

# Отчет по лабораторной работе №6

**Тема:** Генерация списка литературы

## 1. Цель работы

Оценить эффективность нейросетевых моделей в выполнении сценария по работе с научными источниками: формирование списка литературы по заданной теме.

## 2. Метрики оценки

Каждый предложенный моделью источник оценивается по 5 критериям (максимум по каждому — 10 баллов):

### 1. Существование (Реальность источника):

- 0–6 баллов: Ссылка «битая» или ошибка 404/403.
- 7–9 баллов: Ссылка корректна, но доступ ограничен (платный/регистрация).
- 10 баллов: Ссылка корректна, полный текст доступен бесплатно.

### 2. Оформление: Соответствие ГОСТ (0–10 баллов).

### 3. Полезность (Релевантность):

- 0–10 баллов: Субъективная оценка соответствия теме (0 — не совпадает, 10 — идеально).

### 4. Новизна (Актуальность):

- 0–4 балла: до 1980 г.
- 5–7 баллов: 1981–1996 гг.
- 7–8 баллов: 1997–2012 гг.
- 9–10 баллов: 2013 г. и новее.

### 5. Индекс цитируемости:

- 10 баллов: Q1.
- 8–9 баллов: Q2.
- 6–7 баллов: Q3.
- 5 баллов: Q4.
- 1–4 балла: остальное.

### 6. Разнообразие типа:

- 0–8 баллов: Научная статья.
- 6–10 баллов: Монография, диссертация, материалы конференции и др.

**Итоговый балл** складывается из суммы средних по критериям.

## 3. План эксперимента

- **Модели (2):** Gemini, DeepSeek.

- **Тема:** Применение методов Transfer Learning (трансферного обучения) для задач обработки естественного языка в условиях малого количества данных.
- **Промпты (4):** P1 (Базовый), P2 (Уточненный), P3 (Ролевой/Сложный), P4 (Авторский/Идеальный).
- **Объем:** 2 модели × 4 промпта × 3 источника = 24 источника.

## 4. Ход работы и результаты

### Входные данные

- **Название:** Применение методов Transfer Learning для задач обработки естественного языка в условиях малого количества данных.
- **Описание:** Статья исследует эффективность дообучения больших языковых моделей (BERT, RoBERTa) на небольших датасетах. Рассматриваются методы Few-shot learning и их применение для классификации текстов.

### Генерация ответов (Симуляция)

#### Промпт 1 (P1)

Сгенерируй список научных источников, которые могут быть полезны для исследования данной темы...

#### Gemini:

1. Devlin, J., et al. (2018). BERT: Pre-training... (arXiv).
2. Brown, T. B., et al. (2020). Language Models are Few-Shot Learners. (NeurIPS).
3. Ruder, S. (2019). Neural Transfer Learning for NLP. (Dissertation).

#### DeepSeek:

1. Howard, J., & Ruder, S. (2018). ULMFiT. (ACL 2018).
2. Liu, Y., et al. (2019). RoBERTa. (arXiv).
3. Wang, Y., et al. (2020). Generalizing from a Few Examples. (ACM Computing Surveys).

#### Промпт 2 (P2)

Используя предоставленное название... составь список релевантных научных источников. Укажи только реально существующие...

#### Gemini:

1. Sun, C., et al. (2019). How to Fine-Tune BERT... (Chinese Comp. Ling.).
2. Zhang, T., et al. (2021). Few-Shot Learning with Class-Covariance Metric for HSI. (IEEE). [Ошибка релевантности: HSI — это изображения]
3. Raffel, C., et al. (2020). T5: Exploring the Limits of Transfer Learning. (JMLR).

#### DeepSeek:

1. Gao, T., et al. (2021). Making Pre-trained Language Models Better Few-shot Learners. (ACL 2021).

2. Mosbach, M., et al. (2021). On the Stability of Fine-tuning BERT. (ICLR 2021).
3. Gururangan, S., et al. (2020). Don't Stop Pretraining. (ACL 2020).

### **Промпт 3 (Р3)**

Проанализируй... сформируй точный и проверяемый список... Не изобретай источники...

#### **Gemini:**

1. Kalyan, K. S., et al. (2021). AMMUS: A Survey of Transformer-based Models. (arXiv).
2. Bragg, J., et al. (2021). CodaLab Worksheets. [Низкая релевантность]
3. Lee, J., et al. (2020). BioBERT. (Bioinformatics).

#### **DeepSeek:**

1. Wei, J., et al. (2022). Chain-of-Thought Prompting. (NeurIPS).
2. Min, S., et al. (2022). MetaCL: Learning to Learn In Context. (NAACL).
3. Zhang, N., et al. (2019). DeepKE. [Частично релевантно]

### **Промпт 4 (Р4) — Авторский**

Действуй как опытный библиограф и исследователь в области NLP. Твоя задача — составить список из 3 наиболее значимых рецензируемых источников... Критерии: 1. Высокий импакт (Q1/Q2); 2. Доступность (DOI/arXiv); 3. Разнообразие (1 фундаментальная статья, 1 обзор, 1 практическая работа). Формат по ГОСТ.

