

УДК 338 DOI: 10.14451/1.222.454

Инструмент мониторинга определения приоритетности затрат на повышение квалификации и переподготовки персонала медицинских организаций*

© 2023 Заборовский Денис Андреевич

ассистент. Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого. Россия, Санкт-Петербург.

E-mail: denchic4@mail.ru

© 2023 Крыжко Дарья Александровна

ассистент Высшей инженерно-экономической школы, Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого.

E-mail: kryzhko_da@spbstu.ru

Ключевые слова: мониторинг, приоритетность затрат, повышение квалификации, переподготовка, медицинский персонал, квантификация, цифровая информационная среда.

В рамках данной статьи разработана методология, предполагающая выявление потребности медицинских учреждений в услугах дополнительного образования в разрезе регионов. Необходимость обуславливается нехваткой квалифицированных кадров, причинами которой являются отсутствие инструмента постоянного мониторинга потребностей рынка и оперативности пополнения кадрового резерва. Это объясняется временной спецификой получения медицинского образования. Основой инструментария является квантификация цифровой информационной среды.

Введение

Фундаментальный анализ рынка, направленный на выявление потребностей региона в кадрах конкретных специальностей, включает в себя ряд традиционных методов. Однако данные методы имеют ряд достаточно важных ограничений:

1. Трудоёмкость и капиталоемкость фундаментального анализа.

Традиционные методы предполагают непосредственную коммуникацию с потребителями. Формой такой коммуникации могут выступать: анкеты, опросы, специальные формы для оценки качества предоставляемых услуг и др. Соответственно, для обобщения результатов необходимо собрать значимый объём аналитической информации, что, несомненно, повышает как временные, так и трудовые затраты на проведение исследования.

*Исследование профинансировано Советом по грантам Президента Российской Федерации в рамках проекта № МД-2258.2022.2. (Р)

Таблица 1. Тестовая выборка экспериментальных данных.

Специализация врача	Нефролог
Очевидно-положительные отзывы	
1.	Это наша первая больница с дочерью и надеюсь последняя!))) Очень понравилось отношение всего персонала, от санитарок до врачей! Отдельное спасибо всему персоналу 7 нефрологического отделения, вы лучшие!
2.	Лежала с ребёнком две недели в нефрологии, осталась довольна. Внимательные и заботливые врачи, медсестра. Но есть одно «НО» необустроенная детская площадка (одна горка, качели и песочница, которая уже развалилась). А, в общем и целом, остались довольны.
3.	Очень грамотные и тактичные врачи. Нефролог Смирнова Л. П. – супер врач, очень довольны, офтальмолог Чайка – очень понравилась!!!
Специализация врача	Рентгенолог
Очевидно-отрицательные отзывы	
4.	Отвратительный персонал рентгенолаборантов! Просидели час, никто не вызывал, но, зато те, кто пришли после нас, прошли быстренько, а мы так и сидели. Рентгенолаборант Ежгурова (вроде так фамилия) хамка, повышала голос на весь кабинет, вторая (отказалась называть фамилию, блондинка с «желтыми» волосами), какие либо просьбы или вопросы игнорировала. Рабочему персоналу не помешало бы научиться общаться с людьми, и грамотно объяснять свои проблемы в работе.
5.	Персонал больницы, в частности рентгенолог повысил голос на 3-х летнего ребёнка. Ребёнок испугался и заплакал.
6.	Халатное отношение рентгенолога Балинец Е.С. при расшифровке маммограммы. Дала заключение, что нет никаких отклонений, хотя УЗИ сразу показал опухоль и она легко прощупывалась. Хорошо, что я напросилась в онкоцентр на Сикейроса, где поставили диагноз рак и отправили на операцию в Песочный. В Песочном сделали еще раз маммографию и изучили предыдущую с диска, которую принесла из поликлиники. Возмущению тамошних врачей не было предела, так как на диске явно была видна опухоль. Врач Балинец Е. С. из п-ки № 103 халатно отнеслась к изучению снимков и не увидела раковой опухоли.

2. Отсутствие гибкости в собираемой аналитической информации.

Возможность проведения статистического анализа определяется однородностью собранных данных. Любые изменения в заложенном дизайне исследования ведут за собой необходимость в изменении и интерпретации результатов, что не позволяет воспроизводить исследование без первоначальной апробации нововведений.

3. Необходимость определения базы для сбора информации.

Отсутствует общепризнанная и максимально объективная выборка мест, где потенциально опрос респондентов даст репрезентативные результаты. Более того, необходимо привлечение

потребителя к высказыванию своего мнения, что в случае неверной реализации может исказить реальную информацию.

4. Восприятие респондентом участия в опросе.

Осознание человеком участия в опросе зачастую меняет его обычное поведение. Респондент, сам того не понимая, стараясь помочь исследователю в однозначной интерпретации своих ответов, не высказывает своего реального комплексного мнения, концентрируясь на отдельных аспектах, что зачастую отнимает значимую часть аналитической информации.

Приведённые выше ограничения обуславливают необходимость разработки специализированного инструментария, который позволит оперативно и объективно оценивать потребность

Таблица 2. Эмоциональные составляющие отзывов.

