

ҚАЗАҚСТАН РЕСПУБЛИКАСЫ
БІЛІМ ЖӘНЕ ҒЫЛЫМ МИНИСТРЛІГІ

МИНИСТЕРСТВО ОБРАЗОВАНИЯ И НАУКИ
РЕСПУБЛИКИ КАЗАХСТАН



ҚазҰТЗУ ХАБАРШЫСЫ _____

_____ **ВЕСТНИК КазНУ**

VESTNIK KazNRTU _____

№ 2 (132)

Главный редактор
И. К. Бейсембетов – ректор

Зам. главного редактора
Б.К. Кенжалиев – проректор по науке

Отв. секретарь
Н.Ф. Федосенко

Редакционная коллегия:

З.С. Абишева- акад. НАНРК, Л.Б. Атымтаева, Ж.Ж. Байгунчечков- акад. НАНРК, А.Б. Байбатша, А.О. Байконурова, В.И. Волчихин (Россия), К. Дребеншted (Германия), Г.Ж. Жолтаев, Г.Ж. Елигбаева, Р.М. Исаков, С.Е. Кудайбергенов, Б.У. Куспангалиев, С.Е. Кумеков, В.А. Луганов, С.С. Набойченко – член-корр. РАН, И.Г. Милев (Германия), С. Пежовник (Словения), Б.Р. Ракишев – акад. НАН РК, М.Б. Панфилов (Франция), Н.Т. Сайлаубеков, А.Р. Сейткулов, Фатхи Хабаши (Канада), Бражендра Мишра (США), Корби Андерсон (США), В.А. Гольцев (Россия), В. Ю. Коровин (Украина), М.Г. Мустафин (Россия), Фан Хуаан (Швеция), Х.П. Цинке (Германия), Е.М. Шайхутдинов-акад. НАНРК, Т.А. Чепуштанова

Учредитель:

Казахский национальный исследовательский технический университет
имени К.И. Сатпаева

Регистрация:

Министерство культуры, информации и общественного согласия
Республики Казахстан № 951 – Ж “25” 11. 1999 г.

Основан в августе 1994 г. Выходит 6 раз в год

Адрес редакции:

г. Алматы, ул. Сатпаева, 22,
каб. 609, тел. 292-63-46
Nina. Fedorovna. 52 @ mail.ru

Рассматривая поиск информации на казахском языке, можно заметить, что несмотря на то, что в глобальной сети большое количество информации на этом языке, алгоритмы поиска на этом языке находятся в раннем этапе своего развития, так как изучение языковых особенностей не предпринималось в больших масштабах. Самая главная рекомендация – начать масштабную работу, нацеленную на создание единого алгоритма, основанного на особенностях казахского языка. Для решения этой задачи, требуется большое количество специалистов лингвистов, филологов, программистов, и других, так как создание алгоритма не является реальным, если лишь одна сфера будет заниматься этим вопросом. Казахстанские государственные органы и частные компании в этой сфере должны начать работать по этой проблеме, и помочь поисковикам в создании алгоритма для казахоязычных пользователей.

ЛИТЕРАТУРА

- [1] Нелюбин Л.Л. Компьютерная Лингвистика и машинный перевод, 1991
- [2] Гульятев А.К. Поиск в Интернете. 22е издание. Питер, 2006
- [3] Ланкастер Ф. У. Информационно-поисковые системы, 1972.
- [4] Daconta M.C., Obrst L.J., Smith K.T. The Semantic Web: A Guide to the Future of XML, Web Services, and Knowledge Management. Wiley Publishing, 2003.
- [5] Сегалович И. Как работают поисковые системы, 2002.
- [6] <https://thatsmart.ru/2015/03/internet-search-engines/> (Немного о том, как работает поиск в интернете). Март 2015
- [7] Гусев В.С. Google – эффективный поиск. Диалектика, 2006
- [8] Холмогоров В. Поиск в Интернете и сервисы Яндекс. Питер, 2006.
- [9] <https://sitechecker.pro/ru/search-engines/> (Обзор лучших поисковых систем мира: цели, технологии, отличия). Октябрь 2018
- [10] Шокин Ю. И., Федотов А. М., Барахнин В. Б. Проблемы поиска информации. Новосибирск: Наука, 2010. 196 с
- [11] Хорошилов А.В., Селетков С.Н., Днепровская Н.В. Управление информационными ресурсами. — М.: Финансы и статистика, 2006. — 272 с.
- [12] С. Н. Селетков, Мировые информационные ресурсы и проблемы поиска информации, Системы и средства информации., 2006, сс. 406–426
- [13] Шепель В.Н., Акимов С.С. Проблемы извлечения знаний. Оренбургский государственный университет, г. Оренбург, 2017
- [14] <https://avantag.kz/?p=1484> (Яндекс vs Google) Август 2017
- [15] <https://hoster.kz/company/blog/seo/1858.html> (Алгоритмы поисковых систем) Май 2014

Вершинин А.Ю., Мукажанов Н.К., Башири К.

