

УДК 374.463:658.780

ПРИМЕНЕНИЕ ТЕОРИИ ОПТИМАЛЬНОГО ТРАНСПОРТА И СЕМАНТИЧЕСКОГО АНАЛИЗА ТЕКСТОВ ДЛЯ ОПТИМИЗАЦИИ ЗАДАЧ МУЛЬТИМОДАЛЬНОЙ ЛОГИСТИКИ

Кудан Т.А., Манько А.А., студенты

*Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники
г. Минск, Республика Беларусь*

Малышева О.Н. – канд. физ.-мат. наук

Аннотация. В работе предложен интегративный подход к автоматизации распределения грузов в мультимодальной логистике. Проблема неэффективной обработки заявок на естественном языке решается путем объединения методов семантического анализа и теории оптимального транспорта. Описана методология построения многофакторной матрицы стоимости, учитывающей географические, семантические и физические ограничения. Жизнеспособность подхода продемонстрирована на программном прототипе, протестированном на смоделированном наборе данных из 30 заявок и 15 транспортных средств. Результаты показывают, что предложенный метод позволяет на 92.6% снизить общую стоимость распределения грузов по сравнению с базовой моделью, учитывающей только расстояние.

Ключевые слова. Оптимальный транспорт, семантический анализ, мультимодальная логистика, обработка естественного языка, TF-IDF, алгоритм Синкхорна, задача распределения, функция стоимости.

Основная часть. На фоне стремительного роста электронной коммерции логистические системы всё чаще не справляются с эффективной обработкой заявок. Проблема в том, что клиенты часто оставляют требования в виде обычного текста, который выходит за рамки стандартных параметров (веса, объема, расстояния). Обычные алгоритмы не способны распознать специфичные условия: например, «хрупкий антиквариат» или «токсичные вещества, везти отдельно от продуктов». Из-за этого заявки приходится обрабатывать вручную, что замедляет работу и ведет к ошибкам [1].

В основе этой проблемы лежит «семантический разрыв» – неспособность компьютера понимать человеческую речь. В данном исследовании предлагается подход, объединяющий семантический анализ текста и теорию оптимального транспорта (ОТ). Цель работы: создать автоматизированную систему, которая сможет извлекать требования из неструктурированного текста и на их основе строить оптимальный план распределения грузов.

Для векторизации текстовых заявок в прототипе применен вычислительно эффективный подход: алгоритм TF-IDF (выделение ключевых терминов) с последующим понижением размерности методом сингулярного разложения (SVD) [2]. SVD преобразует разреженные данные в плотные семантические эмбединги, где смысловая близость текстов отражается расстоянием между векторами. Для промышленных задач данный базовый модуль легко масштабируется путем замены на архитектуру Transformer (например, BERT), обеспечивающую глубокий учет контекста [3].

Теория оптимального транспорта (ОТ) предоставляет математический аппарат для нахождения наиболее экономного способа преобразования одного распределения масс в другое [4]. В нашей задаче множество заявок на перевозку рассматривается как исходное распределение масс μ , а доступный парк ТС – как целевое распределение ν . Задача Канторовича формулируется следующим образом:

$$\min_{\pi \in \Pi(\mu, \nu)} \sum_{i,j} C_{ij} \pi_{ij}, \quad (1)$$

где $\Pi(\mu, \nu)$ – множество всех допустимых планов транспортировки, C_{ij} – стоимость перемещения единицы груза из заявки i транспортом j , а π_{ij} – искомый объем перевозки.

Прямое решение задачи (1) вычислительно затратно. Поэтому мы применяем энтропийную регуляризацию, которая позволяет использовать быстрый итерационный алгоритм Синкхорна [5]. Регуляризованная задача имеет вид:

$$W_\epsilon(\mu, \nu) = \min_{\pi \in \Pi(\mu, \nu)} \left(\sum_{i,j} C_{ij} \pi_{ij} + \epsilon \sum_{i,j} \pi_{ij} (\ln \pi_{ij} - 1) \right), \quad (2)$$

где $\epsilon > 0$ – параметр регуляризации. Малые значения ϵ приводят к более детерминированным («жестким») назначениям, близким к решению исходной задачи.