№ отзыва	neutral	happiness	sadness	enthusiasm	fear	anger	disgust
1.	0,000326	0,99838	0,000332	0,00034	0,000245	0,000261	0,000116
2.	0,000981	0,991507	0,003782	0,001094	0,000545	0,001666	0,000426
3.	0,00043	0,997903	0,00025	0,000668	0,000247	0,00036	0,000142
4.	0,014672	0,02372	0,004992	0,138144	0,100656	0,705964	0,011852
5.	0,006447	0,004973	0,018346	0,00229	0,908227	0,055614	0,004103
6.	0,417607	0,010421	0,004084	0,242721	0,18132	0,133208	0,01064

региона в дополнительном медицинском образовании в условиях отсутствия прямой коммуникации, стандартизированных анкет, опросов и т. д. Также следует сразу определить, что для объективности оценивания необходимо учитывать мнение непосредственных потребителей, на основе которого можно сделать вывод об общей удовлетворённости жителей конкретного региона качеством предоставляемых услуг специалистов конкретного профиля.

Материалы и методы

Методологической основой предлагаемого инструмента являются работы [1; 2; 4; 5].

Учитывая все условия, в основу базы для инструментария ляжет квантификация цифровой информационной среды, агрегирующей большое количество как конечных потребителей медицинских услуг, так и профильных медицинских учреждений. Базой же для сбора аналитической информации целесообразнее всего принять специализированные сервисы, направленные непосредственно на оценку медицинского учреждения с соответствующими реальными отзывами потребителей. Такими сервисами являются: «ЯндексКарты», «GoogleMaps», «2Gis» и др. Данный выбор обусловлен доступным объемом исследуемых учреждений, привычным интерфейсом и доверием со стороны потребителей, что положительно сказывается на желании потребителя высказать свое реальное комплексное мнение.

Как было сказано ранее, в основу инструментария войдет квантификация цифровой информационной среды. Она предполагает количественное измерение некоторых свойств естественной информации. Существует множество

различных инструментов для квантификации, различающихся по типу естественной информации. Поскольку базой для сбора аналитической информации являются специализированные сервисы, предоставляющие возможность оставить отзыв в текстовой форме, то и в рамках нашего исследования мы ограничимся данным типом.

Для целей определения потребностей региона в услугах дополнительного медицинского образования предлагается:

1. В качестве базы для сбора аналитической информации выбрать специализированный сервис ЯндексКарты, являющийся отечественной разработкой;
2. Выделить из всего массива собранной аналитической информации те отзывы, которые относятся к специалистам конкретных профессий;
3. Для каждого отзыва провести анализ тональности, позволяющий выделить множество эмоциональных составляющих текста;
4. На основе тональности сформировать коэффициент общей неудовлетворенности специалистами конкретных профессий в конкретном регионе.

Остановимся на статистической составляющей, а именно на коэффициенте общей неудовлетворенности специалистами конкретных профессий. На основе обученной модели машинного обучения, представленной в общем доступе, каждый отзыв будет оценен по присутствию следующих эмоциональных составляющих: neutral (нейтральность), happiness (счастье), sadness (грусть), enthusiasm (энтузиазм), fear (страх),

anger (злость), disgust (отвращение).

Нам необходимо выявить отрицательные эмоции, преимущественно негативного характера для построения целевого коэффициента. Такими являются усреднённое значение страха и злости. Данный показатель назовем «недовольство». Однако для целей сравнения необходимо линеаризовать данные коэффициенты.

неаризовав данный показатель. Назовём его «позитив»:

$$\text{Позитив} = \ln(1/\text{happiness}). \quad (2)$$

Для целей сравнения требуется также нормализовать данные показатели, используя следующую формулу:

$$\text{Недовольство} = (\ln(\text{fear}) + \ln(\text{anger})) / 2. \quad (1) \quad \text{norm}(x) = (X_i - \min(X)) / (\max(X) - \min(X)), \quad (3)$$

Чтобы иметь представление о позитивной составляющей, означающей удовлетворённость потребителя оказанными услугами, воспользуемся показателем счастья, предварительно ли-

где: X_i – значение исследуемого показателя; $\min(X)$, $\max(X)$ – минимальное и максимальное значение по всему массиву исследуемого показателя соответственно.

Промежуточный показатель, означающий присутствие позитивности в эмоциональной окраске отзыва (Pos), выглядит следующим образом:

$$\text{Pos} = \frac{\text{norm}(\text{Позитив})}{\text{norm}(\text{Позитив}) + \text{norm}(\text{Недовольство})}. \quad (4)$$

Далее, для исключения влияния нейтрально окрашенных отзывов следует скорректировать промежуточный показатель (Pos) на показатель нейтральности, более того, максимально нейтральные отзывы не несут в себе какой-либо эмоциональной окраски и могут исказить целевые показатели. Для исключения влияния следует отбросить все отзывы с большой нейтральностью. В данном исследовании границей для допуска отзыва в финальную модель обозначим значение меньшее, либо равное 0,9. Однако следует также отметить, что такой показатель, как энтузиазм, носит в себе часть положительной окраски, что также необходимо учесть при расчете итогового показателя. Целевой показатель (target) выглядит следующим образом:

$$\text{target} = \text{Pos} \cdot (1 - \text{neutral}) \cdot (1 - \text{enthusiasm}). \quad (5)$$

Учитывая данную корректировку, распределение исследуемого показателя перестаёт быть

линейным, следовательно, для целей сравнения, необходимо ещё раз линеаризовать данный показатель. Назовём его line target. Формула для линеаризации представлена ниже.

