{i,j} = W_{\max} - W_{i,j} + W_{\min}$$

Использование алгоритма минимального остовного дерева позволяет преобразовать граф компетенций в ациклический граф [Оболенский, Шевченко, 2020] минимального веса. Данный граф будет представлять собой карту изучения компетенций.

Сравним полученные в результате работы алгоритмов графы. Сравнительная таблица представлена в таблице 1.

Таблица 1  
Table 1

Сравнительная характеристика результатов работы алгоритмов  
Comparative characteristics of the results of the algorithms

Название	Простой алгоритм	Улучшенный алгоритм
Число вершин	12112	785
Число ребер	293670	783
Тип графа	Неориентированный	Неориентированный Минимальное остовное дерево
Средняя степень	48.492	101.475
Плотность графа	0.004	0.003
Диаметр графа	7	17
Средняя длина пути в графе	2.7136	6.5653
Модулярность	0.332	0.823
Количество кластеров	566	500

### Анализ и сравнение алгоритмов построения графов компетенций

Воспользуемся базой данных Neo4J [Neo4J, 2021] и программой Gephi [Gephi, 2021] для обработки визуализации полученного графа и сравним полученные характеристики графа с аналогичными параметрами графа без использования информации о ребрах [Скобцов и др., 2022] и расчёта остовного дерева.

На основании коэффициента модулярности были определены кластеры в графах компетенций. Каждый кластер объединяет те навыки, которые часто используются вместе. Число кластеров в обоих случаях практически совпадает с числом специальностей в справочнике на портале поиска работы HeadHunter.

Каждому кластеру был присвоен определенный цвет. Каждой вершине был присвоен размер, зависящий от её показателя PageRank – чем выше значение этого коэффициента, тем большим размером отображается данная вершина в визуализации. Визуализация графа компетенций использует метод укладки графов ForceAtlas 2.

Граф, построенный на основе простого алгоритма, представлен на рисунке 6. Граф, построенный на основе улучшенного алгоритма, представлен на рисунке 7.

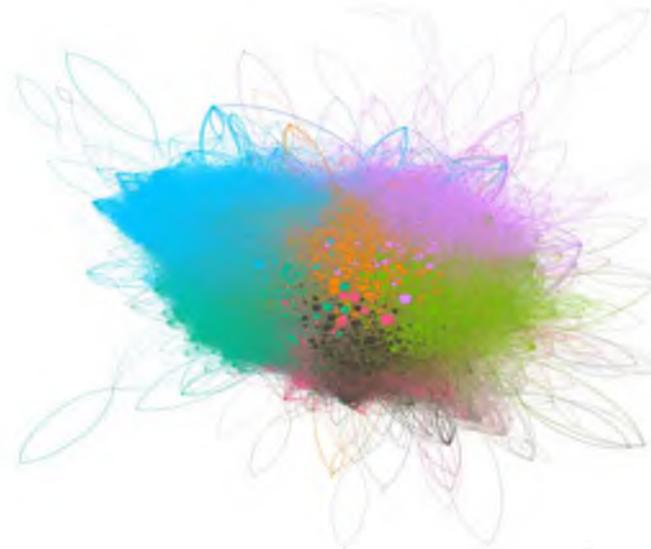


Рис. 6. Граф компетенций, построенный по базовому алгоритму  
Fig. 6. Skills graph built using basic algorithm

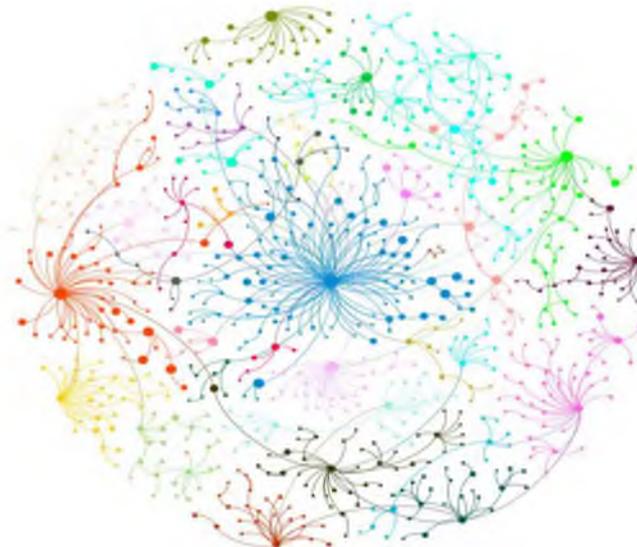


Рис. 7. Граф компетенций, построенный по улучшенному алгоритму  
Fig. 7. Skills graph built using advanced algorithm

