Контрастивная адаптация поисковых представлений с ограничением опорной геометрии

И. В. Тарлинский*, С. Т. Главацкий‡

В методе AnchorBank контрастивная адаптация корректируется реляционным критерием по замороженным реперам. Описаны контролируемое подпространство и локальные свойства проекции; приведено сравнение с InfoNCE на четырёх коллекциях.

Ключевые слова: информационный поиск, контрастивное обучение, KL-дивергенция, проекция градиента.

1. Введение

Плотный поиск ранжирует документы по релевантности запросу на основе сходства их векторных представлений. Двуэнкодерная модель DPR [1] обучается по парам запрос–документ. Однако качество на обучающем домене не определяет качество переноса: BEIR [2] выявил ограничения обобщения плотных поисковых моделей на другие задачи и коллекции.

Донастройка на целевой коллекции меняет взаимное расположение векторов и может нарушать семантические отношения исходной модели, влияя на ранжирование вне целевого домена. Рассматривается задача адаптации с ограничением изменения исходной геометрии представлений.

Сохранение отношений между объектами используется в реляционной дистилляции [3]; проекция градиента для ограничения забывания применяется в A-GEM [4]. В предлагаемом методе AnchorBank эти идеи связывает банк замороженных реперов: отношения сходства с ними задают критерий коррекции градиента. Описываются контролируемое подпространство и локальные свойства шага; адаптация проверяется на четырёх коллекциях.

* *Тарлинский Игорь Викторович* — аспирант каф. теоретической информатики мех.-мат. факультета МГУ имени М. В. Ломоносова, e-mail: `itarlinskiy@gmail.com`.

Tarlinsky Igor Viktorovich — PhD student, Department of Theoretical Informatics, Faculty of Mechanics and Mathematics, Lomonosov Moscow State University.

‡ *Главацкий Сергей Тимофеевич* — доцент каф. теоретической информатики мех.-мат. факультета МГУ имени М. В. Ломоносова, e-mail: `sergey.glavatsky@math.msu.ru`.

Glavatsky Sergei Timofeevich — Associate Professor, Department of Theoretical Informatics, Faculty of Mechanics and Mathematics, Lomonosov Moscow State University.

Опубликовано на условиях лицензии CC-BY 4.0
Published under CC-BY 4.0

2. Метод и локальные свойства

Для B пар запрос–документ положим $q_i = f_\theta^q(x_i)$, $p_i = f_\theta^p(y_i) \in \mathbb{R}^d$; векторы нормированы. В матрице $S_{ij} = \langle q_i, p_j \rangle$ размера $B \times B$ диагональ отвечает правильным документам. Критерий InfoNCE [5]:

$$R(\theta) = -\frac{1}{B} \sum_{i=1}^{B} \log \frac{\exp(S_{ii}/\tau_r)}{\sum_{j=1}^{B} \exp(S_{ij}/\tau_r)}, \quad \tau_r > 0. \tag{1}$$

Банк ёмкости M хранит $m \le M$ пар (a_ℓ^q, a_ℓ^p) прошлых микробатчей, вычисленных замороженным энкодером θ_r. Индекс i относится к микробатчу, ℓ — к банку; q_i^r, p_i^r — представления текущих входов при θ_r. Знаменатель (1) не расширяется.

Пусть $\mathcal{A}_i$ — индексы реперов без совпадений по идентификаторам запроса, документа или содержимого. При $\tau_a > 0$ положим $F_i^p(v) = \mathrm{softmax}((\langle v, a_\ell^p \rangle/\tau_a)_{\ell \in \mathcal{A}_i})$; F_i^q определяется по a_ℓ^q аналогично. Для $\mathcal{I} = \{i : \mathcal{A}_i \neq \varnothing\}$ зададим

$$C = \frac{1}{2|\mathcal{I}|} \sum_{i \in \mathcal{I}} \left[\mathrm{KL}\big(F_i^p(q_i^r) \| F_i^p(q_i)\big) + \mathrm{KL}\big(F_i^q(p_i^r) \| F_i^q(p_i)\big) \right]. \tag{2}$$

При пустом $\mathcal{I}$ коррекция пропускается. В C обе модели работают без dropout, с градиентом по θ. Затем в банк добавляются (q_i^r, p_i^r) и сохраняются последние M пар (FIFO).