$$\text{linetarget} = \ln(\text{target}). \quad (6)$$

Поскольку целевой показатель является относительным и подлежит сравнению, для целей выделения негативных отзывов целесообразно повысить дисперсию возможных значений. Для реализации данной цели может быть использовано логит-преобразование, подразумевающее переход от линейной функции к сигмовидной. Данная процедура выполняется по следующей формуле:

$$\text{logit}(\text{linetarget}) = \frac{1}{1 + e^{-12 \cdot \frac{\text{linetarget} - \min(\text{linetarget})}{\max(\text{linetarget}) - \min(\text{linetarget}) + 6}}}. \quad (7)$$

Таким образом мы получаем значения в диапазоне от 0 до 1. Далее, необходимо аналитически определить «границу эмоциональности» (то значение показателя, после которого эмоциональная окраска отзывов меняется с позитивной на негативную). Учитывая всю математическую составляющую и тот факт, что большинство отзывов имеют позитивную окраску, граница будет находиться ближе к единице. Определив «границу эмоциональности», можно перейти к бинарному показателю, присваивая каждому значению целевого показателя ранг, где:

0 – позитивный отзыв;

1 – негативный отзыв.

Учитывая профиль исследуемых профессий и частоту обращения к конкретному специалисту необходимо усреднить полученные показатели, для этого воспользуемся формулой:

$$\frac{\sum_{i=1}^n \text{rang}}{n}, \quad (8)$$

где: rang – соответствующее значение ранга у исследуемого отзыва;

n – количество отзывов по конкретной профессии.

Результаты

Для целей демонстрации работоспособности разработанного инструмента сформируем выборку экспериментальных данных из генеральной совокупности, очевидно противоположных по эмоциональной окраске отзывов. С наблюдениями можно ознакомиться в таблице 1.

Первый этап заключается в определении эмоциональных составляющих отзыва, на основе обученной модели машинного обучения. С оценкой можно ознакомиться в таблице 2.

Заметим, что нейтральность отзывов выборки не превышает показатель 0,9. Следовательно у нас нет необходимости отбрасывать какие-либо наблюдения.

Следующим этапом определим два промежуточных показателя: недовольство и позитив. Метод

линеаризации зависит от распределения показателя в генеральной совокупности, он является вариативным и изменяется в зависимости от представленных данных. Также сразу нормализуем данные показатели. Нормализация предполагает использование минимальных и максимальных показателей генеральной совокупности. С промежуточными показателями можно ознакомиться в таблице 3.

Таблица 3. Нормализованные показатели недовольства и позитива.

№ отзыва	Недовольство	Позитив
1.	0,009844	0,000010252
2.	0,184837	0,00086498
3.	0,031531	0,000069446
4.	0,928384	0,462713368
5.	0,905861	0,656004696
6.	0,857179	0,564476115

Следующим шагом рассчитаем показатель Pos и скорректируем его на нейтральность и энтузиазм, тем самым мы получим показатель target. Затем линеаризуем данный показатель. Как отмечалось ранее метод линеаризации зависит от представленных в генеральной совокупности данных. С результатами расчета показателя можно ознакомиться в таблице 4.

Таблица 4. Показатель line target.

№ отзыва	line target
1.	0,00104
2.	0,004648
3.	0,002195
4.	0,282469
5.	0,41635
6.	0,175115

Завершающим этапом расчета целевого показателя является логит-преобразование, аналитическое определение «границы эмоциональности» и присвоение рангов исследуемым наблюдениям. Также следует отметить, что при логит-преобразовании используются минимальные и максимальные значения показателя line target для генеральной совокупности. С результатами расчета целевого показателя можно ознакомиться в таблице 5.

Таблица 5. Логит-преобразование и присвоение рангов.

№ отзыва	Логит-преобразование	Ранг отзыва
1.	0,113173	0
2.	0,425193	0
3.	0,23474	0
4.	0,989203	1
5.	0,993124	1
6.	0,981231	1

На основе представленных данных можно сделать вывод о том, что, как минимум, в границах от 0 до 0,425193 находятся положительные отзывы и в границах от 0,989203 до 1 – отрицательные. Для более точной оценки следует аналитически рассмотреть менее однозначно-определённые по эмоциональной окраске отзывы и выделить «границу эмоциональности» для всего массива аналитической информации.

Следующим этапом является определение рангов для каждого из массивов отзывов по конкретному специалисту и расчет коэффициента общей неудовлетворённости путём суммирования рангов и усреднения показателя на количество собранных отзывов.

Однотипность разработанного инструментария позволяет алгоритмизировать и автоматизировать данный расчёт.

Рассмотрим алгоритмизацию и автоматизацию предложенного инструмента, в том числе экономическую целесообразность его использования.

В соответствии с разработанным ранее инструментом оценки потребностей региона в услугах дополнительного образования взрослых в целях развития персонализированной медицины, базисом для оценки выступает естественная цифровая информация, в нашем случае, представленная в текстовом виде. Следовательно, первичным этапом реализации является автоматизация алгоритма сбора необходимой аналитической информации. Как было сказано ранее, целесообразнее всего воспользоваться специализированным отечественным инструментом

агрегации отзывов «ЯндексКарты». В качестве исследуемого региона принято рассмотреть автоматизацию инструмента в рамках Санкт-Петербурга.

Компания «Яндекс» предлагает множество инструментов для интеграции их сервисов в различные сторонние проекты, однако данные инструменты являются платными. Покупка временного доступа для реализации наших целей является экономически нецелесообразной, следовательно, необходимо разработать собственный алгоритм сбора аналитической информации и его автоматизации. Поскольку информация, представленная во множестве сервисов компании «Яндекс», является источником их дохода, различные традиционные инструменты автоматизированного извлечения информации всячески блокируются. Исходя из этого, наилучшим способом извлечения аналитической информации является разработка и автоматизация алгоритма, комбинирующего в себе имитацию действий человека и извлечение HTML-кода просматриваемой страницы.

