

УДК 004.932.2



Е.Д. Михнова

ХНТУСХ, 61002, ул. Алчевских 44, Харьков, Украина, mikhnova@yahoo.co.uk

## ИЗВЛЕЧЕНИЕ МУЛЬТИМЕДИЙНЫХ ДАННЫХ С НЕЧЕТКИМ СООТВЕТСТВИЕМ

С резким увеличением объемов общедоступной мультимедийной информации, возрастает потребность ее обработки в реальном времени. В статье проанализированы проблемы обработки всех типов мультимедийного контента с использованием современных методов искусственного интеллекта, особое внимание уделено извлечению данных из памяти переводов с нечетким соответствием поисковому запросу. Основываясь на теории полугрупп, предложены математические формулировки для представления и извлечения данных с нечетким соответствием. Предложенные выкладки могут с успехом применяться не только для поиска видео и текстовых данных, но и для анализа биомедицинской информации.

**ПОИСК МУЛЬТИМЕДИЙНЫХ ДАННЫХ, ПАМ'ЯТЬ ПЕРЕКЛАДОВ, РОЗПІЗНАВАННЯ УСНОЇ ТА ПИСЬМОВОЇ МОВИ, ОБРОБКА ЗОБРАЖЕНЬ, ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИЙ АНАЛІЗ ВІДЕОРЯДУ, ТЕОРІЯ ПОЛУГРУПП**

**О.Д. Михнова. Вилучення мультимедійних даних з нечіткою відповідністю.** Із значним збільшенням обсягів загальнодоступної мультимедійної інформації, зростає потреба її обробки у реальному часі. Стаття аналізує проблеми обробки усіх типів мультимедійного контенту з застосуванням сучасних методів штучного інтелекту, особливу увагу приділено вилученню даних із пам'яті перекладів з нечіткою відповідністю до пошукового запиту. Базуючись на теорії напівгруп, запропоновано математичні формулювання для подання та вилучення даних з нечіткою відповідністю. Запропоновані викладки можуть успішно використовуватись не тільки для пошуку відео і текстових даних, але й для аналізу біомедицинської інформації.

**ПОШУК МУЛЬТИМЕДИЙНИХ ДАНИХ, ПАМ'ЯТЬ ПЕРЕКЛАДІВ, РОЗПІЗНАВАННЯ УСНОЇ ТА ПИСЬМОВОЇ МОВИ, ОБРОБКА ЗОБРАЖЕНЬ, ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИЙ АНАЛІЗ ВІДЕОРЯДУ, ТЕОРІЯ НАПІВГРУП**

**O.D. Mikhnova. Multimedia data extraction with fuzzy match.** With the rapid growth of generally available multimedia data, its real-time processing becomes an urgent problem. This article analyses all types of multimedia content processing with the help of artificial intelligent methods, special attention is given to translation memory data extraction with fuzzy match to a search query. Mathematical groundings based on semi-group theory are provided for content matching. The proposed formulations can be successfully used in video and text search applications as well as biomedical information processing.

**MULTIMEDIA DATA SEARCH, TRANSLATION MEMORY, SPEECH AND TEXT RECOGNITION, IMAGE PROCESSING, INTELLIGENT ANALYSIS OF VIDEO SERIES, SEMI-GROUP SET THEORY**

### Введение

Под мультимедийными данными принято понимать комбинацию аудио и визуальной информации, которая вместе может формировать видеоряд в случае постепенного изменения содержания, объединенного одной сюжетной линией. Текстовая составляющая также может присутствовать в видеоданных в виде графической информации, текст также является неотъемлемой частью речевых данных. Настоящая статья оперирует со всеми разновидностями мультимедийного контента с точки зрения сегментации и сопоставления последовательностей. Предложены математические формулировки четкого и нечеткого соответствия для поисковых приложений. В этом разделе статьи кратко описаны существующие методы обработки и распознавания мультимедиа, что является основой для следующего раздела с математическими выкладками и новыми предложениями.

