



UNIVERSITÀ  
DEGLI STUDI DI BARI  
ALDO MORO

**SWAP**  
researchgroup

**Tesi in Metodi per il Ritrovamento dell'informazione**

**ANALISI DELLA SOSTENIBILITÀ DEI SISTEMI DI RACCOMANDAZIONE A STATO  
DELL'ARTE E PROPOSTA DI UN ADDESTRAMENTO SOSTENIBILE**

**Relatore: Prof. Pasquale Lops**

**Relatore: Prof. Cataldo Musto**

**Correlatore: Dott. Giuseppe Spillo**

**Laureando: Emanuele Fontana**

Università degli Studi di Bari Aldo Moro

# Sostenibilità e AI

- **Sostenibilità:** Soddisfare bisogni senza compromettere il futuro
- **Sostenibilità ambientale:** mantenimento del capitale naturale
- **Green AI:** considera l'impatto ambientale.
- **Red AI:** non considerara le risorse impiegate.

# Recommender Systems - Introduzione

- Software che suggerisce all'utente elementi di interesse basandosi sulle preferenze e i comportamenti passati.
- Basati su Intelligenza Artificiale.



Figura: Alcuni famose piattaforme che utilizzano sistemi di raccomandazione

# Recommender Systems - Tipologie

- **Collaborative Filtering**: basato sulle preferenze degli utenti
- **Content-based Filtering**: basato sul contenuto degli item.
- **Knowledge-aware**: utilizzano conoscenza esterna (es. knowledge graph)
- **Hybrid**: combinazione delle precedenti.

# Domande di ricerca e lavoro svolto

- **RQ1:** Qual è il trade-off tra emissioni e performance dei modelli di raccomandazione a stato dell'arte<sup>1</sup>? -> **Benchmarking**
- **RQ2:** E' possibile usare un criterio di early-stopping basato sulle emissioni per migliorare il trade-off tra emissioni e performance dei modelli di raccomandazione a stato dell'arte? -> **Addestramento sostenibile**
- **RQ3:** Quali parametri possono essere utilizzati in questi criteri per migliorare il trade-off? -> **Parametri di miglioramento**

Sono state utilizzate le librerie **RecBole** e **CodeCarbon**.

---

<sup>1</sup>Modelli classici a cui fare riferimento

# Dataset e modelli utilizzati

## Dataset

- **MovieLens**: dataset di recensioni di film
- **Amazon-Books**: dataset di recensioni di libri
- **LastFM**: dataset di ascolti musicali

## Modelli

- **Modelli di raccomandazione Collaborative Filtering**: BPR, DMF, LINE, MultiDAE, LightGCN, ItemKNN, NCF, DGCF
- **Modelli di raccomandazione Knowledge Aware**: CKE, KGCM, KGNNLS, CFKG

# Benchmarking - Emissioni e Trade Off

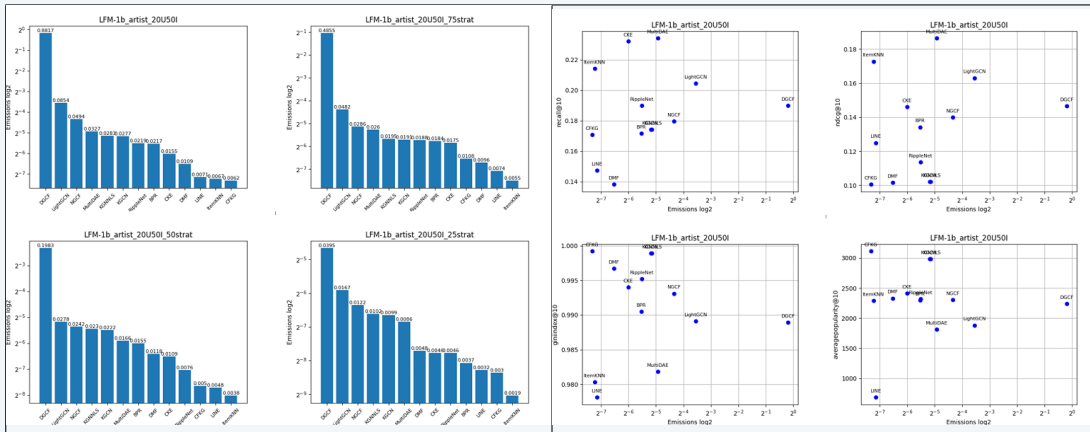


Tabella: Emissioni di CO2 per i vari modelli e trade-off tra emissioni e performance