Нам необходимо зайти на страницу с отзывами по конкретному медицинскому учреждению, прогрузить все доступные отзывы, собрать HTML-код страницы, который и будет содержать текст всех прогруженных отзывов, а затем необходимо из всего HTML-кода извлечь данные отзывы и сохранить их в удобный для аналитических процедур формат. Поскольку URL-адрес страницы с отзывами является вариативным лишь в части уникального id медицинского учреждения, для целей автоматизации необходимо сформировать список со всеми id исследуемых учреждений. Вышеизложенный алгоритм представлен на рисунке 1.

Как мы можем видеть, данный алгоритм состоит из двух частей. Первая часть предполагает проведение предварительных процедур подготовки в виде ручного формирования списка уникальных id медицинских учреждений. В этой части необходимо проанализировать все медицинские учреждения конкретного региона, найденные, например, по ключевым словам «больница»

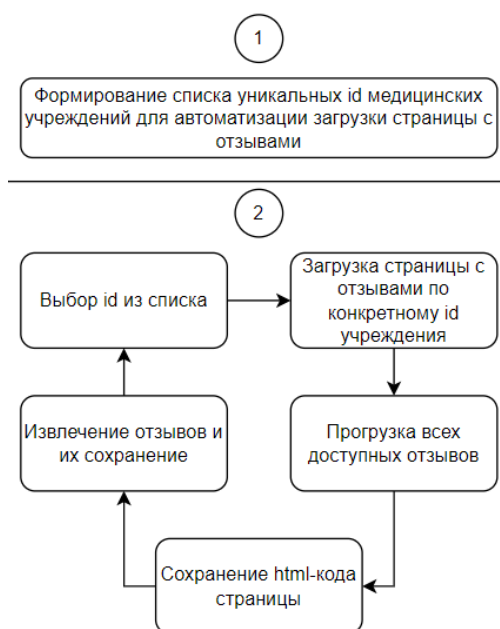


Рис. 1. Алгоритм сбора отзывов медицинских учреждений.

и «поликлиника». В нашем случае был составлен словарь, состоящий из 95 медицинских учреждений различной специализации по городу Санкт-Петербургу, ключами которого являются непосредственные названия исследуемых учреждений, а значениями – их уникальные id для формирования URL-адреса страницы с отзывами. Второй же этап содержит исключительно технические операции, что подразумевает возможность полноценной автоматизации данного алгоритма посредством инструментов Python. Для целей автоматизации будут использованы следующие инструменты:

1. SeleniumWebDriver – инструмент для автоматизации действий веб-браузера. В нашем случае нам понадобятся конкретные инструменты: By – для обращения к элементам веб-страницы через HTML-код, Keys – для использования кнопки Page_down, позволяющей прокрутить страницу вниз и ActionChains для формирования цепочки последовательных действий.
2. Программная библиотека time – в нашем случае инструмент для выставления искусственных задержек при выполнении кода. Как уже было сказано ранее, множество

компаний, в том числе и «Яндекс» борются с автоматизированным изъятием информации с их ресурсов, в соответствии с этим, при обнаружении подозрительной активности, компания-владелец сайта/ресурса может ограничить доступ. Более того, самому инструменту SeleniumWebDriver иногда требуются искусственные задержки для полной прогрузки HTML-кода и навигации на его основе.

3. Программная библиотека pandas для работы с панельными данными, обработки и анализа данных. В нашем случае необходима для представления и сохранения данных в удобном для аналитики виде.
4. Инструмент BeautifulSoup из библиотеки bs4 создаёт дерево синтаксического анализа для анализируемых веб-страниц, которое можно использовать для извлечения данных из HTML-кода.

Автоматизированный алгоритм сбора отзывов на основе заранее проведённых подготовительных процедур по формированию словаря с уникальными id представлен на рисунке 2. Для экономии места и наглядного представления, некоторые куски кода, которые не несут в себе ника-

кой функциональной нагрузки, были сокращены, с полной версией кода можно ознакомиться по адресу [3]. Кроме того, в источнике [3] можно ознакомиться с интернет-адресами учреждений, которые анализировались в рамках данной методологии.

Следующим этапом необходимо загрузить обученную модель машинного обучения, с инструкцией по установке можно ознакомиться на сайте HuggingFace, название модели: «Aniemore/rubert-tiny2-russian-emotion-detection». Точность используемой модели для определения эмоциональных составляющих текста 85%. Далее необходимо применить данную модель к каждому собранному ранее отзыву. Алгоритм данной процедуры представлен на рисунке 3. Из представленного алгоритма также следует, что у нас есть две составляющие. Первая часть заключается в формировании списка из названий медицинских учреждений, который можно сформировать из ключей ранее созданного словаря. Вторая же часть также содержит исключительно технические операции, что также можно автоматизировать посредством инструментов Python. Для этого нам понадобится уже ранее установленная библиотека pandas для загрузки датафреймов и их обновления.

Итогом реализации данного алгоритма будет являться таблица, содержащая в себе отзывы о конкретном медицинском учреждении, каждому из которых будут ставиться в соответствие эмоциональная окраска, определённая на основе используемой модели машинного обучения.