Утверждение 1. *Пусть* $a_1, \dots, a_m \in \mathbb{R}^d$, $m \ge 1$, $\tau > 0$ *и* $F(v) = \mathrm{softmax}((\langle v, a_\ell \rangle/\tau)_{\ell=1}^m)$. *Тогда*

$$\mathrm{KL}(F(w) \| F(v)) = 0 \iff v - w \in V^\perp, \quad V = \mathrm{span}\{a_\ell - a_1 : \ell = 2, \dots, m\}.$$

Следовательно, $\dim V \le \min(d, m-1)$; при $m = 1$ критерий нулевой. Ёмкость ограничивает число контролируемых направлений; полный ранг зависит от разнообразия реперов.

Зафиксируем микробатч, банк, маску и реализацию случайности. Пусть $g = \nabla R$, $c = \nabla C$. Выбирается $u = \arg\min_{c^\top u \ge 0} \frac{1}{2}\|u - g\|^2$.

Теорема 1. *Единственное решение имеет вид*

$$u = \begin{cases} g, & c^\top g \ge 0 \text{ или } c = 0, \\ g - \dfrac{c^\top g}{\|c\|^2} c, & c^\top g < 0. \end{cases} \tag{3}$$

При этом $c^\top u \ge 0$, $g^\top u = \|u\|^2$ *и* $\|u\| \le \|g\|$.

Обоснование. Утверждение следует из $\log(F(v)_\ell/F(v)_1) = \langle v, a_\ell - a_1\rangle/\tau$. Формула (3) — проекция на полупространство; тождества следуют из $u \perp (g-u)$.

Лемма о спуске при L_R, L_C-липшицевости градиентов в окрестности отрезка $[\theta, \theta-\eta u]$ даёт $R(\theta-\eta u) \le R(\theta) - \eta(1 - L_R\eta/2)\|u\|^2$ и $C(\theta-\eta u) \le C(\theta) + L_C\eta^2\|u\|^2/2$. Рост C второго порядка возможен и при $c = 0$. Нужны точный шаг $-\eta u$ и фиксированная опора; для AdamW, накопления и FIFO эти оценки не гарантируются и не характеризуют качество поиска.

Экспериментальные результаты. InfoNCE и AnchorBank ($M = 1024$) обучались на Qwen3-Embedding-0.6B отдельно для Habr, Universe, FiQA, Legal. Одна эпоха охватывает все положительные связи `train` (одна пара на связь); в FiQA исключены 35 пар с пустым документом. Инициализация и порядок пар у двух методов совпадали.

rsLoRA: все линейные проекции внимания и MLP всех блоков; ранг $r = 16$, $\alpha = 32$, масштаб $\alpha/\sqrt{r} = 8$, dropout 0,05. В микробатче до 8 пар. В AnchorBank g, c делятся на 4 перед проекцией (3). Направления суммируются до шага AdamW ($2 \cdot 10^{-5}$) после четырёх микробатчей либо в конце эпохи. Температура τ_r обучаемая, начальное значение 0,05; $\tau_a = 0{,}05$ фиксирована. Коррекция — после пяти шагов оптимизатора.

Поиск — точный косинусный по полному корпусу; оценён последний чекпойнт без выбора по тестовой метрике. Для Habr, Universe, FiQA использован `test`; для Legal — `development_test`, использованный при разработке; есть смысловые пересечения разбиений, независимость теста не заявляется. Значения nDCG@10 (InfoNCE → AnchorBank, рис. 1): Habr 0,8424 → 0,8598; Universe 0,7081 → 0,7178; FiQA 0,4667 → 0,4789; Legal 0,6029 → 0,6170.