Қазақстанда іздеу жүйесі

Түйіндеме. Мақалада іздеу жүйелерінің, олардың Интернеттің дамуына әсері талқыланады. Google, Yandex және DuckDuckGo сияқты ең көп таралған іздеу жүйелеріне шолу. Іздеу жүйелерінің жалпы схемасын талдайды. Сондай-ақ, қазақ тілінде ақпаратты іздеу туралы ақпарат көрсетіледі. Қазақ тіліндегі ақпаратты іздестіру кезінде қазіргі проблемалар талқыланады және осы мәселелерге ықтимал шешімдер беріледі.

Кілттік сөздер: іздеу жүйелерінде, интернет, Google, Yandex, DuckDuckGo, қазақ тілінде ақпарат іздеу

B.A. Abduali, D.T. Amirova, D.R. Rakhimova, A.S. Karibayeva

¹KazNU named after Al-Farabi, Almaty, Kazakhstan

²Institute of Computational Technologies, Almaty, Kazakhstan)

E-mail: balzhanabdualy@gmail.com

THE TEXT ANALYTICS AND DOCUMENTS IN THE KAZAKH LANGUAGE

Abstract: Today a wide range of data retrieval and different approaches are distinguished. This article reviews the semantic data retrieval i.e. vector data model. The important tasks and objectives to search data are reviewed. The study of the modern methods and models of semantic analysis of natural language processing are provided; a module development of the analytical processing of text resources and documents in the Kazakh language based on the word2vec model; the development of a method to determine the synonyms of the Kazakh language; practical results of the developed methods and algorithms.

Keywords: word2vec, semantics, text analytics, information retrieval, vector data model.

¹Б.А. Абдуали, ¹Д.Т. Әмірова, ²Д.Р. Рахимова, ¹А.С. Кәрібаева

(¹КазНУ имени аль-Фараби, Алматы, Казахстан

²Институт вычислительных технологий, Алматы, Казахстан,
balzhanabdualy@gmail.com)

АНАЛИТИЧЕСКАЯ ОБРАБОТКА ТЕКСТОВЫХ РЕСУРСОВ И ДОКУМЕНТОВ НА КАЗАХСКОМ ЯЗЫКЕ

Аннотация. На сегодняшний день различают множества видов поиска данных и есть разные подходы к этому. В данной статье будет рассматриваться поиск данных по семантике, то есть по векторному представлению. Рассмотрены важные задачи и проблемы при поиске данных. В статье показано исследование современных методов и моделей семантического анализа обработки естественного языка; разработка модуля аналитической обработки текстовых ресурсов и документов на казахском языке на основе модели word2vec; разработка метода определения синонимов казахского языка; практические результаты разработанных методов и алгоритмов.

Ключевые слова: word2vec, семантика, обработка текстовых ресурсов, информационный поиск, векторное представление.

Введение или описание проблемы

В современном мире развитие технологий приводит к тому, что количество используемой информации, представленной в электронном виде, растет быстрыми темпами. Хранить важные документы, такие как отчеты, договора и т.д. стало гораздо удобнее и проще. Все это представляет интерес для анализа.

Для работы с большими данными разрабатываются разные алгоритмы и методы для машинного решения этой задачи, так как проводить анализ вручную не позволяют объемы данных. Любой естественный язык по-своему сложен, уникален и многогранен, поэтому извлечение данных из документов и текстовых ресурсов представляет собой большую и трудоемкую работу, которая требует предварительной обработки.

Во время изучения работы модуля аналитической обработки текстовых ресурсов и документов, были исследованы разные методы и модели. Такие как fastText, GloVe, Word2vec.

fastText - это библиотека для изучения вложений слов и текстовой классификации, созданных Лабораторией исследований AI в Facebook. Модель представляет собой неконтролируемый алгоритм обучения для получения векторных представлений для слов. Facebook предоставляет предварительно подготовленные модели для 294 языков. Это программа написано на языке Python и C++ [1].

GloVe, придуманная из Global Vectors, является моделью для распределенного представления слов. Модель представляет собой неконтролируемый алгоритм обучения для получения векторных представлений для слов. Метрики подобия, используемые для оценок ближайших соседей, создают единый скаляр, который количественно определяет взаимосвязь двух слов. Эта простота может быть проблематичной, поскольку два заданных слова почти всегда демонстрируют более сложные отношения, чем могут быть зафиксированы одним числом. Например, man можно считать похожим на woman, поскольку оба слова описывают людей; с другой стороны, эти два слова часто считаются противоположностями, поскольку они выделяют первичную ось, по которой люди отличаются друг от друга [2].

Предыдущие работы

В книге [3] описаны базовые идеи информационного поиска. Представлены различные варианты нахождения статистик текста, которые включают в себя подсчет количества вхождений слов в документы и частоту соседства слов.

В статье [4] представлены две новые модельные архитектуры для вычисления непрерывных векторных представлений слов из очень больших наборов данных. Было изучено качество векторных представлений слов, полученных различными моделями, по набору синтаксических и семантических языковых задач.

Векторные представления слов, обученные с помощью моделей word2vec, несут смысловые значения и полезны в различных задачах НЛП. В [5], приводятся подробные описания и объяснения параметров уравнений моделей word2vec, включая модели CBOW и skip-gram, а также усовершенствованные методы оптимизации, включая иерархическую softmax и отрицательную выборку.