С автоматизацией второй части приведённого выше алгоритма можно ознакомиться на рисунке 4. Следует также отметить, что для экономии места и наглядного представления, на приведённом рисунке не представлен весь список исследуемых медицинских учреждений.

Далее для целей выделения отзывов, относящихся к специалистам конкретных медицинских направлений, нам необходимо создать алгоритм распределения. Наилучшим вариантом для это-

го будет поиск вхождения конкретных токенов (слов), относящихся к специалистам определённой профессии. Тем самым мы выделим лишь те отзывы, которые изначально несут в себе целенаправленное мнение о степени удовлетворённости оказанными услугами в разрезе специалистов. Данный алгоритм достаточно тривиален, необходимо сформировать список токенов, относящихся к специалистам конкретных профессий, а затем найти отзывы с такими токенами. Вышеизложенный алгоритм представлен на рисунке 5.

Данный алгоритм также предполагает выполнение двух итераций. Первая заключается в формировании непосредственно списков токенов для каждого из специалистов, вторая – автоматизация проверки вхождения токенов в отзыв. Поскольку вторая часть предполагает исключительно технические действия, её можно автоматизировать инструментами Python.

Со списками сформированных токенов можно ознакомиться на рисунке 6. Ручное формирование списка токенов хорошо тем, что оно поддаётся изменению. Соответственно, при применении алгоритма компетентными сотрудниками, они могут существенно расширить список токенов для того или иного специалиста.

Следует отметить, что врачи конкретных специальностей были выбраны исходя из представленности в отзывах. Сами же токены, помимо правильных вариантов написания слов, включают в себя также речевые особенности, которые часто встречаются в отзывах. Теперь, имея списки токенов для проверки вхождения их в отзыв, необходимо автоматизировать второй этап алгоритма. С алгоритмом автоматизации можно ознакомиться на рисунке 7. Также воспользуемся инструментальной библиотекой tqdm для целей отслеживания прогресса выполнения программного кода. По итогу мы получим датафреймы по каждому из представленных специалистов с текстом отзыва и эмоциональной окраской каждого из них.

Получив всю необходимую информацию, можно

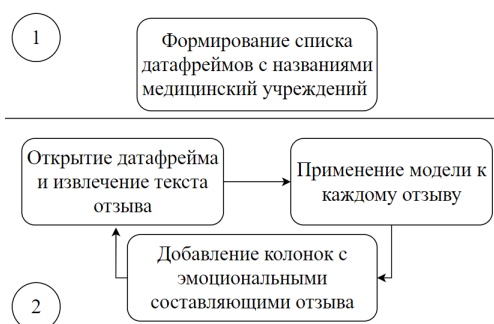


Рис. 3. Алгоритм анализа эмоциональных составляющих отзыва.

ного образования были отобраны 95 медицинских учреждений города Санкт-Петербурга. По итогу реализации алгоритма сбора аналитической информации было собрано 30 311 отзывов. После исключения максимально нейтральных отзывов для целей определения целевого показателя осталось 18 148 отзывов, имеющих положительную или негативную эмоциональную окрашенность. Затем, реализовав алгоритм определения целевого показателя, был составлен список из показателей. Для наглядного представления и интерпретации результатов, данные были визуализированы при помощи лепестковой диаграммы, с которой можно ознакомиться на рисунке 10.

Как мы можем видеть, в исследуемых отзывах были представлены 25 различных медицинских специальностей. Чем больше показатель, тем больше негатива в эмоционально окрашенных отзывах. На основе представленной диаграммы можно сделать следующие выводы:

1. К специалистам, имеющим наибольший коэффициент неудовлетворённости, относятся: психиатр (0,66), невролог (0,53), нарколог (0,5).
2. К специалистам, имеющим наименьший коэффициент неудовлетворённости, относятся: анестезиолог (0,21), флеболог (0,25), нефролог (0,26).

Данные показатели можно также интерпретировать в процентном виде. Иными словами, показатель у психиатра в 0,66 означает, что среди всех эмоционально окрашенных отзывов, по-

священных психиатру, 66% носят негативный характер. Соответственно, целевой показатель изменяется в пределах от 0 до 1.

В соответствии с представленными выводами можно выдвинуть гипотезу о том, что врачи специальностей: психиатр, невролог и нарколог для Санкт-Петербурга являются проблемными, с точки зрения удовлетворения конечных потребителей качеством оказываемых услуг. Подтверждение данной гипотезы лежит в анализе собранных отзывов и выделении конкретных направлений недовольства клиентов. Для реализации данной цели может подойти кластерный анализ, позволяющий выделить отзывы определенной направленности. Решение данной задачи также может быть реализовано средствами квантификации естественной цифровой информации.

На основе кластеризации можно выделить тех специалистов, негативные отзывы о которых преимущественно посвящены профессиональной пригодности и компетентности, взаимоотношению и коммуникации, воспитанности, вежливости и т. д. И на основе данных кластеров можно сформировать направления для предоставляемых услуг дополнительного образования взрослых для конкретного региона в разрезе специалистов.

