Anleitung: Wie Codex sich selbst optimieren kann (2025 Edition)

Ziel:

Verbessere ein Codex-ähnliches Large Language Model zur Codegenerierung durch moderne Forschungsansätze, modulare Architekturen und Feedback-gesteuerte Selbstverfeinerung.

1. Forschungsgestützte Optimierungsstrategien

1.1 RAG für Code:

Nutze externe Wissensquellen (Code-Repos, Dokumentation), um Generierung mit realem Kontext zu verbessern.

Framework: CodeCRAG - AST-basiert.

Quelle: arXiv:2506.15655

1.2 ARCS:

Agentische Architektur kombiniert RAG, CoT und Runtime-Execution zur iterativen Verfeinerung.

Struktur: Retrieve -> CoT -> Generate -> Execute -> Feedback -> Refine

Quelle: arXiv:2505.22571

1.3 Prompt-Optimierung:

Prochemy und EPiC zur automatisierten Evolution von Prompts.

Quellen: arXiv:2503.11085, ResearchGate

1.4 Sicherheit - Slopsquatting:

Problem: Halluzinierte Paketnamen gefährden Sicherheit.

Lösung: Post-Validation gegen z.B. PyPI/NPM.

Quelle: TechRadar 07/2025
2. Bausteine für ein selbstoptimierendes Codex-System
Komponenten:
- retrieve_code_context(): AST-basiertes Retrieval
- generate_code_with_prompt(): LLM + CoT-Prompt
- execute_and_test_code(): Sandbox-Test
- refine_prompt(): Feedback-Verarbeitung
- main_agent_loop(): Iterative Steuerung
3. Benchmarks & Validierung
HumanEval++, MBPP, CodeBLEU zur Qualitätssicherung.
4. Tool-Empfehlungen
AST-Parser, subprocess, OpenAl API, Package-Validator
5. Iterativer Selbst-Optimierungszyklus:
Retrieval -> CoT-Generierung -> Code-Ausführung -> Feedback -> Verfeinerung
6. Nächste Schritte
- AST-Code-RAG

- Self-Refinement Loops

- Prompt-Evolution
- Sicherheit durch Dependency-Validierung
- Agenten-Controller Integration

7. Ressourcen

- ARCS Paper: arxiv.org/abs/2505.22571

- Agent-UniRAG: arxiv.org/abs/2505.22571

- Prochemy: arxiv.org/abs/2503.11085

- GitHub: AGI-Edgerunners/LLM-Agents-Papers