Одной из разработанных моделей, применяемых для аналитической обработки текстовых ресурсов является Word2Vec.

Word2Vec включает в себя набор алгоритмов для расчета векторных представлений слов, предполагая, что слова, используемые в похожих контекстах, значат похожие вещи, т.е. семантически близки.

$$\frac{(w_v * w_c)}{\sum(w_{c1} * w_v)}$$

- В числителе - близость слов контекста и целевого слова.
- В знаменателе — близость всех других контекстов и целевого слова [8].

В [6] показано применение языковых моделей нейронной сети к задаче расчета семантической подобия для русского языка. Описаны используемые инструменты и корпуса, достигнутые результаты.

В статье [7] были представлены результаты алгоритма word2vec для синтетического агглютинативного казахского языка. Основные трудности реализации алгоритма были связаны с требованием нормализации текста.

Алгоритм работы

В word2vec существуют два основных алгоритма обучения:

1. CBOW(Continuous Bag of Words) — «непрерывный мешок со словами» модельная архитектура, которая предсказывает текущее слово, исходя из окружающего его контекста.

CBOW предсказывает слово из локального контекста:

- входы – one-hot представления слов размерности V ;
- скрытый слой – матрица представлений слов W ;
- выход скрытого слоя – среднее векторов слов контекста;
- на выходе получаем оценку u_j для каждого слова и берём softmax:

$$p(i|c_1, \dots, c_n) = \frac{\exp(u_j)}{\sum_{j'=1}^V \exp(u_{j'})}$$

2. Skip-gram действует иначе: она использует текущее слово, чтобы предугадывать окружающие его слова.

Skip-gram предсказывает слова контекста из текущего слова:

- предсказываем каждое слово контекста из центрального;
- теперь несколько мультиномиальных распределений и по softmax для каждого слова контекста:

$$p(c_k|i) = \frac{\exp(kc_k)}{\sum_{j'=1}^V \exp(u_{j'})}$$

Пользователь word2vec имеет возможность переключаться и выбирать между алгоритмами. Порядок слов контекста не оказывает влияния на результат ни в одном из этих алгоритмов. При расчете используются искусственные нейронные сети. Во время обучения алгоритм формирует оптимальный вектор для каждого слова с помощью CBOW или skip-gram.

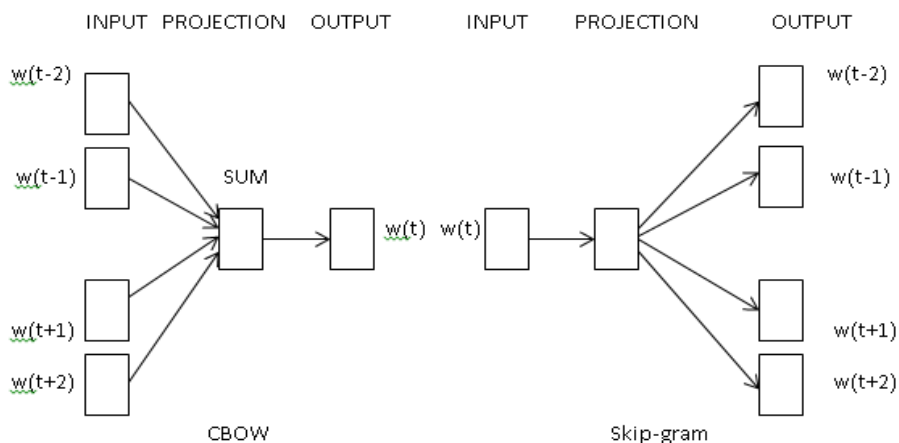


Рис. 1. Модель CBOW и skip-gram.

$w(t)$ – данное слово

$w(t-2)$, $w(t-1)$ и т.д. – близлежащие слова

Метод представления слов в виде векторов используется для кластеризация слов и выявления их семантической близости, т.е. разделяет несвязанные слова и соединяет связанные, что помогает в задачах кластеризации и классификации текстов [9].

Получаемые на выходе координатные представления векторов-слов позволяют вычислять «семантическое расстояние» между словами. И, именно основываясь на контекстной близости этих слов, технология word2vec совершает свои предсказания. Так как инструмент word2vec основан на обучении нейронной сети, чтобы добиться его наиболее эффективной работы, необходимо использовать большие корпуса для его обучения. Это позволяет повысить качество предсказаний.

Для того чтобы посчитать и по векторному пространству выводить слова нужна семантическая сеть. Семантическая сеть - это множество понятий (слов и словосочетаний), связанных между собой. Семантическая сеть включает наиболее часто встречающиеся слова текста, которые несут основную смысловую нагрузку. Для каждого понятия формируется набор смысловых (ассоциативных) связей, т.е. список других понятий, в сочетании с которыми оно встречалось в предложениях текста.