Также мы можем предположить, что специальности: анестезиолог, флеболог и нефролог в Санкт-Петербурге являются наименее критикуемыми среди их пациентов. Что можно дополнительно исследовать при помощи собранных отзывов

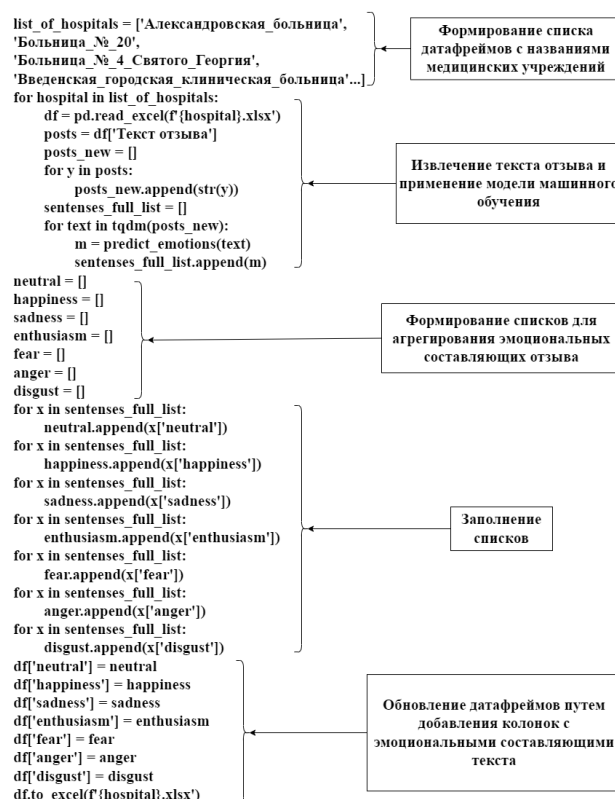


Рис. 4. Автоматизированный алгоритм оценки эмоциональной составляющей отзывов.

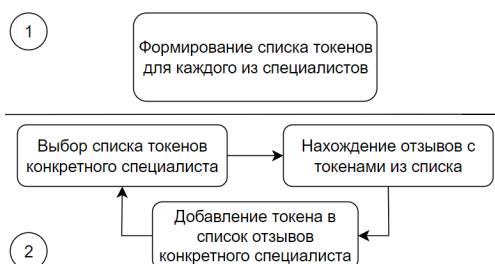


Рис. 5. Алгоритм разделения всех отзывов по специальностям.

и выделить те направления положительно окрашенных отзывов, которые чаще всего оставляют потребители после оказания услуг данными специалистами. На основе них можно выделить лучшие практики и применять их как в профильном, так и в непрофильном обучении специалистов любых направлений.

Специалисты, находящиеся между рассмотренных групп, не являются нейтральными для аналитических целей. Значения показателей от 0,3 до 0,5 предполагает негативными каждый третий и второй отзывы. Здесь также есть смысл применить алгоритм кластеризации и выделить

негативные направления отзывов для дальнейшей аналитики и реализации программ дополнительного образования.

Несмотря на существенную прикладную значимость разработанного инструментария и автоматизации, данный подход также имеет ряд ограничений, которые впоследствии можно улучшить и доработать. К таким относятся:

1. *Отсутствие учета профиля специалиста и его «целевой аудитории».* Данное ограничение возникает в связи с тем, что конкретные недуги, провоцирующие обращение к спе-

```

list_of_tokens_for_Hirurg = ['хирург']
list_of_tokens_for_Ginekolog = ['гинеколог']
list_of_tokens_for_Urolog = ['уролог']
list_of_tokens_for_Okulist = ['окулист', 'офтальмолог']
list_of_tokens_for_Terapevt = ['терапевт', 'участковый']
list_of_tokens_for_Travmatolog = ['травматолог']
list_of_tokens_for_Med_sestra = ['медсестра', 'медсестра', 'медсестра', 'медсестра',
                                'медсестра', 'медсестра', 'медсестра']
list_of_tokens_for_Ortoped = ['ортопед']
list_of_tokens_for_Onkolog = ['онколог', 'онкоб', 'онкоц', 'онкод', 'онкох',
                              'онкоф', 'онкор']
list_of_tokens_for_Gastroenterolog = ['гастроэнтеролог', 'гастроэнтеролог', 'гастроэнтеролог',
                                       'гастроэнтеролог', 'гастроэнтеролог']
list_of_tokens_for_Endokrinolog = ['эндокринолог', 'эндокринолог']
list_of_tokens_for_Allergolog = ['аллерголог', 'аллерголог']
list_of_tokens_for_Stomatolog = ['стоматолог', 'зубной']
list_of_tokens_for_Flebolog = ['флеболог']
list_of_tokens_for_Anesteziolog = ['анестезиолог']
list_of_tokens_for_Reanimatolog = ['реаниматолог']
list_of_tokens_for_Nefrolog = ['нефролог']
list_of_tokens_for_Narkolog = ['нарколог']
list_of_tokens_for_Psikiatr = ['психиатр']
list_of_tokens_for_Kardiolog = ['кардиолог', 'кардио']
list_of_tokens_for_Nevrolog = ['невролог', 'невропатолог', 'невропатолог']
list_of_tokens_for_Pulmonolog = ['пульмонолог', 'пульмонолог', 'пульмонолог',
                                  'пульмонолог']
list_of_tokens_for_Dermatolog = ['дерматолог']
list_of_tokens_for_LOR = ['лор', 'оториноларинголог', 'оториноларинголог']
list_of_tokens_for_Rentgenolog = ['рентгенолог']

```

Рис. 6. Формирование списков токенов для медицинских профессий.