Чтобы приступить к изучению существующих методов интеллектуальной обработки текстовых данных стоит упомянуть, что на момент написания этой статьи население земного шара разговаривает на 7100 языках приблизительно, не говоря

о диалектах. Большая часть алгоритмов обработки естественного языка предназначена для широко используемых языковых семей, для таких языков как китайский, английский, испанский, арабский, русский, немецкий и др. [1] Стоит отметить, что настоящее исследование нацелено на романо-германскую и восточно-славянскую языковую пару. В отличие от китайского и других языков на основе иероглифов, здесь нет необходимости значительной трансформации структуры предложений и перестановки порядка слов во время перевода. В работе изучены последние тенденции сопоставления текстовых последовательностей в лидирующих инструментах на основе памяти переводов и терминологических баз (SDL Trados Studio, Star Transit, Atril Deja Vu, MemoQ, MemSource).

Полностью автоматизированные системы перевода, такие как Google Translate и Promt, предполагают морфологический анализ с последующей лексической трансформацией с использованием двуязычных словарей, затем производится локальное изменение порядка слов, и наконец, морфологическая генерация на целевом языке. Такие системы иногда обогащены сематическими

анализаторами и генераторами, включающими так называемое интерлингвальное представление. Стоит отметить, что целью настоящего исследования не является ни выделение частей речи (это может быть реализовано с помощью широко известной скрытой модели Маркова, марковской модели максимальной энтропии, рекуррентной нейронной сети), ни анализ формальных грамматик. Во внимание принимаются только термины и сегментированные видеокadres такими, как они есть.

Векторная или дистрибутивная модели смысла, как правило, основаны на семантических сетях, где реализованы иерархические связи между понятиями реального мира, однако все эти моменты требуют дополнительной реализации. Матрицы совмещения также применяются для представления связей между терминами. Существует 2 основных подхода к извлечению взаимосвязей: ручную созданные шаблоны и машинное обучение (с «учителем» и без). Первая группа алгоритмов обладает наибольшей точностью, но шаблоны, созданные вручную, в большей степени ориентированы на определенную область знаний. Аналогично, машинное обучение с учителем предполагает ручное аннотирование обучающей выборки, которая впоследствии используется классификаторами для аннотирования остальной части данных. Машинное обучение без учителя, как правило, предполагает использование набора данных для обучения из общего доступа или аналогичного источника, для отбора подобных последовательностей с учетом некоторого вероятностного шаблона [1].

Еще одна группа методов интеллектуального анализа текстовых и графических видеоданных — это нейронные сети, которые предполагают последовательное применение некоторой функции к исходным параметрам для поиска значимого результата. Эта группа методов успешно используется в машинном переводе, диалоговых системах и для генерации речи. Однако, за счет улучшения качества страдает производительность по сравнению с аналогичными системами интеллектуальной обработки [1].

Краткий обзор методов поиска и индексации данных предложен в [2-3]. Здесь упомянуты алгоритмы минимального расстояния редактирования и динамического программирования. Первая группа алгоритмов нацелена на сведение первой анализируемой последовательности до второй с минимальными усилиями, то есть по кратчайшему пути. Различные методы динамического программирования предполагают решение задач путем их разбиения на подзадачи с предложением решений для каждой из них. Эти два подхода в начале 2000-х годов были основными для выравнивания двух

последовательностей, однако они неприменимы для больших объемов мультимедийных данных, которые доступны сегодня, к тому же они неприменимы в разных областях как уникальный подход, поскольку потребуются трансформации для достижения требуемого качества результатов.

Современные подходы к интеллектуальной обработке текста предполагают использование регулярных выражений. Но такая алгебраическая модель может быть реализована исключительно для текстовых данных, тогда как целью настоящей статьи является унификация представления любого типа мультимедийных данных. Еще один подход — это n-граммовая модель прогноза, которая определяет вероятность каждого последующего словосочетания, основываясь на предыдущих. Общая оценка вероятности последовательности выполняется путем перемножения целого ряда вероятностей: вероятности встречаемости префиксов, суффиксов и т.п. Такой подход оказывает неприменимым для больших объемов выборки. Хотя, некоторые такие оценки реализованы в Google для подсчета частоты встречаемости слов [1]. Более общим подходом является расчет энтропии, которая показывает частотную зависимость анализируемой последовательности.

$$E = -\sum_{c=1}^h u_c \log_2 u_c,$$

где  $h$  — количество возможных результатов, а  $u_c$  — частота встречаемости в выбранной области.