В дистрибутивной семантике слова обычно представляются в виде векторов в многомерном пространстве их контекстов. Семантическое сходство вычисляется как косинусная близость между векторами двух слов и может принимать значения в промежутке $[-1...1]$ (на практике часто используются только значения выше 0). Значение **0** приблизительно означает, что у этих слов нет похожих контекстов и их значения не связаны друг с другом. Значение **1**, напротив, свидетельствует о полной идентичности их контекстов и, следовательно, о близком значении.

В последнее время интерес к дистрибутивной семантике существенно возрос. В основном это обусловлено новыми алгоритмами обучения на больших корпусах: это так называемые word embedding models (часто для их обучения используются простые искусственные нейронные сети). В результате мы получаем сжатые вектора для слов, которые можно использовать для самых разных компьютерно-лингвистических задач [10].

Для реализации модуля аналитической обработки текстовых ресурсов и документов на казахском языке была разработана модель на основе word2vec. Алгоритм работы модели показан на рисунке 2.

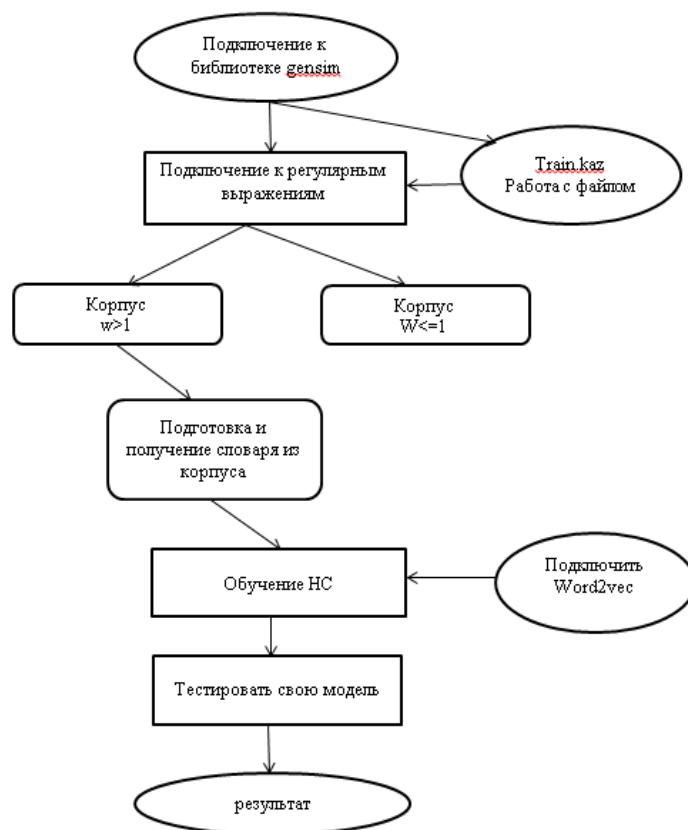


Рис. 2. Алгоритм работы модуля

Модуль аналитической обработки текстовых ресурсов и документов для казахского языка состоит из 3 этапов:

1. Подготовка входных данных
2. Обучение модели
3. Работа с обученной моделью

Этап подготовки данных в свою очередь состоит из следующих шагов:

1. Подготовка корпуса.

Для обучения модуля необходимо подготовить корпус. Корпус — это подобранная и обработанная по определенным правилам совокупность текстов, используемых в качестве базы для исследования языка. Они используются для статистического анализа и проверки статистических гипотез, подтверждения лингвистических правил в данном языке.

Поиск по корпусу может выдать:

- все употребления выбранного слова в непосредственном контексте, на основании чего переводчик может определиться с выбором синонима при переводе или с сочетаемостью слов;
- частотность употребления слова в определенной области знаний;
- слова, которые чаще всего стоят рядом с выбранным словом;

Был собран казахский одноязычный корпус. Корпус собирался из разных источников. Одним из источников были тексты в электронной форме из разных известных литературных романов, сказок. Другим источником получения данных были открытые интернет-ресурсы, новостные порталы, например, такие как официальный сайт президента Республики Казахстан (www.akorda.kz), портал электронного правительства (www.egov.kz) и т.д.

Для обучения модели был подготовлен одноязычный казахский корпус, который находится в файле `train_kaz`, по объему 10000 предложений.

2. Подготовка словаря.

Для обучения модели также необходимо подготовить словарь. Словарь составляется из слов, содержащихся в корпусе. С помощью подключения регулярных выражений, приводим все слова в корпусе в нижний регистр.

Далее создаются два корпуса. Первый корпус состоит из слов, которые встречаются более одного раза, второй корпус состоит из слов, встречающихся только один раз.

После получения словарей из корпуса, разделяем в них слова так, что в каждой строке находится по одному слову. Получаем новый словарь.

- 2 этап. Обучение модели

Следующим этапом в реализации модели является обучение.

Для обучения модели задаем следующие параметры:

- Размерность векторов признаков составляет 100;
- Максимальное расстояние между текущим и предсказанным словом в предложении составляет 5;
- Минимальный уровень обучения 1;
- Пороговая частота среза 4 слов;

- 3 Этап. Работа с обученной моделью.