Распределение средней степени вершин графа [Клейнберг, 1999] представлено на рисунке 8а для графа, построенного на основе простого алгоритма, и на рисунке 8б для графа, построенного на основе улучшенного алгоритма.

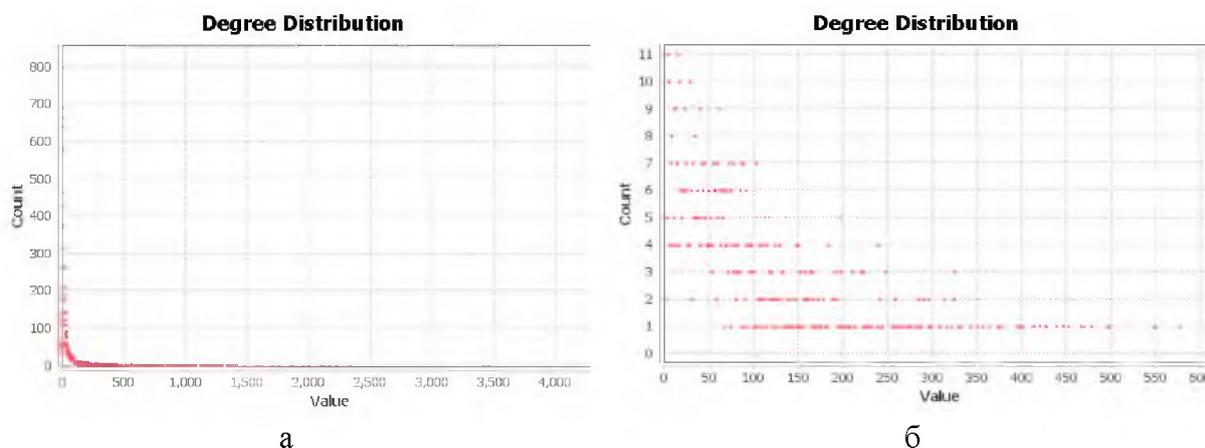


Рис. 8. Распределение средней степени вершин в графе компетенций:  
а – построенном по базовому алгоритму, б – построенном по улучшенному алгоритму  
Fig. 8. Distribution of the average degree of vertices in a skills graph:  
a – built with basic algorithm, b – built with an advanced algorithm

Распределение хабов [Клейнберг, 1999; Таржан, 1972] представлено на рисунках 9а и 9б для графов, построенных на основе простого и улучшенного алгоритмов соответственно.