Ключевым элементом нашего подхода является построение комплексной многофакторной матрицы стоимости C , где каждый элемент C_{ij} отражает пригодность транспортного средства j для выполнения заявки i . Общая стоимость вычисляется как взвешенная сумма трех компонентов:

$$C_{ij} = \alpha \cdot C_{\text{geo}}(i, j) + \beta \cdot C_{\text{sem}}(i, j) + \gamma \cdot P_{\text{hard}}(i, j), \quad (3)$$

Эти три компонента включают в себя:

- Географический компонент C_{geo} – нормализованное расстояние или время в пути.
- Семантический компонент C_{sem} – косинусное расстояние между эмбедингами текстов заявки и ТС. Рассчитывается как:

$$C_{\text{sem}}(i, j) = 1 - \frac{e_i \cdot v_j}{|e_i| |v_j|}, \quad (4)$$

где e_i и v_j – векторные представления текстов.

- Компонент жестких ограничений P_{hard} – штраф за нарушение физических ограничений (превышение грузоподъемности или объема).

$$P_{\text{hard}}(i, j) = \begin{cases} 0, & \text{"если ограничения соблюдены"} \\ \infty, & \text{"иначе"} \end{cases} \quad (5)$$

Для апробации метода был разработан программный прототип на языке Python.

Для тестирования прототипа был сгенерирован синтетический набор данных, состоящий из 30 заявок и 15 транспортных средств с разнообразными текстовыми описаниями.

Процесс работы прототипа, отраженный в консольном выводе, состоял из нескольких этапов:

- Этап 1: генерация данных. Были созданы заявки различного типа: от перевозки «антиквариата» и «сжатых газов в баллонах» до «пестицидов и агрохимикатов». Парк ТС включал «цистерны химические», «рефрижераторные полуприцепы» и «тентованные грузовики с гидробортом».

- Этап 2: семантическая векторизация. Корпус из 45 текстовых описаний (30 заявок + 15 ТС) был преобразован в матрицу TF-IDF размерностью (45, 2160). С помощью SVD размерность была снижена до 32, при этом удалось сохранить 98.8% дисперсии исходных данных.

- Этап 3: построение матрицы стоимости. На основе формулы (3) с весовыми коэффициентами $\alpha = 0.3, \beta = 0.5, \gamma = 0.2$ была построена матрица стоимости C размером 30×15 . Процесс занял 11.8 мс. Было выявлено 19 физически недопустимых пар (заявка, ТС).

- Этап 4: решение задачи ОТ. С помощью алгоритма Синкхорна с параметром регуляризации $\epsilon = 0.05$ был найден оптимальный транспортный план. Алгоритм достиг сходимости за 21 итерацию, что заняло всего 4.4 мс, продемонстрировав высокую вычислительную эффективность.

Анализ оптимального плана подтвердил эффективность модели на качественном и количественном уровнях. Качественно система успешно преодолевает «семантический разрыв», формируя логичные пары: например, «сжатые газы» направляются на газовоз (S005 → V007), скоропортящиеся товары (цветы и продукты) – в рефрижераторы (S006 → V011, S023 → V009), а металлопрокат – на платформу (S029 → V004). Количественная оценка показала, что комплексная стоимость распределения составила 0.3408 у.е., тогда как базовый расчет (только по географии) достигал 4.6210 у.е. Таким образом, учет семантических факторов позволил оптимизировать план на 92,6%.

Для наглядной демонстрации преодоления «семантического разрыва» на рисунке 1 представлены векторные представления заявок и ТС в 2D-пространстве (первые две главные компоненты SVD) до и после оптимизации.