Обучается с помощью нейронной сети (НС) и для работы с обученной моделью подключение к ней `Word2vec`:

```
model_kaz = Word2Vec.load("model_kaz.model")
```

Результаты

В результате полученной обученной модели можно искать по смыслу похожие слова. Для более эффективной работы модели и получении хороших результатов, требуются большие одноязычные корпуса на казахском языке, так как `Word2vec` основан на обучении нейронной сети.

Можно задавать для ввода как одно слово, так и несколько. На рисунках 3 и 4 показан пример работы модели.

Результат обучения для одного слова:

```
model_kaz["жылдың"]
```

```
array([ 0.9991543 , 0.21965139, 0.29315677, 0.10888853, 0.47598684,
       -0.28379786, 1.1473682 , -0.6190352 , 1.0921485 , -0.3379822 ,
       -0.9026812 , -0.9696143 , -0.21033779, -1.0946484 , -0.14725323,
       -0.5968371 , -0.94785064, -0.0186517 , 0.9273225 , 0.02986972,
       -0.5971313 , 1.6572342 , -0.5005268 , -0.72290874, 1.3720803 ,
       0.3576381 , -0.25446084, -0.6820295 , -0.05884275, 0.04245997,
       -1.2486485 , 0.5666453 , -0.82413435, -0.516167 , -0.2035349 ,
       -0.65919286, 1.1125271 , 0.79175997, -0.39865917, 0.13109162,
       -1.3794425 , -0.09773538, 1.5038078 , -0.22719735, -0.6705901 ,
       -0.01339606, 0.4934905 , 0.36428472, 0.12966971, -0.0571641 ,
       -0.6472839 , 0.6247625 , -0.47967348, -0.17849082, 0.06311992,
       -0.4211008 , 0.21196847, -1.3122642 , -0.23150532, 0.47074622,
       0.63370025, -0.96714115, -0.33243644, 1.2825935 , -0.38998842,
       -0.5900854 , 0.17189564, -0.19655013, -1.119008 , -1.2662848 ,
       -0.7881708 , -0.06033329, 0.6032156 , -0.3427293 , 0.83609366,
       -0.6120512 , -0.12485034, 0.9940732 , 0.58395654, 0.34109122,
       -0.35265407, -0.7005883 , -0.6270238 , 0.5748394 , 0.1292389 ,
       0.59908956, 0.7373656 , 0.3227748 , -1.2803192 , 0.6388992 ,
       -0.3058275 , -0.64198923, -0.43613726, -0.6778025 , -0.62231904,
       -1.255485 , -0.07670641, 0.7747939 , 0.5336992 , -1.0332865 ],
      dtype=float32)
```

Рис. 3. Пример работы модели для одного слова.

Результат обучение для двух слов:

model_kaz.most_similar(positive=["жылдың", "бас"], topn=10)

```
[ ('1993', 0.9606807231903076),
  ('маусымда', 0.955879271030426),
  ('ассамблеясының', 0.955683708190918),
  ('наурызда', 0.9535720944404602),
  ('сөзіне', 0.9529553651809692),
  ('қазан', 0.9526992440223694),
  ('1994', 0.9519071578979492),
  ('шырсының', 0.9517829418182373),
  ('мамырында', 0.9508242607116699),
  ('мамырда', 0.9497315287590027)] |
```

Рис. 4. Пример работы модели для двух слов.

Заклучение и будущие работы

Полученные результаты по разработке методов и моделей работы модуля аналитической обработки текстовых ресурсов и документов на казахском языке:

- исследованы разные виды методов и моделей, применяемые для работы модуля аналитической обработки текстовых ресурсов и документов;
- выполнен сбор одноязычного корпуса казахского языка для обучения модели word2vec;
- выполнена предобработка текстовых данных, для использования их в качестве входных данных;
- подбор слов, близких по векторному представлению;
- реализован модуль аналитической обработки текстовых ресурсов и документов на казахском языке реализован с помощью модели word2vec.

В дальнейшем для более эффективной работы модели на основе word2vec, основанной на обучении нейронной сети, планируется увеличить объем корпуса. Так как большие объемы корпусов позволяют повысить качество поиска.

Данная работа была выполнена и финансирована в рамках проекта AP05132950 «Разработка информационно-аналитической поисковой системы данных на казахском языке» Института информационных и вычислительных технологий, Казахстан, г. Алматы.

ЛИТЕРАТУРА

- [1] fasttext. Дата обращения [10.09.2018], URL: <https://fasttext.cc/>
[2] GloVe. Дата обращения [12.09.2018], URL: <https://nlp.stanford.edu/projects/glove/>
[3] Introduction to Information Retrieval. Christopher D. Manning, Prabhakar Raghavan, Hinrich Schütze. Cambridge University Press New York, NY, USA ©2008. ISBN:0521865719 9780521865715
[4] Efficient Estimation of Word Representations in Vector Space. Tomas Mikolov, Kai Chen, Greg Corrado, Jeffrey Dean. URL: <https://arxiv.org/pdf/1301.3781.pdf>
[5] word2vec Parameter Learning Explained. Xin Rong. URL: <https://arxiv.org/pdf/1411.2738.pdf>
[6] Texts in, Meaning out: neural language Models in semantic similarity tasks for russian. Kutuzov A., Andreev I. URL: <https://arxiv.org/ftp/arxiv/papers/1504/1504.08183.pdf>
[7] The application of the connectionist method of semantic similarity for kazakh language. Maksat N. Kalimoldayev, Kairat Ch. Koibagarov, Alexandr A. Pak, Arman S. Zharmagambetov. In Electronics Computer and Computation (ICECCO), 2015 Twelve International Conference on (pp. 1-3). IEEE. URL: <https://ieeexplore.ieee.org/document/7416906>
[8] Word2Vec. Дата обращения [05.09.2018], URL: <https://ru.wikipedia.org/wiki/Word2vec>
[9] <https://ru.megaindex.com/support/faq/word2vec> Дата обращения [05.09.2018]
[10] Webvectors. Дата обращения [15.09.2018], URL: <https://rusvectors.org/ru/about/>
[11] Gensim. Дата обращения [15.09.2018], URL: <https://en.wikipedia.org/wiki/Gensim>