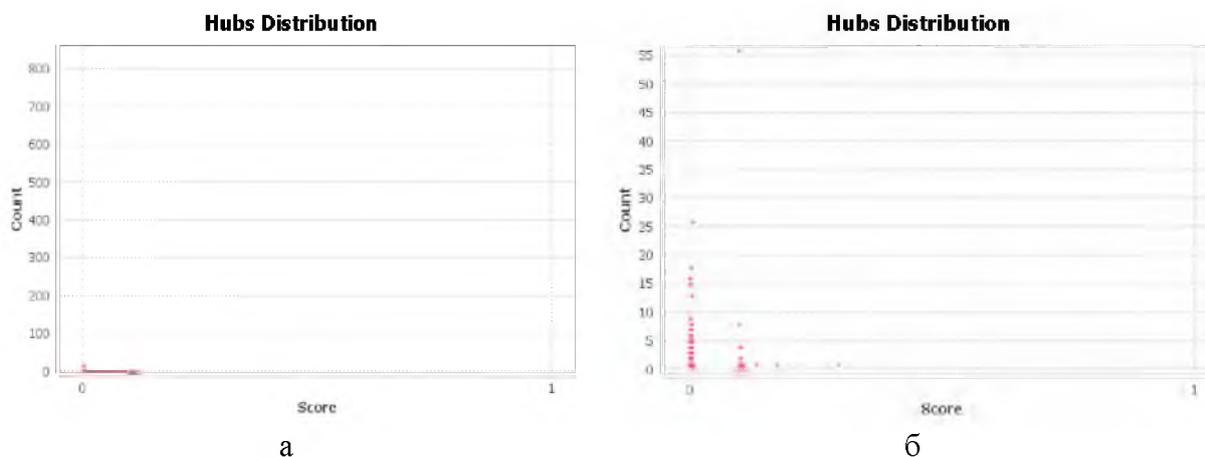


Рис. 9. Распределение хабов в графе компетенций:  
а – построенном по базовому алгоритму, б – построенном по улучшенному алгоритму  
Fig. 9. Distribution of the hubs in a skills graph:  
a – built with basic algorithm, b – built with an advanced algorithm

На рисунках 10а и 10б показано распределение коэффициента PageRank [Брин, Пейдж, 1998] для простого и улучшенного графов навыков соответственно.

На рисунках 11а, 11б, 12а, 12б, 13а и 13б показаны распределения метрик степени посредничества, степени близости узла, гармонического показателя центральности [Брэндес, 2001] для простого и улучшенного графов соответственно.

На рисунках 14а и 14б показано распределение коэффициента модулярности [Блондель и др., 2008] для простого и улучшенного графов.

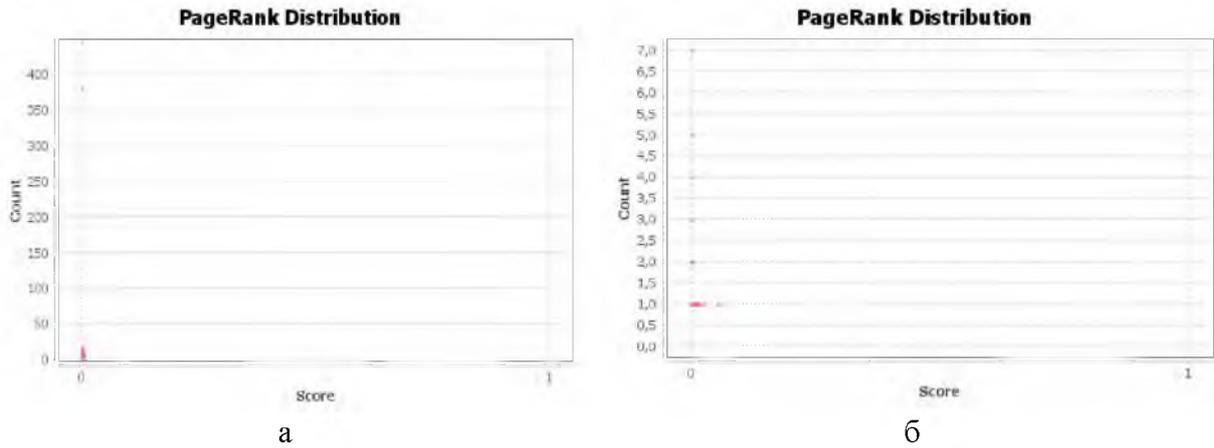


Рис. 10. Распределение метрики PageRank в графе компетенций:  
а – построенном по базовому алгоритму, б – построенном по улучшенному алгоритму  
Fig. 10. Distribution of the PageRank metric in a skills graph:  
a – built with basic algorithm, b – built with an advanced algorithm