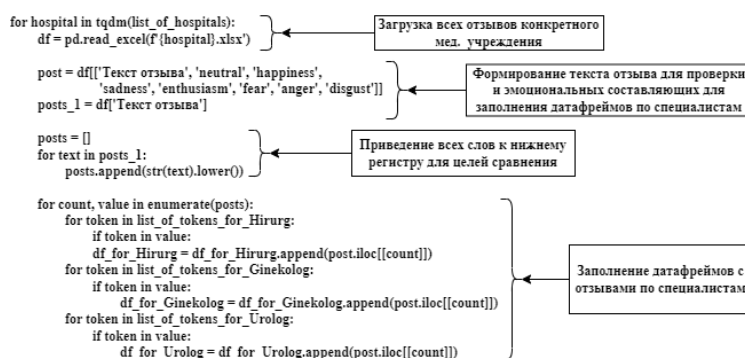


Рис. 7. Автоматизация разделения всех отзывов по специалистам.

- специалисту для их устранения, могут оказывать влияние на эмоциональное, психическое и физическое состояние пациента, что может обуславливать поведение индивида. Более того, профиль самого специалиста зачастую может определять эмоциональную напряженность на работе, что также может провоцировать специалиста на необдуманные действия, влекущие за собой негатив в оценке удовлетворенности потребителей. В соответствии с этим некоторые отзывы могут носить импульсивный характер и не отражать объективное состояние проблемы.
- Отсутствует экспертный характер составления списка токенов для определения принадлежности отзыва к конкретному специалисту. Данное ограничение обусловлено отсутствием профильного образования у автора, со-

ставляющего данные списки. Тем не менее, люди, оставляющие отзывы, зачастую не имеют специализированного образования и не используют профессиональные термины при написании отзыва, что говорит о жизнеспособности разработанного инструмента и алгоритма, но также предполагает возможность его улучшения и повышения объективности получаемых результатов.

- Рассмотрение реализации на основе данных из единственного специализированного источника. Как было сказано ранее, популярными площадками для отзывов являются «ЯндексКарты», «GoogleMaps», «2GIS» и т. д. При реализации, в данной исследовательской работе были рассмотрены отзывы лишь из одного источника. Для большей объективности вместе с собранными отзывами следует рас-

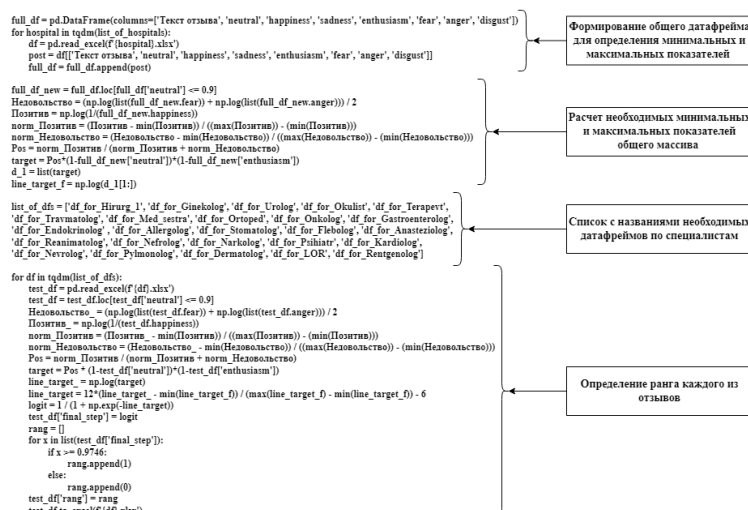


Рис. 8. Автоматизация алгоритма определения рангов.

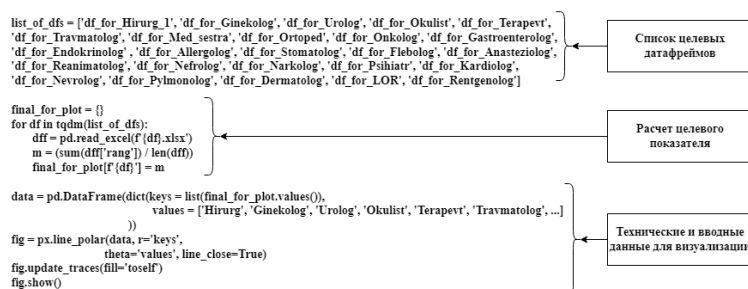


Рис. 9. Автоматизация расчёта целевого показателя и визуализации.

смотреть аналитическую информацию из аналогичных источников. Для этого необходимо доработать алгоритм лишь в части автоматизации сбора аналитической информации из других источников.

4. *Алгоритмическая последовательность с сохранением промежуточных данных не всегда является необходимостью.* Автоматизацию алгоритма можно значительно упростить, отказавшись от сохранения промежуточных результатов. Однако в этом случае могут потребоваться достаточно значимые объёмы оперативной памяти. Более того при возникновении каких-либо аномалий и особенностей, не будет возможности проанализировать промежуточные результаты без их сохранения в отдельные переменные.
5. *Не универсальный характер линеаризации распределений исследуемых показателей.* Методы линеаризации могут в значительной

степени изменяться в зависимости от собранных данных по региону. Соответственно, первоначально следует определить вид распределения и метод линеаризации вручную.

6. *Трудоемкость подготовительных работ.* Данное ограничение подразумевает существенные временные затраты на подготовку названий медицинских учреждений и списка уникальных id-значений для формирования URL-адреса страницы с отзывами. Ручное оформление данных подготовительных процедур обуславливает невозможность автоматизированного обновления списка медицинских учреждений и их уникальных id. Соответственно любое изменение в названии учреждения, в уникальном id или в шаблоне URL-адреса влечёт за собой необходимость ручной корректировки данных сведений, что требует дополнительных затрат на поддержание работоспособности алгоритма.