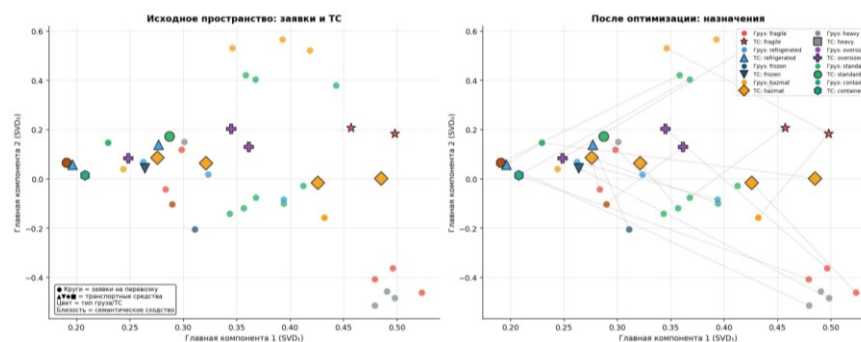


Рисунок 1 – Векторные представления заявок и ТС в 2D-пространстве: исходное состояние и результаты назначений

На рисунке 2 представлен визуальный анализ семантической составляющей.

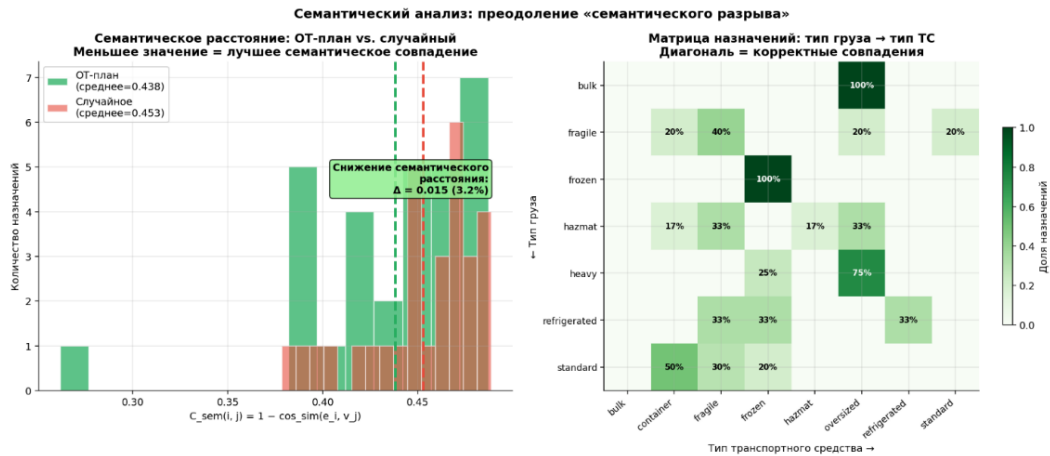


Рисунок 2 – Анализ семантической составляющей: а) гистограмма семантических расстояний для OT-плана и случайных назначений; б) матрица соответствия типов грузов и ТС

Гистограмма (рис. 1а) показывает, что среднее семантическое расстояние для пар, найденных алгоритмом, на 3.2% ниже (лучше), чем для случайных назначений. Матрица соответствия (рис. 1б) демонстрирует, что система формирует логичные пары: 100% грузов типа «frozen» были назначены на транспорт «refrigerated», а грузы «heavy» с высокой вероятностью (75%) назначались на транспорт «oversized».

На рисунке 3 показана декомпозиция итоговой матрицы стоимости.

