Структура:  
3 датасета+-

~6 pages – information about different datasets(may be from arxiv)

~3 pages – information about different metrics

~X pages – information about XlCost models and why I think that it’s false  
~Y pages – information about code

**Введение**

С развитием искусственного интеллекта и обработки естественного языка (NLP) датасеты, связанные с анализом и генерацией кода, стали критически важными для исследований и прикладных задач. В данной работе рассматриваются три ключевых датасета: **XLCoST**, **CodeSearchNet** и **CodeXGLUE**. Каждый из них решает уникальные задачи, такие как кросс-языковой перенос, семантический поиск кода и оценка моделей ИИ. Ниже представлен детальный анализ их структуры, поддерживаемых языков, областей применения и вклада в научное сообщество.

1 part

**1. XLCoST: Cross-Language Code Snippet Transfer**

**Структура и особенности**

**XLCoST** (Cross-Language Code Snippet Transfer) — это мультиязычный датасет, разработанный для задач трансляции кода между разными языками программирования и генерации кода из текстовых описаний. Он содержит **парные данные** для 8 языков: Python, Java, C++, C#, JavaScript, PHP, Go и Ruby. Каждая запись включает:

* Исходный код на одном языке.
* Соответствующий перевод на другой язык.
* Текстовое описание функционала на английском языке.

Датасет разделен на три подмножества:

1. **Code-to-Code**: Пары кода на разных языках (например, Java ↔ C++).
2. **Text-to-Code**: Описания на естественном языке и соответствующий код.
3. **Documentation**: Расширенные комментарии и документация.

Общий объем данных превышает **1.2 миллиона примеров**, собранных из открытых репозиториев GitHub и Stack Overflow.

**Применение и исследования**

XLCoST используется для обучения моделей, способных выполнять:

* **Трансляцию кода** между языками (например, автоматический перенос алгоритма с Python на Java).
* **Генерацию кода** из текстовых спецификаций.
* **Синхронизацию документации** при изменении кодовой базы.

Особенность датасета — акцент на **параллельность данных**, что позволяет исследовать кросс-языковые зависимости. Например, в работе Ming Zhu et al. (2022) модель на основе XLCoST демонстрирует точность 78% в задачах перевода между Java и Python.

Датасет активно применяется в исследованиях мультиязычных моделей, таких как **CodeBERT** и **PLBART**, а также в коммерческих инструментах рефакторинга.

**Ссылки**:

* Zhu, M., et al. "XLCoST: A Benchmark Dataset for Cross-Language Code Snippet Transfer." *arXiv:2203.04225* (2022).

**2. CodeSearchNet: Семантический поиск кода**

**Структура и языки**

**CodeSearchNet** (CSN) — датасет, разработанный GitHub для обучения моделей семантического поиска кода. Он охватывает 6 языков: **Python, JavaScript, Ruby, Go, Java, PHP**. Каждая запись содержит:

* Фрагмент кода (функцию или метод).
* Текстовое описание его функционала (на английском языке).
* Метаданные (репозиторий, лицензия, звезды GitHub).

Объем данных — **2.3 миллиона пар** код-описание, что делает CSN одним из крупнейших ресурсов для NLP-задач, связанных с кодом. Данные собраны из публичных репозиториев с лицензиями MIT, Apache 2.0 и GPL.

**Практическое использование**

CodeSearchNet решает две ключевые задачи:

1. **Поиск кода по текстовому запросу** (например, "сортировка списка по убыванию").
2. **Генерация описаний** для существующего кода.

Датасет стал основой для моделей вроде **CodeBERT** и **UniXcoder**, которые используются в GitHub Copilot для предложения релевантных фрагментов кода. В исследовании Husain et al. (2019) модель на CSN достигла точности 72% в поиске кода для Python.

**Ссылки**:

* Husain, H., et al. "CodeSearchNet Challenge: Evaluating the State of Semantic Code Search." *arXiv:1909.09436* (2019).

**3. CodeXGLUE: Бенчмарк для оценки моделей**

**Архитектура и задачи**

**CodeXGLUE** (Code eXamination General Language Understanding Evaluation) — это комплексный бенчмарк от Microsoft, включающий **11 задач** для оценки моделей обработки кода:

* **Code Completion** (автодополнение).
* **Code Repair** (исправление ошибок).
* **Text-to-Code Generation** (генерация кода из текста).
* **Code Translation** (перевод между языками).

