## Self-Instruct SOTA2 - Group C

Anton Kesy, Étienne Muser, Katharina Schindler, Lukas Fehrenbacher, Nico Ruschmann

Offenburg University of Applied Sciences

WS 2024/2025



# Instruction Tuning (IT)

Instruction Tuning (IT) ist eine Methode, um große Sprachmodelle (LLMs) darauf zu trainieren, menschliche Anweisungen zu verstehen und zu befolgen.

**Ziel**: LLMs sollen verschiedene Aufgaben ausführen können, indem sie einfach neuen Anweisungen folgen, ohne dass eine zusätzliche Feinabstimmung erforderlich ist.

**Vorgehensweise**: Anstelle des Trainings auf rohen Textdaten verwendet IT Datensätze, die aus Paaren von Anweisungen und gewünschten Ausgaben bestehen.

- Ermöglicht schnelle und effiziente Anpassung an neue Aufgaben.
- Reduziert den Bedarf an großen, aufgabenspezifischen Datensätzen.
- Näher an menschlicher Intelligenz im Hinblick auf das Erlernen neuer Aufgaben.

### **Dual-Track Scaling**

Dual-Track Scaling ist die gleichzeitige Skalierung von Modellgröße und Aufgabenanzahl beim Instruction Tuning

**Skalierung der Modellgröße:** - Größere Modelle profitieren tendenziell stärker von IT als kleinere Modelle. - Große LLMs ohne IT können kleinere, auf vielen Aufgaben abgestimmte Modelle übertreffen.

**Skalierung der Aufgabenanzahl**: - Modelle gleicher Größe, die auf einer größeren Anzahl von Aufgaben trainiert werden, erzielen in der Regel eine bessere Leistung. - Die Leistungsverbesserung durch die Skalierung der Aufgabenanzahl ist jedoch instabil, insbesondere bei kleinen Modellen.

Die Vorteile der Skalierung der Modellgröße und der Aufgabenanzahl sind eng miteinander verbunden. Dual-Track Scaling ist entscheidend für ein effektives Instruction Tuning.

## Empirische Analyse: Instruction Tuning

### Aufgabenspezifische Anweisungen

Datensatz: FLAN-T5 Umfang: 1.836 Aufgaben Anweisungen: 15 Millionen

• Fokus: Spezifische NLP-Aufgaben

### Chat-Anweisungen

Datensatz: ShareGPT

• Umfang: 63.000 Anweisungen

• Quelle: Reale Mensch-ChatGPT-Konversationen

• Charakteristik: Dialogorientiert

### Synthetische Anweisungen

Datensatz: Self-Instruct-52KUmfang: 82.439 Anweisungen

Generierung: Automatisch durch LLM

• Besonderheit: Künstlich erzeugte Trainingsdaten

### Experimentelle Erkenntnisse

### Leistungsvergleich

- Aufgabenspezifisch: Optimal für Frage-Antwort
- Chat-Anweisungen: Beste dialogische Interaktion
- Synthetische Daten: Höchstes Verbesserungspotenzial