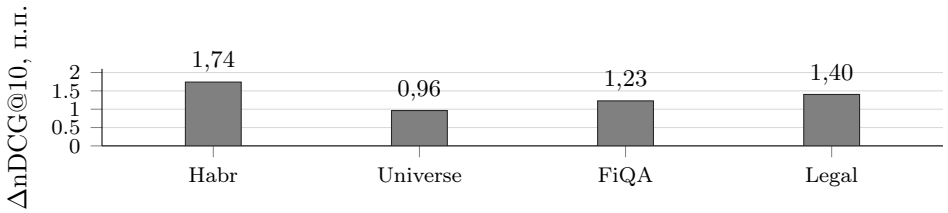


Рис. 1: Прирост AnchorBank относительно InfoNCE, $M = 1024$.

Результаты предварительные: разброс и статистическая значимость не оценивались; перенос вне обучающего домена не исследовался.

Список литературы

[1] V. Karpukhin, B. Oguz, S. Min, P. Lewis, L. Wu, S. Edunov, D. Chen, W.-t. Yih, "Dense Passage Retrieval for Open-Domain Question Answering", *Proceedings of EMNLP*, 2020, 6769–6781. DOI: 10.18653/v1/2020.emnlp-main.550.

[2] N. Thakur, N. Reimers, A. Rücklé, A. Srivastava, I. Gurevych, "BEIR: A Heterogenous Benchmark for Zero-shot Evaluation of Information Retrieval Models", *NeurIPS Datasets and Benchmarks*, 2021, arXiv: 2104.08663.

[3] W. Park, D. Kim, Y. Lu, M. Cho, "Relational Knowledge Distillation", *Proceedings of IEEE/CVF CVPR*, 2019. DOI: 10.1109/CVPR.2019.00409.

[4] A. Chaudhry, M. Ranzato, M. Rohrbach, M. Elhoseiny, "Efficient Lifelong Learning with A-GEM", *Proceedings of ICLR*, 2019, arXiv: 1812.00420.

[5] A. van den Oord, Y. Li, O. Vinyals, "Representation Learning with Contrastive Predictive Coding", arXiv: 1807.03748 .

Статья поступила 25 октября 2026 г.

Contrastive adaptation of retrieval representations with an anchor geometry constraint

I. V. Tarlinsky, S. T. Glavatsky

AnchorBank corrects contrastive adaptation using relations to frozen anchors. We describe its controlled subspace and local projection properties and compare it with InfoNCE on four collections.

Keywords: information retrieval, contrastive learning, KL divergence, gradient projection.

References

[1] V. Karpukhin, B. Oguz, S. Min, P. Lewis, L. Wu, S. Edunov, D. Chen, W.-t. Yih, "Dense Passage Retrieval for Open-Domain Question Answering", *Proceedings of EMNLP*, 2020, 6769–6781. DOI: 10.18653/v1/2020.emnlp-main.550.

[2] N. Thakur, N. Reimers, A. Rücklé, A. Srivastava, I. Gurevych, "BEIR: A Heterogenous Benchmark for Zero-shot Evaluation of Information Retrieval Models", *NeurIPS Datasets and Benchmarks*, 2021, arXiv: 2104.08663.

[3] W. Park, D. Kim, Y. Lu, M. Cho, "Relational Knowledge Distillation", *Proceedings of IEEE/CVF CVPR*, 2019. DOI: 10.1109/CVPR.2019.00409.

[4] A. Chaudhry, M. Ranzato, M. Rohrbach, M. Elhoseiny, "Efficient Lifelong Learning with A-GEM", *Proceedings of ICLR*, 2019, arXiv: 1812.00420.

[5] A. van den Oord, Y. Li, O. Vinyals, "Representation Learning with Contrastive Predictive Coding", arXiv: 1807.03748.

Received on October 25, 2026