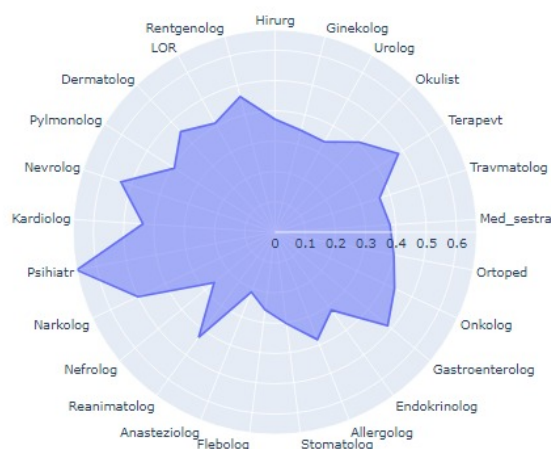


Рис. 10. Диаграмма целевого показателя для Санкт-Петербурга.

7. *Отсутствие автоматизации анализа отзывов после применения разработанного инструментария.* Представленный алгоритм позволяет определить потребность региона в услугах дополнительного образования и также специалистов конкретного профиля, нуждающихся в них. Однако для определения наиболее необходимой программы обучения необходима дополнительная аналитическая обработка негативных отзывов по конкретному специалисту. Как говорилось ранее, алгоритм кластеризации может позволить существенно упростить данную задачу, а в некоторых случаях полностью автоматизировать её решение.

Разрешение существующих ограничений позволит сделать данный инструмент более объективным и простым в использовании, что определяет перспективы развития данного инструментария.

Заключение

Разработанный в данной статье инструмент мониторинга может быть использован для разработки плана повышения квалификации и переподготовки медицинского персонала и выделения средств на реализацию соответствующих программ. Этот инструмент может быть применен как на уровне отдельного региона, так и при модификации — на уровне медицинской организации. Это позволит сосредоточить затраты на наиболее актуальных направлениях обучения. Стоит учитывать, что целевой показатель данной методики не носит императивный характер и не предполагает принятие решения лишь на его основе. Однако при проведении комплексного анализа рынка, для целей определения потребности региона в услугах дополнительного образования, разработанный инструмент и целевой показатель могут стать неотъемлемой и важной частью мониторинга в рамках организационно-экономического механизма, отражающего мнение конечных потребителей.

Библиографический список

1. Инструментальные методы анализа информационной среды в контексте управления конкурентоспособностью цифрового предприятия / М. М. Гаджиев [и др.]. — Санкт-Петербург, 2023.
2. Ожгихин И. В., Рудская И. А. Алгоритм идентификации наиболее перспективных инновационных исследовательских направлений в сфере аппаратного развития медицины // Экономические науки. — 2020.
3. Потребность региона в услугах дополнительного образования [Электронный ресурс] / Github. — URL: <https://github.com/Pavelaxe/--PY2> (дата обр. 12.03.2023).
4. Родионов Д. Г., Пашинина П. А., Конников Е. А. Автоматизированный алгоритм квантификации информационной среды финансового рынка // Экономические науки. — 2022. — № 212. — С. 134–139.
5. Родионов Д. Г., Пашинина П. А., Конников Е. А. Квантификаторы информационной среды финансового рынка // Экономические науки. — 2022. — № 211. — С. 125–128.

УДК 331.5 DOI: 10.14451/1.222.468

Инновационные бизнес-модели кредитных организаций в условиях современных вызовов и угроз

© 2023 **Завадич Ольга Александровна**

аспирант. Институт Экономики Уральского отделения Российской академии наук. Россия, Екатеринбург.

E-mail: olga.zavadich@yandex.ru

Ключевые слова: инновации, бизнес-модель, кредитная организация, цифровые технологии, клиенты, прибыль, менеджмент.

Современное развитие мировой экономики тесно связано с процессами внедрения и развития инноваций, разработкой передовых технических решений, а также цифровых продуктов. Причем трансформация происходит во всех сферах бизнеса, в том числе и в банковском секторе. Учитывая важную роль этого сегмента экономики, процедура инновационной переориентации бизнес-моделей кредитных организаций требует особого внимания, что обуславливает актуальность темы данной статьи. В процессе исследования выделены отличительные черты инновационной бизнес-модели на финансовом рынке. Обозначены составляющие элементы этой модели и факторы, способствующие ее успешному развитию, также обозначены условия получения высоких результатов и позитивного эффекта от внедрения инноваций. Отдельное внимание уделено опыту кредитных организаций России в направлении использования инновационных бизнес-моделей.

Инновационный вектор развития, которому следуют сегодня многие страны мира, с ориентацией на использование информационных технологий, открывает новые возможности для всех отраслей экономики, и кредитные организации в данном контексте не являются исключением. Динамика развития передовых цифровых продуктов и возможностей освоения новых рыночных ниш на основе использования достижений Четвертой промышленной революции приводит к кардинальной трансформации бизнес-моделей кредитных организаций [5]. Как известно, кредитные организации, выступая в роли посредников между предприятиями малого и сред-

него бизнеса и экономикой страны, являются в достаточной степени гибкими относительно преобразования форматов своего функционирования в зависимости от внешних экономических условий, которые могут быть обусловлены как динамичными потребностями рынка, так и изменениями в конкурентной среде или нормативно-правовом регулировании.

Учитывая важную роль кредитных организаций в обеспечении стабильности экономики и стимулировании поступательного прогресса, процедура трансформации их бизнес-моделей требует особого внимания. Сегодня преобразова-