### Schlüsselergebnis

Kombinierte Datensätze zeigen die beste Modellperformance

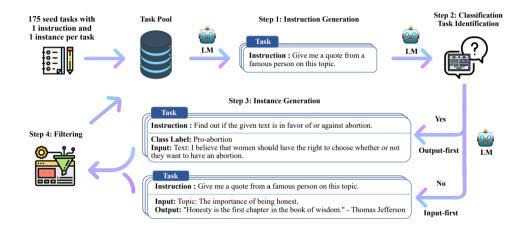
## Experimentelle Erkenntnisse

| Models      | Dataset<br>Mixtures | Instruction<br>Numbers | Lexical<br>Diversity | Chat       | QA    |       |
|-------------|---------------------|------------------------|----------------------|------------|-------|-------|
|             |                     |                        |                      | AlpacaFarm | MMLU  | BBH3k |
| LLaMA (7B)  | ① FLAN-T5           | 80,000                 | 48.48                | 23.77      | 38.58 | 32.79 |
| ` ′         | ② ShareGPT          | 63,184                 | 77.31                | 81.30      | 38.11 | 27.71 |
|             | 3 Self-Instruct-52K | 82,439                 | 25.92                | /*         | 37.52 | 29.81 |
|             | 2 + 3               | 145,623                | 48.22                | 71.36      | 41.26 | 28.36 |
|             | (1) + (2) + (3)     | 225,623                | 48.28                | 70.00      | 43.69 | 29.69 |
|             | 3 Self-Instruct-52K | 82,439                 | 25.92                | /*         | 37.52 | 29.81 |
|             | w/complexity        | 70,000                 | 70.43                | 76.96      | 39.73 | 33.25 |
|             | w/diversity         | 70,000                 | 75.59                | 81.55      | 38.01 | 30.03 |
|             | w/ difficulty       | 70,000                 | 73.48                | 79.15      | 32.55 | 31.25 |
|             | w/ scaling          | 220,000                | 57.78                | 51.13      | 33.81 | 26.63 |
| LLaMA (13B) | ① FLAN-T5           | 80,000                 | 48.48                | 22.12      | 34.12 | 34.05 |
|             | ② ShareGPT          | 63,184                 | 77.31                | 77.13      | 47.49 | 33.82 |
|             | 3 Self-Instruct-52K | 82,439                 | 25.92                | /*         | 36.73 | 25.43 |
|             | 2 + 3               | 145,623                | 48.22                | 72.85      | 41.16 | 29.49 |
|             | 1 + 2 + 3           | 225,623                | 48.28                | 69.49      | 43.50 | 31.16 |
|             | 3 Self-Instruct-52K | 82,439                 | 25.92                | /*         | 36.73 | 25.43 |
|             | w/complexity        | 70,000                 | 70.43                | 77.94      | 46.89 | 35.75 |
|             | w/diversity         | 70,000                 | 75.59                | 78.92      | 44.97 | 36.40 |

### Was ist Self-Instruct?

- Verwendung zur Anleitung von LLM um neue Anweisungen und Instanzen zu generieren
- Iterativer Prozess, der bis zu Stoppkriterien durchgeführt wird
- Vorbereitung: Generieren von manuell geschriebenen Aufgaben (Seed-Tasks)

### Der Self-Instruct Prozess

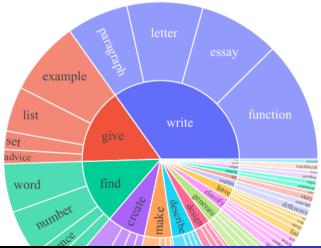


### Ergebnisse - Vorgehensweise

- GPT3 generiert instructions
- GPT3 wird mit den instructions fine getuned
- Fine tuning mittels OpenAl API
- Fine tuning hyperparameter:
  - default
  - prompt loss weight: 0
  - Epochen: 2

## Ergebnisse - Diversität der generierten instructions

- Top 20 root Verben + deren top 4 Substantive:
- Auch einige neue instructions

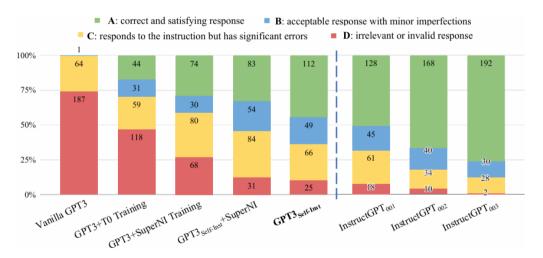


## Ergebnisse - Qualität der generierten instructions

#### • Stichprobenartige überprüfung durch Experten

| Quality Review Question   | Yes % |  |
|---|-------|--|
| Does the instruction describe a valid task?                                   | 92%   |  |
| Is the input appropriate for the instruction?                                 | 79%   |  |
| Is the output a correct and acceptable response to the instruction and input? | 58%   |  |
| All fields are valid  | 54%   |  |
|   |       |  |

## Ergebnisse - Qualität des fine-getuneten Modells



Ergebnisse

### Vorteile von Self-Instruct

- Geringerer Bedarf an menschlichen Annotationen
  - reduziert die Abhängigkeit von menschlich geschriebenen Anweisungen (teuer und zeitaufwendig)
- Verbesserte Generalisierung
  - verbesserte Fähigkeit Anweisungen für neue und unbekannte Aufgaben zu befolgen
- Erstellung vielfältiger Datensätze
  - ermöglicht die Generierung vielfältiger Anweisungsdaten, die über typische NLP-Aufgaben hinausgehen

### Nachteile von Self-Instruct

#### Abhängigkeit von großen Modellen

- hängt von den induktiven Verzerrungen ab (aus großen Sprachmodellen extrahiert)
  - Ansatz für Benutzer mit begrenzten Rechenressourcen möglicherweise unzugänglich

#### Verstärkung von Modellverzerrungen

• iterative Prozess könnte unbeabsichtigt problematische soziale Verzerrungen verstärken

#### Tail-Phänomene

- größten Verbesserungen könnten auf häufig verwendete Aufgaben oder Anweisungen beschränkt sein
  - seltenen und kreativen Anweisungen möglicherweise weniger effektiv