Другой частотный подход — простой классификатор Байеса, который представляет последовательность терминов в виде неупорядоченного множества, так называемого «мешка слов», принимая во внимание частоту встречаемости каждого слова для выполнения классификации. К недостатку такого подхода можно отнести потребность в обучающей выборке, хотя этот подход успешно используется для обнаружения спама, автоматического определения языка и других аналогичных задач.

Интеллектуальный анализ видеоданных считается наиболее сложным типом обработки мультимедийных данных, хотя зачастую он ограничивается распознаванием последовательности изображений с последующей сегментацией и сопоставлением. Аудио составляющая, как правило, опускается или рассматривается отдельно, несмотря на не меньшую ее значимость. Современные методы обработки видеоданных коротко описаны в [4]. На рис. 1-2 показаны круговые диаграммы, где представлены методы интеллектуального анализа текста и видео, которые используются чаще других.

В этой статье внимание сконцентрировано на «чистых» данных (pure data), чтобы предпринять попытку унификации процесса обработки для

разных типов мультимедийного контента. В вышеприведенных примерах нечеткое сопоставление реализовано с помощью линейного поиска и простого перебора. Такой поиск ограничен парами «исходник-перевод», ранее сохраненными и доступными внутри данного переводимого документа (хотя ранее сохраненные сегменты могут быть выполнены другими переводчиками и содержать текст других источников, которые объединены тематикой с текущим переводимым документом). Результаты поиска могут включать «незапрашиваемый» контекст, это как правило и помогает экспертам в области перевода определиться с наилучшим решением. Основная проблема, которая встает здесь, – это релевантность таких результатов запросу конечного пользователя.

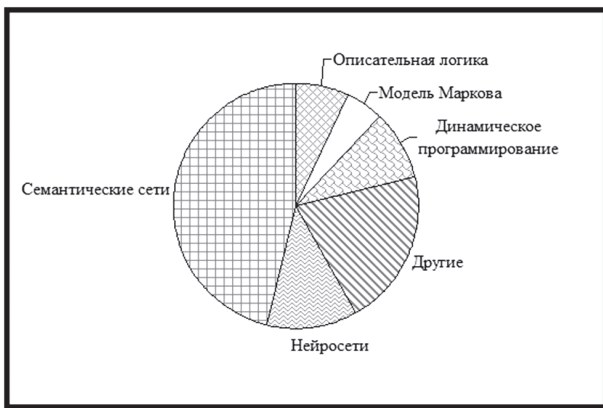


Рис. 1. Популярность методов интеллектуальной обработки текста



Рис. 2. Популярность методов интеллектуальной обработки видео

Очевидно, что семантическая составляющая в обработке текста превалирует над видео на сегодняшний день. В любом случае, цель настоящего исследования состоит в извлечении данных, которые несут значимую информацию. Это означает необходимость преобразования неструктурированной информации из видео или текста в структурированные данные, обрабатываемые впоследствии

или необходимые для принятия корректных решений экспертами. Иными словами, возникает потребность отбора наблюдений из большого объема выборки, возможно с разной интерпретацией одного контента, которые наиболее близки запросу. Также необходимо сравнение векторов признаков для определения их сходства.

**1. Основная часть**

Вероятностная модель перевода ставит своей целью нахождение наилучшего соответствия целевых сегментов перевода для исходной иностранной последовательности:

$$\text{Перевод} = \text{arg max } P(\text{Перевод} | \text{Исходник}).$$

Рассмотрим для этого следующие положения. Пусть  $\Omega$  – память переводов (упорядоченная последовательность сегментированных исходных сегментов с их переводом для всего переводимого текста) или видеоряд (упорядоченный набор кадров или сцен). Положим  $\rho(x, y)$  – метрика или расстояние между двумя элементами этого множества  $\Omega$ . Здесь,  $x$  и  $y$  – минимально возможные элементы памяти переводов или видеоряда. Иными словами, это термины в случае системы на основе памяти переводов или кадры в случае решения задачи распознавания видеоданных. Положим,  $\bar{x} = \langle x_1, x_2, \dots, x_n \rangle \in F$  и  $\bar{y} = \langle y_1, y_2, \dots, y_m \rangle \in F$ , где  $F$  – множество всех исходных сегментов перевода или всех сцен видео. Тогда,  $\bar{x}$  и  $\bar{y}$  – это два сегмента или предложения для сравнения (или две сцены), а  $\langle x_1, x_2, \dots, x_n \rangle$  и  $\langle y_1, y_2, \dots, y_m \rangle$  – исходные термины/кадры этих предложений/сцен, количество которых равно  $n$  и  $m$  соответственно. Для любого романо-германского или восточно-славянского предложения и любого кадра сцены важен порядок следования элементов. Изменение порядка следования ведет к некорректной трактовке смысла.