Абдуали Б.А., Әмірова Д.Т., Рахимова Д.Р., Кәрібаева А.С.

Қазақ тіліндегі мәтіндік ресурстар мен құжаттарды аналитикалық өңдеу

Резюме. Бүгінгі таңда мәліметтерді іздеудің көптеген түрлері бар және осыған әр түрлі әдістер де бар. Бұл мақалада мәліметтерді семантикасы бойынша іздеу, яғни векторлық көрсеткіш бойынша іздеу қарастырылған. Мәліметтерді іздеу уақытысындағы маңызды есептер мен мәселелер қарастырылған. Мақалада табиғи тілді өңдеудегі семантикалық анализдерің заманауи әдістері мен тәсілдерінің зерттелуі; word2vec моделінің негізіндегі қазақ тіліндегі мәтіндік ресурстар мен құжаттарды аналитикалық өңдеудің жасалуы; қазақ тілінің синоним сөздерін анықтаудың әдістерінің жасалуы; жасалынған әдістер мен алгоритмдердің практикалық нәтижелері көрсетілген.

Кілттік сөздер: word2vec, семантика, мәтіндік ресурстарды өңдеу, ақпараттық іздеу, векторлық көрсетілім.

УДК 637.1

E.Zh. Zhaksybayeva¹, F.T. Dikhanbayeva¹, J. Smailova², G Zhunusova³

(Almaty Technological university¹, Almaty, Kazakhstan,

Korkyt Ata Kyzylorda State University², Kyzylorda, Kazakhstan

Kazakh University of Technology and Business³, Astana, Kazakhstan)

E-mail: zhelya90@gmail.com

**STUDY OF MICROBIOLOGICAL FACTORS OF YOGHURT DRINK
FOR GERODIETETIC NUTRITION**

Abstract. The article provides information about several studies and their results in the development of technology and yoghurt formulation from camel milk suitable for old and aged people.

Key words: gerodietic, camel milk, dairy products, starters, technology

Э. Ж. Жаксыбаева¹, Ф.Т. Диханбаева¹, Ж.Смаилова², Г. Жунусова³

(Алматынський технологический университет¹, Алматы, Қазақстан,

Қызылординский Государственный университет имени Көрқыт-Ата², Қызылорда, Қазақстан,

Қазақський университет технології і бізнеса³, Астана, Қазақстан)

E-mail: zhelya90@gmail.com

**ИССЛЕДОВАНИЕ МИКРОБИОЛОГИЧЕСКИХ ПОКАЗАТЕЛЕЙ ПИТЬЕВОГО ЙОГУРТА
ДЛЯ ГЕРОДИЕТИЧЕСКОГО ПИТАНИЯ**

Аннотация. В статье приведены сведения о нескольких исследованиях и их результатах при разработки технологии и рецептуры йогурта из верблюжьего молока предназначенного для людей пожилого и старческого возраста.

Ключевые слова: геродиетика, верблюжье молоко, молочные продукты, закваски, технология