Датасет поддерживает языки: Python, Java, C#, JavaScript и PHP. Его структура объединяет несколько существующих ресурсов (например, CodeSearchNet) и добавляет новые, такие как **Code2Seq** для генерации последовательностей.

**Роль в исследованиях**

CodeXGLUE стандартизирует оценку моделей, таких как **Codex** (OpenAI) и **GraphCodeBERT**, позволяя сравнивать их эффективность. Например, в задаче исправления ошибок модель Codex достигает точности 64%, тогда как специализированные модели (например, DeepDebug) показывают 71% (Lu et al., 2021).

Датасет также включает метрики оценки (BLEU, Accuracy, F1) и лидерборды, что стимулирует конкуренцию в научном сообществе.

**Ссылки**:

* Lu, S., et al. "CodeXGLUE: A Benchmark Dataset for Code Intelligence." *ACM Transactions on Software Engineering and Methodology* (2021).

**Сравнение и заключение**

Все три датасета решают взаимодополняющие задачи:

* **XLCoST** фокусируется на **мультиязычности** и трансляции кода.
* **CodeSearchNet** оптимизирован для **семантического поиска**.
* **CodeXGLUE** обеспечивает **стандартизацию оценки** моделей.

Их объединяет использование данных из открытых источников (GitHub, Stack Overflow) и поддержка популярных языков (Python, Java). Однако XLCoST выделяется включением C++ и Ruby, а CodeXGLUE — разнообразием задач.

Эти датасеты стали основой для прорывов в генерации кода, например, в GitHub Copilot и Amazon CodeWhisperer. Дальнейшее развитие области связано с увеличением объема данных и улучшением обработки низкоресурсных языков (например, Kotlin).

**Перспективы**:

* Интеграция датасетов для создания универсальных моделей.
* Расширение поддержки языков для нишевых экосистем (Rust, Swift).
* Применение в образовании (автоматическая проверка заданий).

Таким образом, XLCoST, CodeSearchNet и CodeXGLUE играют ключевую роль в эволюции инструментов разработки и методов машинного обучения, связанных с кодом.

2 part

**4. Метрики для суммаризации кода: Оценка качества и актуальность**

**Роль метрик в задачах генерации текста**

Суммаризация кода — задача автоматического создания кратких описаний для фрагментов кода на естественном языке. Для оценки качества таких описаний используются **метрики**, которые можно разделить на две категории:

1. **Традиционные метрики NLP** (BLEU, ROUGE, METEOR).
2. **Специализированные метрики для кода** (CodeBLEU, BERTScore).

Каждая из них имеет уникальные алгоритмы расчета, ограничения и области применения.

**4.1 BLEU (Bilingual Evaluation Understudy)**

**Принцип работы**:  
BLEU оценивает совпадение n-грамм (последовательностей из n слов) между сгенерированным текстом и эталонными описаниями. Формула:

BLEU=BP⋅exp⁡(∑n=1Nwnlog⁡pn),*BLEU*=*BP*⋅exp(*n*=1∑*N*​*wn*​log*pn*​),

где:

* BP*BP* (Brevity Penalty) штрафует за слишком короткие описания.
* pn*pn*​ — точность для n-грамм.
* wn*wn*​ — веса (обычно w1=w2=0.5*w*1​=*w*2​=0.5).

**Применение**:

* Используется в CodeXGLUE и CodeSearchNet для оценки генерации документации.
* **Пример**: В исследовании CodeBERT (2020) BLEU-4 достигал 24.3 для Python, что считается средним результатом.

**Плюсы**:

* Простота вычисления.
* Стандартизация в NLP.

**Минусы**:

* Игнорирует семантику (например, синонимы: "sort list" vs "order elements").
* Не учитывает структуру кода.

**Актуальность**:  
Несмотря на критику, BLEU остается «золотым стандартом» из-за исторической преемственности. Однако в современных работах его часто комбинируют с другими метриками.

**4.2 ROUGE (Recall-Oriented Understudy for Gisting Evaluation)**

**Расчет**:  
ROUGE фокусируется на **полноте** совпадений между эталоном и предсказанием. Основные варианты:

* **ROUGE-L**: Совпадение наибольшей общей подпоследовательности (LCS).
* **ROUGE-N**: Аналогичен BLEU, но с акцентом на recall.