Для сопоставления содержимого, будь то текст или последовательность изображений, можно использовать матрицу расстояний  $A(\bar{x}, \bar{y})$  для пары элементов  $\bar{x}$  и  $\bar{y}$  с разным количеством терминов/кадров в предложении/сцене. Соответственно, и матрица будет содержать  $s$  строк и  $q$  столбцов. Положим, общее количество терминов/кадров  $q$  в первом предложении/сцене  $\bar{x}$  меньше или равно общему числу терминов/кадров  $s$  во втором предложении/сцене  $\bar{y}$ . Таким образом,  $s = m - q + 1$ , поскольку  $m = s + q - 1$ , что позволяет сравнить термины/кадры меньшего предложения/сцены с большим:

$$A(\bar{x}, \bar{y}) = \begin{pmatrix} \rho(x_1, y_1) & \dots & \rho(x_q, y_q) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \rho(x_1, y_s) & \dots & \rho(x_q, y_{s+q-1}) \end{pmatrix}.$$

Такая матрица покажет соответствие друг другу двух предложений или сцен с разным количеством элементов. Если в матрица будет содержать нулевую строку, это означает, что меньшее предложение/сцена входит в состав большего набора элементов. Когда два предложения/сцены полностью идентичны, то есть наблюдается полное 100% соответствие, то все элементы матрицы будут равны нулю. Если общее количество элементов (терминов или кадров) первого и второго предложения/сцены равны, в матрице будет только одна строка [5].

Кроме описанного выше, задание действий в мультипликативном множестве можно выполнить разными способами. Интуитивно понятным является представление с помощью простого перечисления результатов действий для всех пар элементов множества. Те же данные «исходник-перевод» или двух сравниваемых сцен видео можно представить в виде таблицы Кели. В этой таблице на пересечении строки, соответствующей вектору  $\bar{x}$ , и столбца, соответствующего вектору  $\bar{y}$ , стоит такой элемент  $\rho(\bar{x}, \bar{y})$ , который показывает сходство между каждой парой сравниваемых компонентов, что по сути и реализовано в современном инструментари на основе памяти переводов в виде реляционной таблицы базы данных.

Вышеприведенная схема сопоставления сегментов не дает представления об их близости в числовой форме. Для этой цели может применяться модель в векторном пространстве, которая предполагает представление сегмента текста в виде частоты встречаемости термина во всем документе. Такая модель известна под названием «модель мешка слов» (bag of words) [6]. Рассмотрим те же два вектора  $\bar{x}$  и  $\bar{y}$ , тогда их близость можно определить с помощью следующей формулы:

$$\rho(\bar{x}, \bar{y}) = \frac{\bar{x} \times \bar{y}}{|\bar{x}| \times |\bar{y}|}$$

где  $|\bar{x}|$  и  $|\bar{y}|$  – нормы каждого вектора.

В 1989 Ж. Салтон предложил частотный подход TFIDF (Term Frequency, Inverse Document Frequency), который определяет вес для более значимых терминов документа. Термин считается более значимым, если он чаще встречается в документе. Однако, если тот же термин часто наблюдается в других документах, он считается менее значимым, поскольку не характеризует документ в полной мере. Вес  $w_{ij}$  термина  $t_j$  в документе  $d_i$  можно определить в виде следующего равенства:

$$w_{ij} = tf_{ij} \times \log_2 \frac{N}{n}$$

где  $tf_{ij}$  частота термина  $t_j$  в документе  $d_i$ , а  $N$  – количество всех исследуемых документов,  $n$  – количество документов, где термин  $t_j$  присутствует хотя бы один раз [7].

Добавление нового термина в набор «исходный текст – перевод» можно представить в виде нижеприведенного свойства изоморфных множеств. Понятие изоморфных мультипликативных множеств в теории полугрупп введено для двух мультипликативных множеств (исходный текст и его перевод) с одинаковым количеством элементов, в которых действия определены одинаковым образом и они отличаются незначительно, между элементами этих множеств можно поставить взаимно однозначное соответствие. С введением нового элемента, для изоморфных множеств характерно следующее свойство:  $XY = Z \Rightarrow X'Y' = Z'$ .