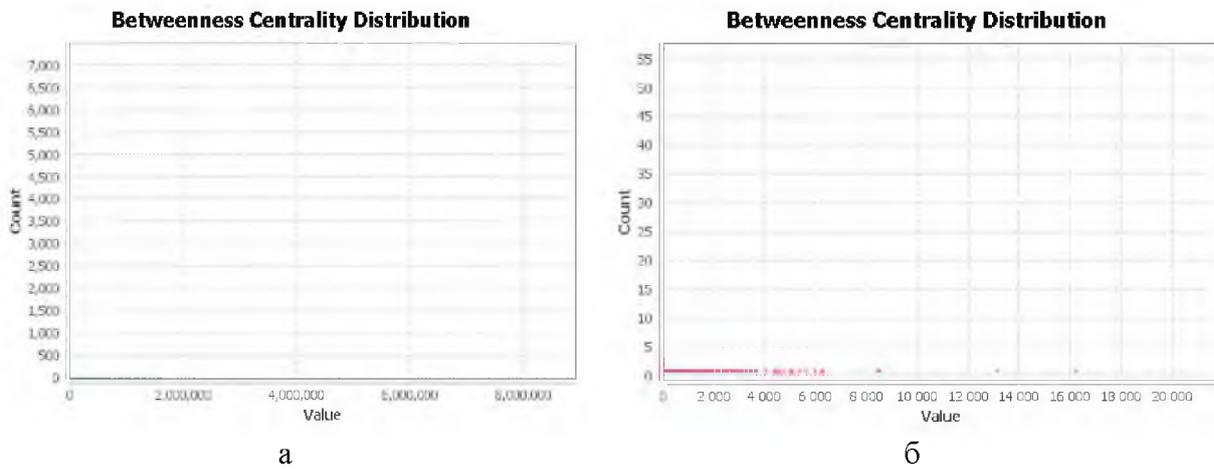


Рис. 11. Распределение метрики степени посредничества в графе компетенций:  
а – построенном по базовому алгоритму, б – построенном по улучшенному алгоритму  
Fig. 11. Distribution of the betweenness centrality distribution metric in a skills graph:  
a – built with basic algorithm, b – built with an advanced algorithm

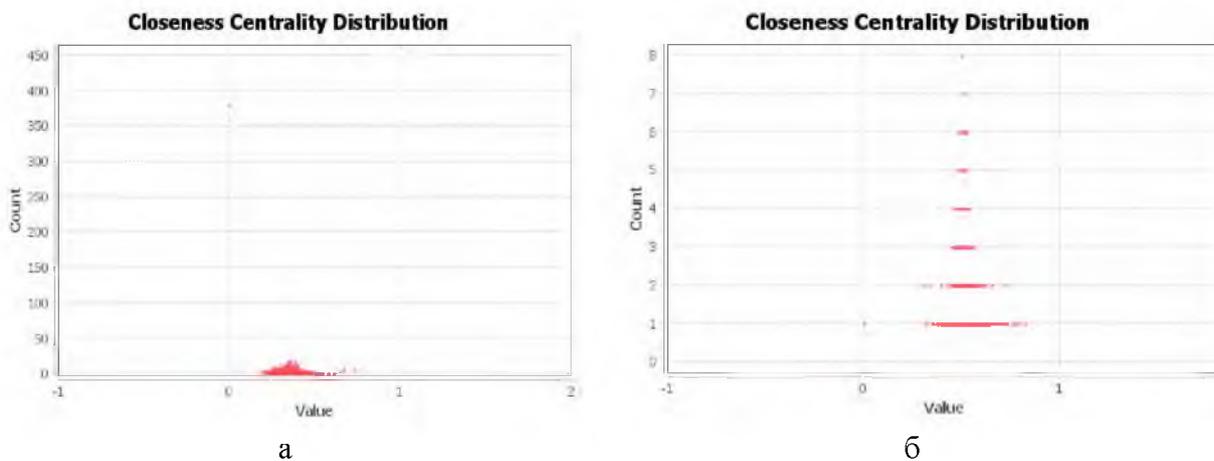


Рис. 12. Распределение метрики степени близости узла в графе компетенций:  
а – построенном по базовому алгоритму, б – построенном по улучшенному алгоритму  
Fig. 12. Distribution of the closeness centrality distribution metric in a skills graph:  
a – built with basic algorithm, b – built with an advanced algorithm