<i>Вершинин А.Ю., Мукажанов Н.К., Басири К.</i> ҚАЗАҚ ТІЛІНІҢ МОРФОЛОГИЯЛЫҚ МОДЕЛІ, СӨЗ НЕГІЗІН ТАБУДЫҢ НЕГІЗДЕРІ, СТЕММИНГ ЖӘНЕ ЛЕММАТИЗАЦИЯ	350
<i>Вершинин А.Ю., Мукажанов Н.К., Басири К.</i> ҚАЗАҚСТАНДА ІЗДЕУ ЖҮЙЕСІ	353
<i>Абдуали Б.А., Әмірова Д.Т., Рахимова Д.Р., Кәрібаева А.С.</i> ҚАЗАҚ ТІЛІНДЕГІ МӘТІНДІК РЕСУРСТАР МЕН ҚҰЖАТТАРДЫ АНАЛИТИКАЛЫҚ ӨНДЕУ	356
<i>Жаксыбаева Э.Ж., Диханбаева Ф.Т., Смаилова Ж., Жунусова Г.</i> ГЕРОДИЕТАЛЫҚ ТАМАҚТАНУҒА АРНАЛҒАН СҰЙЫҚ ЙОГУРТТЫҢ МИКРОБИОЛОГИЯЛЫҚ КӨРСЕТКІШТЕРІН ЗЕРТТЕУ	362
<i>Умышев Д.Р., Достияров А.М., Наурыз Б.К., Туманов М.Е.</i> ТҰРАҚТАНДЫРУДА ҚАРСЫ-БҰРАЛҒАН ТӘСІЛМЕН ЖАНАРҒЫДАН КЕЙІНГІ ЖАНУ ПРОЦЕСІН САНДЫҚ МОДЕЛДЕУ	366
<i>Алдияров А.У., Ақылбаева А.К., Соколов Д.Ю., Стржмечный Ю.М.</i> ИҚ-СПЕКТРОФОТОМЕТРИЯ САЛАСЫНДАҒЫ ӨЛШЕУДІҢ ӘДІСТЕРІН ЖЕТІЛДІРУ	372
<i>Ускенбаев Д.Е., Ногай А.С., Айнакулов Э.Б., Исабекова Б.Б.</i> СУДЫ ЭЛЕКТРФИЗИКАЦИЯЛЫҚ ӘДІСПЕН ӨНДЕУ ҚҰРЫЛҒЫЛАРЫ	377
<i>Вуйцик В., Калижанова А.У., Кисала П., Кашаганова Г.Б., Цецик С., Козбакова А.Х., Оразбеков Ж.</i> СИГНАЛДАРДЫ ИНТЕРРОГАЦИЯЛАУ ЖҮЙЕСІНІҢ ӨЛШЕУШІ ЖӘНЕ СҰРАУ САЛУ ЭЛЕМЕНТТЕРІ ҮШІН ТИІМДІ ПАРАМЕТРЛЕРІН ТАҢДАУ	382
<i>Жаркевич О.М., Дандыбаев Е. С., Михеев С.С.</i> ШӨМШ-САПТЫҢ ТОПСАЛЫ ҚОСЫЛЫСЫ САУСАҒЫНЫҢ ДИАМЕТРІН ӨЗГЕРУІНЕН ПАРАМЕТРЛЕРДІҢ КЕРНЕУЛІ-ДЕФОРМАЦИЯЛАНҒАН КҮЙІНІҢ ТӘУЕЛДІЛІГІН ЗЕРТТЕУ	389
<i>Ешжанов А., Волненко А., Торский А., Жумадуллаев Д., Абжапбаров А.</i> КАМБИНИРЛЕНГЕН ТҰРАҚТЫ-ҚАЛЫҚТАМАЛЫ САПТАМАСЫ БАР АППАРАТТАРДЫҢ ЖҰМЫС РЕЖИМДЕРІ	396
<i>Қабылбекова Қ.Ш., Нурмуханова А.З.</i> САНДЫҚ ФЛЮОРОГРАФИЯ ҚҰРЫЛҒЫЛАРЫ: ҚАЗІРГІ АХУАЛЫ МЕН КЕЛЕШЕК МОДЕРНИЗАЦИЯСЫ, ДЕКЛАРАЦИЯЛАУ ҚАҒИДАЛАРЫ	402
<i>Жамалов А.Ж., Әлімхан</i> БИОГАЗ ЭНЕРГИЯ Б.Қ. РЕСУРСТАРЫН АНЫҚТАУ ӘДІСТЕМЕСІ	408
<i>Аскарова А.С., Болегенова С.А., Мауленов Д., Дүйсенбаева Х.Б., Жакин Н.С.</i> ПК-39 ҚАЗАНДЫҚТЫҢ ЖАНУ КАМЕРАСЫНДА КӨМІРТЕГІ ДИОКСИДІ СО2 КОНЦЕНТРАЦИЯСЫ ӨРІСТЕРІН ҚАЛЫПТАСТЫРУ ТУРАЛЫ ЗАҢДАРДЫ ЗЕРТЕУ БОЙЫНША ЕСЕПТІК ЭКСПЕРИМЕНТТЕР	412
<i>Хомоненко А.Д., Қасымова Д.Т., Қуандықова Д.Р., Ахмедиярова А.Т.</i> ҮЛКЕН ДЕРЕКТЕРДЕГІ ҚАЙШЫЛЫҚТАРДЫ ЖОЮ МӘСЕЛЕЛЕРІ	418
<i>Амиргалиев Е.Н., Мусабаев Т.Р., Қуанышбай Д., Кенишимов Ш.</i> РОБОТТЫҚ-ВЕРБАЛЬДЫ ЖҮЙЕЛЕРДЕ ҚОЛДАНУ ҮШІН НЕГІЗГІ ТОН НЕГІЗІНДЕГІ КОНТУРДЫҢ СТАТИСТИКАСЫН ПАЙДАЛАНУ АРҚЫЛЫ ДИКТОРДЫҢ ДЫБЫСТЫҚ ИДЕНТИФИКАЦИЯЛАНУЫН ЖАСАУ	424
<i>Мубарақова С., Курос Басири</i> ОҚЫТУДЫҢ ЗИЯТКЕРЛІК ЖҮЙЕЛЕРІ	433
<i>Кисала П., Калижанова А.У., В. Вуйцик, Кашаганова Г.Б., Оразбеков Ж.</i> ОРТАНЫҢ ӨЗГЕРУ КӨРСЕТКІШІН ӨЛШЕУ ҮШІН ЖАҢА ТЕХНОЛОГИЯЛАРДЫ ЖАСАУ ЖӘНЕ ЗЕРТТЕУ	440
<i>Сазамбаева Б.Т., Тогызбаева Б.Б., Ибраева А.А., Маханов М.</i> КӨП ФУНКЦИОНАЛДЫ БІР ШӨМШТІ ГИДРАВЛИКАЛЫҚ ЭКСКАВАТОРДЫҢ ДИНАМИКАЛЫҚ ЖҮЙЕСІН МАТЛАВ-ТА МАТЕМАТИКАЛЫҚ МОДЕЛЬДЕУ	448
<i>Арипбаева А.Е., Степанов С.Г., Қалдыбаев Р.Т., Мирзамуратова Р.Ш.</i> ҚЫСЫМДЫ ӨРТ СӨНДІРУ ЖЕҢДЕРІНДЕ ҮЗІЛУ ҚЫСЫМЫН ЕСЕПТЕУ ҮШІН ФОРМУЛАНЫ ШЫҒАРУ	454
<i>Сырманова К.К., Агабекова А.Б., Тилеуов Г.Е., Жумаханова Г.А., Қалдыбекова Ж.Б., Байжанова Ш.Б.</i> БИТУМ НЕГІЗІНДЕ ЛАКБОЯУ МАТЕРИАЛДАРЫН АЛУ ТЕХНОЛОГИЯСЫНЫҢ ЕРЕКШЕЛІКТЕРІ	458
<i>Сырманова К.К., Алипбекова Ж.К., Сакибаева С.А., Қалдыбекова Ж.Б., Байжанова Ш.Б.</i> БИТУМДАР МЕН АСФАЛЬТБЕТОНДАРДЫҢ САПАЛАРЫН АРТТЫРУ ҮШІН ҚОЛДАНЫЛАТЫН РЕЗИНА ҰНТАҒЫНЫҢ ФИЗИКА-ХИМИЯЛЫҚ ҚАСИЕТТЕРІН ЗЕРТТЕУ	463