Чтобы произвольное мультипликативное множество было изоморфно какому-либо другому мультипликативному множеству, нужно задать необходимое и достаточное условие такого соответствия. Такой процесс называется нахождением абстрактной характеристики множества [8], то есть поиск корректного перевода – это, по существу, нахождение абстрактной характеристики множества, правила сопоставления элементов.

Теория мультипликативных множеств также включает в себя и другие важные свойства, которые характерны для обработки мультимедийной информации: ассоциативность  $(XY)Z = X(YZ)$ , коммутативность  $XY = YX$ , обратимость справа  $XZ = Y$  и слева  $ZX = Y$ , сокращение справа  $XZ = YZ \Rightarrow X = Y$  и слева  $ZX = ZY \Rightarrow X = Y$  или свойство однозначности деления, как его еще называют. Следует отметить, что в том случае, когда действия мультипликативного множества не являются коммутативными, для отдельных пар элементов множества перестановка все-таки может быть справедливой. Введем определение полугруппы с точки зрения обработки текста. Полугруппой называется непустое множество, в котором для любой пары взятых в определенном порядке элементов  $XY$  определен новый элемент, называемый их произведением, причем для любых трех элементов множества  $X, Y, Z$  всегда справедливо свойство ассоциативности  $(XY)Z = X(YZ)$  [8-9]. Это свойство в особенности характерно для сегментации данных и поиска совпадений.

Для дальнейших исследований свойств полугрупп и операций над мультимедийными данными, как следствие, потребуется использовать понятие и некоторые свойства отношений. Отношением в множестве называется любое бинарное правило, которое отбирает пары элементов из этого множества с указанием порядка их следования, то есть по сути определяется набор «исходный текст – перевод», кот который выбирается из памяти переводов. Обозначение  $X \approx Y(\eta)$  определяет отношение  $\eta$  соответствия переводимой фразы для  $X$  и

$Y$ , тогда как обозначение  $X \leq Y(\eta)$  предполагает включение данных  $X$  в последовательность  $Y$ .

Важными с точки зрения поиска соответствия перевода являются определения верхней и нижней границ, полуструктуры (решетки) и полной структуры множества [8-9]. Положим, для заданного отношения частичной упорядоченности в множестве  $\Omega$  с учетом  $\Omega' \in \Omega$  и  $X \in \Omega$  имеет место  $Z \leq X$  при  $Z \in \Omega'$ . Тогда  $X$  является верхней границей  $\Omega'$ . По аналогии можно определить и нижнюю границу. Таким образом, верхнюю и нижнюю границы можно использовать в качестве терминальных допустимых переводов при необходимости их отбора из памяти переводов.

Однако, стоит отметить, что таких верхних и нижних границ может быть несколько, в отличие от единственной точной верхней и точной нижней границы, которые определяются следующим образом. Верхняя граница  $X$  множества  $\Omega'$  называется точной верхней границей, если  $X$  при этом является нижней границей множества  $\Psi$  всех верхних границ  $\Omega'$ . Множество  $\Omega$  называется полуструктурой (semilattice) или полурешеткой (demi-treillis), если для любой пары элементов существует точная нижняя граница. Множество  $\Omega$  называется структурой, если для любой пары элементов существует точная верхняя и точная нижняя границы.  $\Omega$  называется полной структурой, если для любого его подмножества существует точная верхняя и точная нижняя границы [8]. Благодаря точным и неточным границам можно обеспечить извлечение данных с нечетким соответствием поисковому запросу.

## 2. Экспериментальная часть

Разработка любого нового метода предполагает оценку качества его работы по сравнению с существующими. Для расчета качества полученных результатов разработан целый ряд эвристических методов, таких как BLEU, NIST, TER, METEOR, AMBER, MP4IBM1, LEPOR, полнота и точность. Кроме полноты и точности, с помощью которых можно оценивать результаты обработки видеоданных, остальные метрики предназначены для анализа качества перевода двуязычных документов, хотя во всех этих алгоритмах за основу, так или иначе, взяты меры полноты и точности [10].