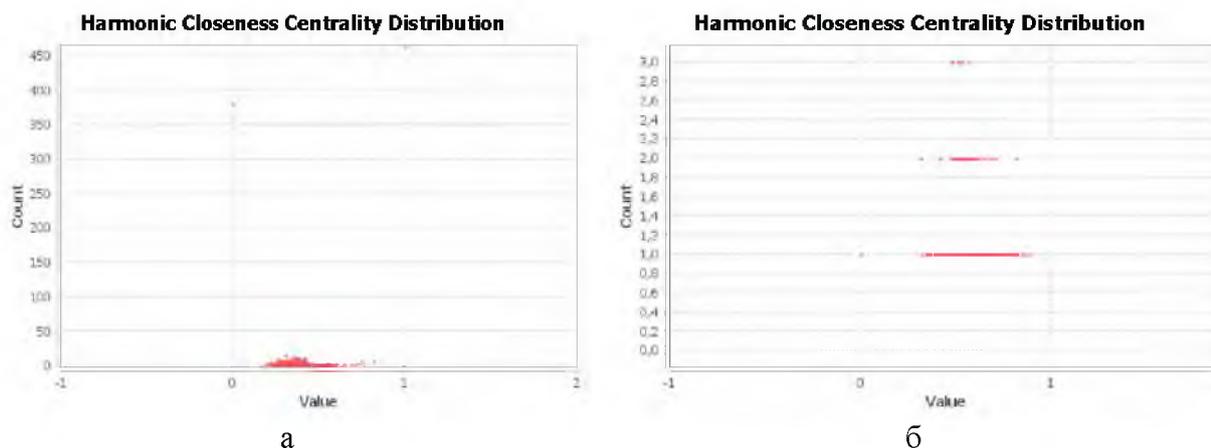


Рис. 13. Распределение метрики гармонического показателя  
центральности узла в графе компетенций:

а – построенном по базовому алгоритму, б – построенном по улучшенному алгоритму  
Fig. 13. Distribution of the harmonic closeness centrality distribution metric in a skills graph:  
а – built with basic algorithm, б – built with an advanced algorithm

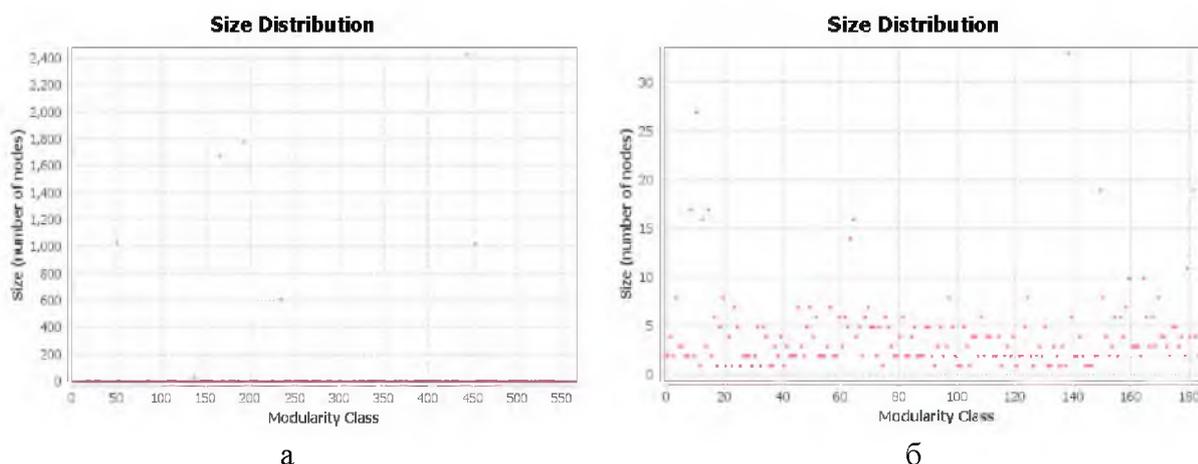


Рис. 14. Распределение коэффициента модулярности в графе компетенций:

а – построенном по базовому алгоритму, б – построенном по улучшенному алгоритму  
Fig. 14. Modularity distribution in a skills graph:  
а – built with basic algorithm, б – built with an advanced algorithm

Сравнив полученные характеристики, можно заметить изменение характеристик вершин. Это связано с исключением лишних ребер в результате расчёта минимального остовного дерева.