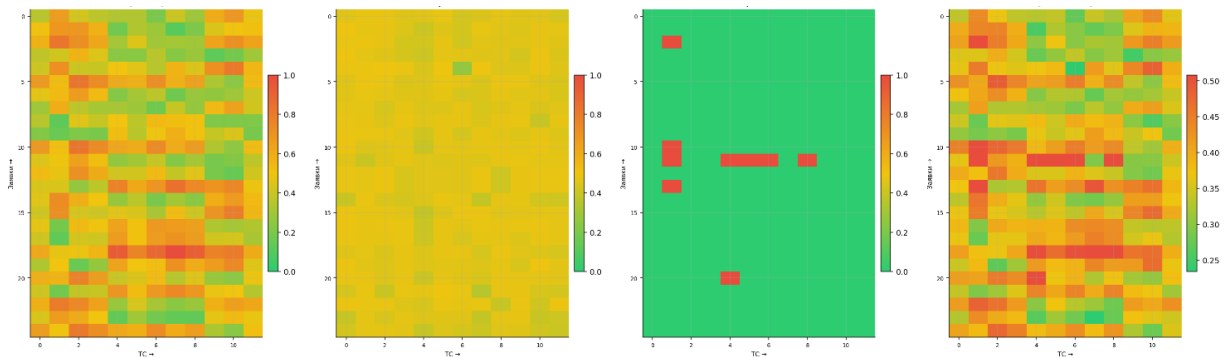


Рисунок 3 – Визуализация компонентов матрицы стоимости: а) географический; б) семантический; в) штрафы; г) итоговая стоимость

Визуализация (рис. 3) наглядно демонстрирует, как итоговая стоимость (г) формируется из географического (а), семантического (б) и штрафного (в) компонентов. Зеленый цвет соответствует низкой стоимости (хорошее совпадение), красный – высокой.

Заключение. Интеграция семантического анализа и теории оптимального транспорта успешно валидирована на модельных данных. Прототип способен автоматически извлекать требования из текста, формировать семантически корректные пары «груз-транспорт» и вычислять глобально оптимальный план распределения в режиме реального времени. Внедрение метода позволит снизить операционные издержки логистических систем. Дальнейшие исследования будут направлены на апробацию алгоритмов на реальных промышленных выборках и переход на современные нейросетевые NLP-модели.

Список использованных источников:

1. Deri, L. Logistics management challenges in the era of e-commerce / L. Deri, A. Török // *Transportation Research Procedia*. – 2021. – Vol. 55. – P. 1533–1540.
2. Manning, C.D. Introduction to Information Retrieval / C.D. Manning, P. Raghavan, H. Schütze. – Cambridge: Cambridge University Press, 2008. – 496 p.

3. Devlin, J. *BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding* / J. Devlin, M.W. Chang, K. Lee, K. Toutanova // *Proceedings of the 2019 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics*. – Minneapolis, 2019. – P. 4171–4186.

4. Villani, C. *Optimal Transport: Old and New* / C. Villani. – Berlin: Springer, 2009. – 973 p.

5. Cuturi, M. *Sinkhorn Distances: Lightspeed Computation of Optimal Transport* / M. Cuturi // *Advances in Neural Information Processing Systems*. – 2013. – Vol. 26. – P. 2292–2300.

UDC 374.463:658.780

APPLICATION OF OPTIMAL TRANSPORT THEORY AND SEMANTIC TEXT ANALYSIS FOR OPTIMIZING MULTIMODAL LOGISTICS TASKS

Kudan T.A., Manko A.A., students

*Belarusian State University of Informatics and Radioelectronics
Minsk, Republic of Belarus*

Malysheva O.N. – PhD in Physics and Mathematics

Annotation. The paper proposes an integrative approach to automating cargo distribution in multimodal logistics. The problem of inefficient processing of natural language requests is solved by combining semantic analysis methods and optimal transport theory. A methodology for constructing a multifactor cost matrix considering geographical, semantic, and physical constraints is described. The viability of the approach is demonstrated on a software prototype tested on a simulated dataset of 30 requests and 15 vehicles. The results show that the proposed method reduces the total cost of cargo distribution by 92.6% compared to the baseline model that considers only distance.

Keywords. Optimal transport, semantic analysis, multimodal logistics, natural language processing, TF-IDF, Sinkhorn algorithm, distribution problem, cost function.