Преимущество использования двух показателей совместно заключается в том, что во многих случаях один из них оказывается важнее другого. Одни пользователи не любят просматривать ложно позитивные данные и хотят увидеть пусть меньше результатов, но чтобы все они были релевантными (высокая точность). В противоположность этому, другие пользователи, заинтересованы в том, чтобы полнота поиска была максимально возможной, и снисходительно относятся к низкой точности. Точность и полнота поиска противоречат друг

другу: полноту всегда можно повысить до единицы (при очень низкой точности), возвращая все варианты. Полнота не убывает при увеличении количества результатов поиска. С другой стороны, качественный метод поиска предполагает, что при увеличении числа отобранных данных, как правило, снижается точность.

В целом, задача стоит в достижении определенной полноты поиска при удовлетворительном уровне ложно позитивных результатов. Показатель, позволяющий найти баланс между точностью и полнотой поиска, называется F-мерой [11]. Если точности и полноте назначить одинаковые веса, получится сбалансированная F-мера, которая может быть использована для оценки качества предложенного метода.

Метрикой близости транскрипции в области автоматического распознавания речи является отношение ошибочно распознанных слов (Word Error Rate), которое рассчитывается как минимальное расстояние редактирования. Метрики WER и PER (Player Efficiency Rating) могут использоваться как для оценки качества обработки устной речи, так и для напечатанного двуязычного текста, однако для последнего потребуются некоторые модификации этих метрик, поскольку для перевода существует множество корректных вариантов передачи иностранного текста. По этой причине большая часть метрик для оценки двуязычных текстов сравнивает варианты перевода нескольких человек [1].

На рис. 3 показан пример многовариантного перевода и его представления в системе на основе памяти переводов Trados, а на рис. 4 увеличенные области поиска соответствий и распознавания терминов, что доказывает вышеприведенные положения. Из рисунков видно, что существующая система не предлагает подстановку из терминологического словаря (это остается на усмотрение эксперта-переводчика), несмотря на распознавание терминов. Подстановка в данном случае выполнена из памяти переводов, содержащей 2 варианта. Предложенный метод извлечения данных с нечетким соответствием призван устранить этот недостаток благодаря процедурам сегментации и оценки терминологической близости.

## Выводы

Несмотря на то, что речевые и текстовые языковые процессоры сталкиваются с проблемами структурной и координационной двойственности, современные интеллектуальные системы обладают неоспоримыми преимуществами перед методами предыдущего поколения. Достаточно взглянуть на простые приложения реального времени под управлением операционных систем iOS и Android, разработанные и выпущенные в конце 2018 года, такие как приложения по распознаванию

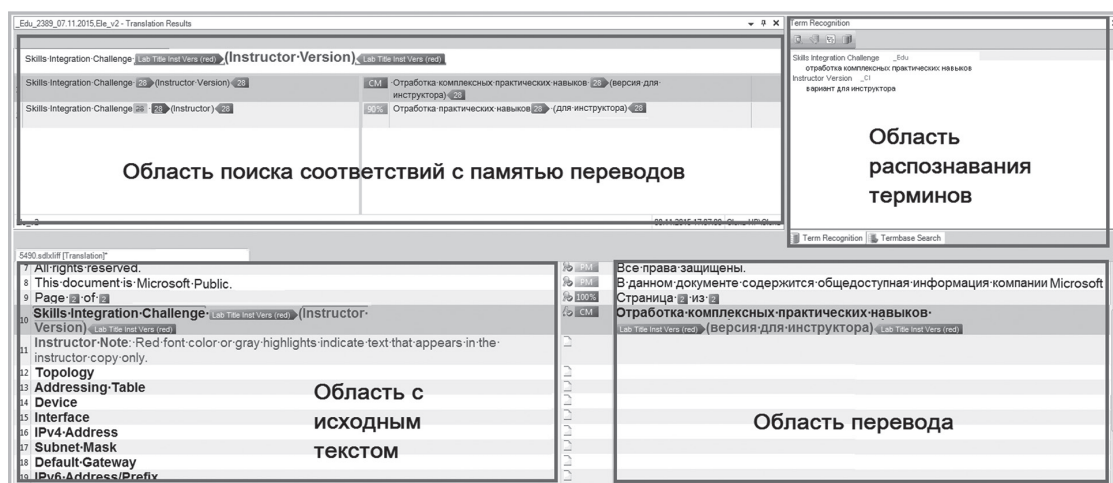


Рис. 3. Пример многовариантного перевода и его представления в системе на основе памяти переводов Trados