### Заключение

В данной работе был предложен улучшенный алгоритм построения графов компетенций с использованием весовых характеристик и минимального остовного дерева, а также процедура ручной очистки исходных данных вакансий.

Было установлено, что исходные данные могут быть неточными, содержать ошибки, дубликаты, быть неоднородными, что требует ручной очистки. Предложен метод очистки данных о профессиональных компетенциях для вакансий с порталов поиска работы.

Применение теории графов позволило объединить все компетенции, требуемые в вакансиях, в единый граф. Использование весовых характеристик, полученных на основе ста-



тистической информации, позволяет более точно рассчитать характеристики графа. Алгоритм минимального остовного дерева, применяемый в данной работе, позволяет исключить некоторые ребра из графа, в итоге получив граф минимального веса.

Результаты определения коэффициента модулярности на основе определенных весов ребер дают возможность определять кластеры компетенций [Скобцов, 2022; Абрамов и др., 2021; Блондель и др., 2008; Ламбиотте, 2009]. Также в данном графе показаны связи компетенций из разных кластеров, что позволяет сделать вывод об их междисциплинарной природе.

Дальнейшая работа будет заключаться в определении мер сходства между вакансиями на основе компетентностного подхода, что позволит формализовать принцип работы рекомендательной системы как ядра интеллектуальной образовательной экосистемы.

### Список литературы

- Абрамов А.О., Филатов К.М., Перегримов А.М., Боганюк Ю.В. 2021. Разработка сервиса для определения актуальных групп навыков специалиста на основе текстов вакансии. Математическое и информационное моделирование: Материалы Всероссийской конференции молодых ученых, Тюмень, 17–21 мая 2021 года. Тюмень: Тюменский государственный университет, 54-64.
- Батура Т.В. 2012. Методы анализа компьютерных социальных сетей. Вестник Новосибирского государственного университета. Серия: Информационные технологии. 10(4): 13-28.
- Глебова Е.В., Иванченко П.П., Анохин А.С. 2021. Идентификация требований к профессиональным навыкам выпускников направления 27.03.01 «Стандартизация и метрология» на основе анализа он-лайн сервисов, специализирующихся на поиске вакансий. Инновационное развитие рыбной отрасли в контексте обеспечения продовольственной безопасности Российской Федерации: Материалы IV Национальной научно-технической конференции, Владивосток, 18 декабря 2020 года. Владивосток: Дальневосточный государственный технический рыбохозяйственный университет, 184-188.
- Оболенский Д.М., Шевченко В.И. 2019. Интеллектуальные образовательные экосистемы // Сб. науч. тр. междунар. науч.-техн. конф. «DICTUM - FACTUM: от исследований к стратегическим решениям». Севастополь. С. 162-171. DOI: 10.32743/dictum-factum.2020.162-171e4
- Оболенский Д.М., Шевченко В.И. 2020. Концептуальная модель интеллектуальной образовательной экосистемы. Экономика. Информатика. 47(2): 390–401. DOI: 10.18413/2687-0932-2020-47-2-390-401.4e4e
- Об утверждении федерального государственного образовательного стандарта высшего образования по направлению подготовки 09.03.01 Информатика и вычислительная техника (уровень бакалавриата): приказ Министерства образования и науки РФ от 12 января 2016 г. №5
- Aggarwal C. 2011. *Social Network Data Analytics*, Springer.
- Blondel V., Guillaume J., Lambiotte R., Lefebvre E. 2008. Fast unfolding of communities in large networks, *Journal of Statistical Mechanics: Theory and Experiment*, 10, 1000-1012
- Borgatti P., Everett G., Johnson C. 2013. *Analyzing Social Networks*, SAGE Publ.
- Brandes U. 2001. A Faster Algorithm for Betweenness Centrality, *Journal of Mathematical Sociology*, 25(2), 163-177
- Brin S, Page L. 1998. The Anatomy of a Large-Scale Hypertextual Web Search Engine, *Proceedings of the seventh International Conference on the World Wide Web (WWW1998)*, 107-117
- Clauset A., Newman M. E., Moore C. 2004. Finding community structure in very large networks, *Phys. Rev. E*, 70:6, 066111
- Gephi – The Open Graph Viz Platform. 2017. URL: <https://gephi.org/>.
- Graph Data Platform | Graph Database Management System | Neo4j. 2021. URL: <https://neo4j.com/>
- HeadHunter - Работа в Москве, поиск персонала и публикация вакансии. (2021). URL: <https://hh.ru/>.
- Kleinberg J. 1999. Authoritative Sources in a Hyperlinked Environment. *Journal of the ACM* 46(5): 604-632.