**Использование**:

* Применяется в CodeSearchNet для оценки релевантности поиска.
* Например, в статье Husain et al. (2019) ROUGE-L для Go составил 0.41, что считается хорошим значением.

**Критерии качества**:

* Значения ROUGE > 0.5 — высокие (редко достижимы).
* Значения < 0.2 — неудовлетворительные.

**Ограничения**:  
Как и BLEU, не анализирует смысловую корректность.

**4.3 CodeBLEU: Специализированная метрика для кода**

**Особенности**:  
CodeBLEU, предложенная в работе "CodeBLEU: A Method for Evaluating the Quality of Code Summarization" (2021), добавляет к BLEU:

1. **Совпадение абстрактных синтаксических деревьев (AST)**.
2. **Учет ключевых слов кода** (например, "if", "for").
3. **Семантическую близость** через векторизацию кода.

**Формула**:

CodeBLEU=0.4⋅BLEU+0.3⋅AST+0.2⋅Keywords+0.1⋅Semantic.*CodeBLEU*=0.4⋅*BLEU*+0.3⋅*AST*+0.2⋅*Keywords*+0.1⋅*Semantic*.

**Преимущества**:

* Учитывает синтаксис и семантику кода.
* Лучше коррелирует с человеческой оценкой, чем BLEU.

**Примеры**:

* В бенчмарке CodeXGLUE модели с CodeBLEU > 35 считаются конкурентоспособными.
* Для низкокачественных моделей значения падают до 10–15.

**Перспективы**:  
CodeBLEU активно развивается, например, в 2023 году появилась модификация **GraphCodeBLEU**, учитывающая графы данных потока.

**4.4 BERTScore: Семантическая оценка**

**Алгоритм**:  
BERTScore использует эмбеддинги предобученных моделей (например, BERT) для сравнения текстов. Косинусная близость между векторами эталона и предсказания определяет оценку.

**Применение**:

* Набирает популярность в задачах суммаризации для Java и Python.
* В исследовании Feng et al. (2023) BERTScore показал корреляцию 0.78 с оценками разработчиков.

**Сильные стороны**:

* Улавливает семантическую эквивалентность (например, "add element" vs "insert item").

**Слабые стороны**:

* Требует больших вычислительных ресурсов.
* Зависит от качества предобученной модели.

**4.5 Тренды и будущее метрик**

**Актуальность в 2024**:

* **Гибридные метрики** (CodeBLEU + BERTScore) становятся стандартом.
* **Ручная оценка** разработчиками сохраняется для финальной валидации.

**Проблемы**:

1. **Несовершенство эталонов**: Во многих датасетах (например, CodeSearchNet) описания кода пишутся людьми кратко и неоднозначно.
2. **Языковая зависимость**: Метрики для Python могут хуже работать с Go из-за различий в синтаксисе.

**Будущее развитие**:

1. **Метрики на основе LLM**: ChatGPT и GPT-4 начинают использоваться для оценки через prompt-инжиниринг.
2. **Динамические бенчмарки**: Например, CodeXGLUE Evolved, где задачи обновляются ежемесячно.

**Заключение по метрикам**

**Что считать хорошим результатом?**

* Для BLEU-4: >25 (Python), >20 (C++).
* Для CodeBLEU: >35 (мультиязычные задачи).
* Для BERTScore: >0.7 (по шкале 0–1).

**Что плохо?**

* BLEU <15 или ROUGE-L <0.2 указывают на грубые ошибки (например, генерация несвязанного с кодом текста).

Метрики остаются критически важными, но их эволюция неизбежна из-за роста сложности моделей (например, CodeLlama, StarCoder). В ближайшие годы стоит ожидать появления метрик, оценивающих **безопасность кода** и **эффективность алгоритмов**, что расширит область применения датасетов, подобных XLCoST и CodeXGLUE.

**Ссылки**:

* Ren, S., et al. "CodeBLEU: A Method for Evaluating the Quality of Code Summarization." *ICSE* (2021).
* Zhang, T., et al. "BERTScore: Evaluating Text Generation with BERT." *arXiv:1904.09675* (2020).