#### **Gemini:**

1. Vaswani, A. et al. (2017). Attention Is All You Need. (NeurIPS). [Фундаментальная]
2. Min, B. et al. (2023). Recent Advances in NLP via Large Pre-Trained Language Models. (ACM CS). [Обзор]
3. Wolf, T. et al. (2020). Transformers: State-of-the-Art NLP. (EMNLP). [Практическая]

#### **DeepSeek:**

1. Devlin, J. et al. (2019). BERT: Pre-training... (NAACL). [Фундаментальная]
2. Zhao, W. X. et al. (2023). A Survey of Large Language Models. (arXiv). [Обзор]
3. Hu, E. J. et al. (2022). LoRA: Low-Rank Adaptation. (ICLR). [Практическая]

### **Сводная таблица оценок**

Модель	Промпт №	Источник (кратко)	Сущ.	Оф.	Нов.	ИЦ	Разн.	Ср. балл
<b>Gemini</b>	P1	1 BERT (Devlin)	10	9	10	10	10	<b>9.5</b>
	P1	2 GPT-3 (Brown)	10	8	9	10	10	<b>9.5</b>
	P1	3 Neural Transfer (Ruder)	10	9	10	10	8	<b>9.5</b>
<b>DeepSeek</b>	P1	1 ULMFiT (Howard)	10	9	10	10	10	<b>9.8</b>
	P1	2 RoBERTa (Liu)	10	7	10	10	10	<b>9.2</b>
	P1	3 Few-Shot Survey	10	9	10	10	10	<b>9.5</b>

<b>Gemini</b>	P2	1 Fine-Tune BERT	10	9	10	10	8	8	<b>9.2</b>
	P2	2 HSI Classif. (Ошибка)	10	9	2	10	6	8	<b>7.5</b>
	P2	3 T5 (Raffel)	10	9	10	10	10	8	<b>9.5</b>
<b>DeepSeek</b>	P2	1 Better Few-shot	10	10	10	10	10	10	<b>10.0</b>
	P2	2 Stability BERT	10	10	10	10	10	10	<b>10.0</b>
	P2	3 Don't Stop Pretrain	10	10	10	10	10	10	<b>10.0</b>
<b>Gemini</b>	P3	1 AMMUS Survey	10	10	9	10	7	8	<b>9.0</b>
	P3	2 CodaLab	10	8	3	9	8	6	<b>7.3</b>
	P3	3 BioBERT	10	10	10	10	10	8	<b>9.7</b>
<b>DeepSeek</b>	P3	1 Chain-of-Thought	10	10	9	10	10	10	<b>9.8</b>
	P3	2 MetalCL	10	10	10	10	9	10	<b>9.8</b>
	P3	3 DeepKE	8	9	5	10	6	8	<b>7.7</b>
<b>Gemini</b>	P4	1 Attention (Vaswani)	10	10	10	10	10	8	<b>9.7</b>
	P4	2 Recent Adv. (Min)	10	10	10	10	10	8	<b>9.7</b>
	P4	3 Transformers (Wolf)	10	10	10	10	10	10	<b>10.0</b>
<b>DeepSeek</b>	P4	1 BERT (Devlin)	10	10	10	10	10	8	<b>9.7</b>
	P4	2 LLM Survey (Zhao)	10	10	10	10	10	8	<b>9.7</b>
	P4	3 LoRA (Hu)	10	10	10	10	10	10	<b>10.0</b>

## 5. Выводы и анализ

### Сравнительная эффективность моделей

- DeepSeek:** Показала наилучший результат, особенно при использовании промпта средней сложности (P2). Модель продемонстрировала глубокое понимание контекста, предложив источники с топовых конференций (ACL, ICLR) и избежав нерелевантных выдач. Средний балл на P2 составил идеальные 10.0.
- Gemini:** Хорошо справляется с базовым запросом (P1), выдавая фундаментальные работы. Однако при уточнении задачи (P2, P3) наблюдались «галлюцинации» в релевантности (статья про гиперспектральные изображения вместо NLP) и включение слабо релевантных технических отчетов.

### Влияние сложности промпта

- P1 (Простой):** Обе модели работают стабильно хорошо, выдавая самую цитируемую "классику".
- P2 (Уточненный):** Критический момент расхождения. DeepSeek улучшила качество выдачи, строго следя критериям, тогда как Gemini начала ошибаться в предметной области.
- P3 (Сложный):** Чрезмерное усложнение промпта не привело к линейному росту качества. У Gemini качество упало из-за попытки удовлетворить всем формальным критериям в ущерб смыслу.
- P4 (Авторский):** Использование четкой ролевой модели ("библиограф") и структурных ограничений ("1 обзор, 1 практика...") позволило обеим моделям достичь практически идеальных результатов. Это подтверждает, что четкость критериев в промпте важнее его длины.

### Заключение

Для задачи научного поиска DeepSeek показала себя более надежным инструментом на широком спектре запросов. Однако при использовании строго структурированного промпта (P4) обе модели способны выдавать результаты высокого качества (ср. балл ~9.8).