- Kolomeychenko M.I., Polyakov I.V., Chepovskiy A.A., Chepovskiy A.M. 2019. Detection of Communities in a Graph of Interactive Objects. *Journal of Mathematical Sciences*. 237(3): 426-431. DOI 10.1007/s10958-019-04168-2.
- Lambiotte R., Delvenne J., Barahona M. 2009. Laplacian Dynamics and Multiscale Modular Structure in Networks.
- Palla G., Derenyi I., Farkas I., Vicsek T. 2005. Uncovering the overlapping community structure of complex networks in nature and society, *Nature*, 435, 814–818
- Skobtsov Y.A., Obolensky D.M., Shevchenko V.I., Chengar O.V. 2022. Building And Analysing A Skills Graph Using Data From Job Portals. In I. Kovalev, & A. Voroshilova (Eds.), *Economic and Social Trends for Sustainability of Modern Society (ICEST-III 2022)*, vol 127. European Proceedings of Social and Behavioural Sciences (pp. 147-162). European Publisher. <https://doi.org/10.15405/epsbs.2022.08.17>
- Tarjan R. 1972. Depth-First Search and Linear Graph Algorithms, *SIAM Journal on Computing*, 1(2), 146–160.

### References

- Abramov A.O., Filatov K.M., Peregrimov A.M., Boganyuk Yu.V. 2021. Razrabotka servisa dlya opredeleniya aktual'nykh grupp navykov spetsialista na osnove tekstov vakansii [Development of a service for determining the actual skill groups of a specialist based on vacancy texts]. *Matematicheskoe i informatsionnoe modelirovanie: Materialy Vserossiiskoi konferentsii molodykh uchennykh [Mathematical and Information Modeling: Proceedings of the All-Russian Conference of Young Scientists]*, Tyumen', 17–21 maya 2021 goda. Tyumen': Tyumenskii gosudarstvennyi universitet, 54-64.
- Batura T.V. 2012. Methods of social networks analysis. *Vestnik NSU. Series: Information Technologies*. 10(4): 13–28.
- Glebova E.V., Ivanchenko P.P., Anokhin A.S. 2021. Identifikatsiya trebovaniy k professional'nym navykam vypusknikov napravleniya 27.03.01 «Standartizatsiya i metrologiya» na osnove analiza on-lain servisov, spetsializiruyushchikhsya na poiske vakansii [Identification of requirements for professional skills of graduates of the direction 27.03.01 "Standardization and Metrology" based on the analysis of online services specializing in the search for vacancies]. *Innovatsionnoe razvitiye rybnoi otrasli v kontekste obespecheniya prodovol'stvennoi bezopasnosti Rossiiskoi Federatsii: Materialy IV Natsional'noi nauchno-tekhnicheskoi konferentsii [Innovative development of the fishing industry in the context of ensuring the food security of the Russian Federation: Proceedings of the IV National Scientific and Technical Conference]*, Vladivostok, 18 dekabrya 2020 goda. Vladivostok: Far Eastern State Technical Fisheries University, 184-188.
- Obolensky D.M., Shevchenko V.I. 2019. Intelligent Educational Ecosystems. *Proceedings of “DICTUM - FACTUM: from Research to Policy Making”*. Sevastopol, December 5-6, 2019. 162-171. <https://doi.org/10.32743/dictum-factum.2020.162-171>
- Obolensky D.M., Shevchenko V.I. 2020. A conceptual model of the intelligent educational ecosystem. *Economics. Information technologies*. 47(2): 390–401 (in Russian). DOI: 10.18413/2687-0932-2020-47-2-390-401.
- Ob utverzhdenii federal'nogo gosudarstvennogo obrazovatel'nogo standarta vys-shego obrazovaniya po napravleniyu podgotovki 09.03.01 Informatika i vychislitel'naya tekhnika (uroven' bakalavriata): prikaz Ministerstva obrazovaniya i nauki RF ot 12 yanvary 2016 g. №5.
- Aggarwal C. 2011. *Social Network Data Analytics*, Springer.
- Blondel V., Guillaume J., Lambiotte R., Lefebvre E. 2008. Fast unfolding of communities in large networks, *Journal of Statistical Mechanics: Theory and Experiment*, 10, 1000-1012
- Borgatti P., Everett G., Johnson C. 2013. *Analyzing Social Networks*, SAGE Publ.
- Brandes U. 2001. A Faster Algorithm for Betweenness Centrality, *Journal of Mathematical Sociology*, 25(2), 163-177
- Brin S, Page L. 1998. The Anatomy of a Large-Scale Hypertextual Web Search Engine, *Proceedings of the seventh International Conference on the World Wide Web (WWW1998)*, 107-117