<i>Duisenbekova G.Sh., Kolesnikov A.S., Sadykov Zh.A., Zhakipbayev B.E., Kutzhanova A.N., Iztleuov G.M., Yestauova, A.A. Torebekova A.M., Kolesnikova O.G., Shaimerdenova F.</i>	
RESEARCH OF PHOSPHOGYPSE DISPOSAL AS A SECONDARY RAW MATERIAL AS A SUPPLEMENT OF RAW MATERIAL MIXTURE WHEN RECEIVING A CEMENT CLINKER.....	580
<i>Orazymbetova A.S., Murzagaliyeva M.G., Tanybayeva A.K., Abubakirova K.D., Rysmagambetova A.A.</i>	
THE STUDY OF CHEMICAL PROCESSES OF WASTEWATER TREATMENT.....	584
<i>Orazymbetova A.S., Murzagaliyeva M.G., Tanybayeva A.K., Abubakirova K.D., Rysmagambetova A.A.</i>	
WASTEWATER TREATMENT OFF CHEMICAL POLLUTANTS BY NATURAL ADSORBENTS.....	591
<i>Sagyndykova T.S., Yermenbek P.T., Kenakhonova A.Zh., Abdulina E.K., Tolegen G.A.</i>	
THE STUDY OF THE KINETICS OF POLYACRYLIC ACID AND POLY-4-VINYLPYRIDINE IN AQUEOUS MEDIA IN AN INTERCONNECTED SYSTEM.....	596
<i>Akbasova A.D., Baihamurova M.O., Yuldashbek D.H.</i>	
CHEMICAL NATURE DEPENDENCY OF HUMUS ACIDS IN THE BIOHUMUS ON WORM COMPOSTING METHOD	599
<i>Abdullina Y.K., Tolegen G.A., Sagyndykova T.S., Myrzakhmetova B.B., Kenakhonova A.Zh.</i>	
OBTAINING AND STUDY OF IRON FERROCYANIDE.....	603
Military science	
<i>Tursunov B.M., Asanov I.S., Rysbayeva G.P., Dikanbayev Y.Sh., Shapovalov A.A.</i>	
PRINCIPLES FOR THE VIRTUAL MACHINES USE IN THE EDUCATIONAL PROCESS OF THE NSC BORDER GUARD ACADEMY OF THE REPUBLIC OF KAZAKHSTAN.....	607
The memory of the scientist	611

Редакторы:

Н.Ф. Федосенко

Верстка на компьютере:

Л. Касжанова

Подписано в печать 25.03.2019 г.

Формат 60x84 1/8. Усл. п.л 39,3.

Тираж 500 экз. Заказ № 226.

Адрес редакции:

ул. Сатпаева, 22, КазНИТУ каб. 609, тел. 292-63-46 ,Nina.Fedorovna. 52 @ mail.ru

Департамент маркетинга и коммуникаций КазНИТУ

Казахского национального исследовательского технического университета имени К.И. Сатпаева