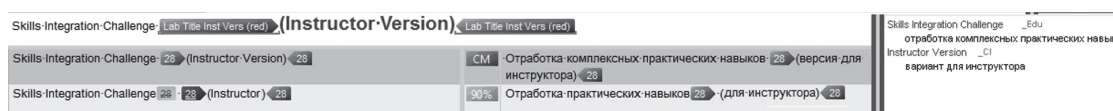


Рис. 4. Увеличенные области поиска соответствий и распознавания терминов в системе Trados

биометрических данных, программа перевода устной речи Speak and Translate Павла Донова, и качественно новый уровень автоматизации станет очевидным. Приложения на базе описательной логики, реализованные с помощью методов Semantic Web, таких как Web Ontology Language (OWL) и RDF-триплеты (Resource Description Framework), также обрели огромную популярность в последнее время. Хотя формальное описание и развертывание семантических онтологий для различных областей знаний является достаточно громоздким.

В этой статье предпринята попытка разработки унифицированной модели распознавания текста и изображений, использование которой обобщает процедуру обработки мультимедийной информации большого объема. Следует также отметить, что в статье не затрагиваются вопросы кореферентности и связи сущностей, не предусмотрено извлечение событий и связей между ними, не рассматривается распознавание поименованных сущностей, нет семантики, только четкие однозначные данные. Предложенные математические формулировки на основе теории полугрупп позволяют одинаково корректно представить все типы доступного мультимедийного контента. Ценность исследований заключается по-большей части в теоретических основах, однако практическая реализация также очень актуальна для сопоставления контента в поисковых приложениях.

Согласно [1], концепции интеллектуального анализа текста открывают еще большие возможности для секвенирования нового поколения в биомедицине и биоинформатике. Примеры задач распознавания в биомедицине включают, но не ограничиваются анализом генома, нуклеотидной последовательности ДНК и РНК, мутаций и

взаимодействия протеинов. Важно отметить, что единое представление биомедицинских, текстовых, звуковых и графических данных позволяет создать высокоточные системы с большим числом параметров.

#### Список литературы:

- [1] Jurafsky D., Martin J.H. Speech and Language Processing: An Introduction to Natural Language Processing, Computational Linguistics, and Speech Recognition. – 2-nd edition. – New Jersey: Prentice Hall, 2008. – 1032 p.
- [2] Navarro G. A guided tour to approximate string matching. In: ACM Computing Surveys. – 2001 – Vol. 33, No. 1. – pp. 31-88.
- [3] Navarro G., Baeza-Yates R., Sutinen E., Tarhio J. Indexing Methods for Approximate String Matching. In: IEEE Data Engineering Bulletin. – 2001 – Vol. 24, No. 4. – pp. 19–27.
- [4] Mashtalir S., Mikhnova O. Detecting Significant Changes in Image Sequences. In: Multimedia Forensics and Security. – 2017 – Vol. 115. – pp. 161-191.
- [5] Mashtalir S., Mikhnova O., Stolbovy M. Sequence matching for content-based video retrieval. In: Proceedings of the 2018 IEEE Second International Conference on Data Stream Mining & Processing. – 2018 – pp. 549-553.
- [6] Nahm U.Y., Mooney R.J. Mining Soft-Matching Rules from Textual Data. In: Proceedings of the Seventeenth International Joint Conference on Artificial Intelligence. – 2001 – pp. 979-984.
- [7] Salton G. Automatic Text Processing: The Transformation, Analysis and Retrieval of Information by Computer. – Boston: Addison-Wesley, 1989. – 530 p.
- [8] Ляпин Е.С. Полугруппы. – М.: Государственное издательство физико-математической литературы, 1960. – 592 с.
- [9] Акимов О.Е. Дискретная математика: логика, группы, графы. – М.: Лаборатория Базовых Знаний, 2001. – 352 с.
- [10] Miller G.A., Beebe-Center J.G., Some psychological methods for evaluating the quality of translations. In: Mechanical Translation. – 1956 – Vol.3, No. 3. – pp. 73-80.
- [11] Маннинг К.Д., Рагхаван П., Шютце Х. Введение в информационный поиск. – М.: Вильямс, 2011. – 528 с.

Поступила в редколлегию 15.10.2018