- Clauset A., Newman M. E., Moore C. 2004. Finding community structure in very large networks, *Phys. Rev. E*, 70:6, 066111
- Gephi - The Open Graph Viz Platform. 2017. URL: <https://gephi.org/>.
- Graph Data Platform | Graph Database Management System | Neo4j. 2021. URL: <https://neo4j.com/>
- HeadHunter - Rabota v Moskve, poisk personala i publikatsiya vakansii. (2021). URL: <https://hh.ru/>.
- Kleinberg J. 1999. Authoritative Sources in a Hyperlinked Environment. *Journal of the ACM* 46(5): 604-632.
- Kolomeychenko M.I., Polyakov I.V., Chepovskiy A.A., Chepovskiy A.M. 2019. Detection of Communities in a Graph of Interactive Objects. *Journal of Mathematical Sciences*. 237(3): 426-431. DOI 10.1007/s10958-019-04168-2.
- Lambiotte R., Delvenne J., Barahona M. 2009. Laplacian Dynamics and Multiscale Modular Structure in Networks.
- Palla G., Derenyi I., Farkas I., Vicsek T. 2005. Uncovering the overlapping community structure of complex networks in nature and society, *Nature*, 435, 814–818
- Skobtsov Y.A., Obolensky D.M., Shevchenko V.I., Chengar O.V. 2022. Building And Analysing A Skills Graph Using Data From Job Portals. In I. Kovalev, & A. Voroshilova (Eds.), *Economic and Social Trends for Sustainability of Modern Society (ICEST-III 2022)*, vol 127. European Proceedings of Social and Behavioural Sciences (pp. 147-162). European Publisher. <https://doi.org/10.15405/epsbs.2022.08.17>
- Tarjan R. 1972. Depth-First Search and Linear Graph Algorithms, *SIAM Journal on Computing*, 1(2), 146–160.

**Конфликт интересов:** о потенциальном конфликте интересов не сообщалось.

**Conflict of interest:** no potential conflict of interest related to this article was reported.

## ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРАХ

**Оболенский Денис Михайлович**, аспирант кафедры Информационных технологий и компьютерных систем Севастопольского Государственного университета, г. Севастополь, Россия

**Шевченко Виктория Игоревна**, кандидат технических наук, доцент, Заведующий базовой кафедрой «Корпоративные информационные системы» Севастопольского Государственного университета, г. Севастополь, Россия

## INFORMATION ABOUT THE AUTHORS

**Denis M. Obolensky**, Postgraduate Student of the Department of Information Technology and Computer Systems, Sevastopol State University, Sevastopol, Russia

**Victoria I. Shevchenko**, Candidate of Technical Sciences, Associate Professor, Head of the basic department "Corporate Information Systems", Sevastopol State University, Sevastopol, Russia