# Addestramento sostenibile - Introduzione

Sull'asse delle x troviamo le emissioni, sull'asse delle y lo score. Quando la derivata è al di sotto di una certa soglia **S** per un certo numero di epoche consecutive **E** l'addestramento termina (comportamento asintotico). Approssimazione della derivata della curva:

$$\frac{f(x_{i+1}) - f(x_i)}{x_{i+1} - x_i}$$

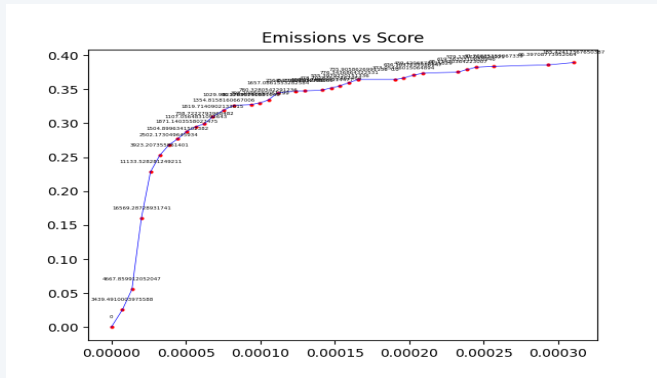


Figura: Andamento score e emissioni



# Addestramento sostenibile - Esplorazione

| Esperimento   | Dataset      | Soglia | Epoche |
|---------------|--------------|--------|--------|
| Esperimento 1 | MovieLens1M  | 50     | 5      |
| Esperimento 2 | LastFM       | 30     | 7      |
| Esperimento 3 | Amazon_Books | 40     | 6      |

Tabella: Parametri degli Esperimenti

- **Conclusioni:** Alcuni modelli (es. DGCF) sono molto sensibili al nuovo criterio, altri (es. DMF) meno

# Addestramento sostenibile - Confronto criteri

Fissato il dataset MovieLens1M, sono stati eseguiti 6 esperimenti variando i parametri:

| <b>Esperimento</b> | <b>Soglia</b> | <b>Epoche</b> |
|--------------------|---------------|---------------|
| Esperimento 1      | 40            | 5             |
| Esperimento 2      | 30            | 5             |
| Esperimento 3      | 40            | 6             |
| Esperimento 4      | 30            | 6             |
| Esperimento 5      | 40            | 7             |
| Esperimento 6      | 30            | 7             |

Tabella: Parametri degli Esperimenti

# Addestramento sostenibile - Risultati confronto criteri

| Modello  | Parametro più impattante | Migliori risultati   |
|----------|--------------------------|----------------------|
| BPR      | Soglia                   | Soglia 40 e 6 epoche |
| CFKG     | Soglia                   | Soglia 40 e 6 epoche |
| CKE      | Epoche consecutive       | Soglia 40 e 6 epoche |
| DMF      | Nessuno predominante     | Soglia 40 e 7 epoche |
| KGCN     | Epoche consecutive       | Soglia 40 e 5 epoche |
| KGNNLS   | Soglia                   | Soglia 40 e 5 epoche |
| LINE     | Soglia                   | Soglia 40 e 7 epoche |
| MultiDAE | Soglia                   | Soglia 40 e 7 epoche |
| LightGCN | Soglia                   | Soglia 40 e 6 epoche |
| NGCF     | Epoche consecutive       | Soglia 40 e 5 epoche |
| DGCF     | Epoche consecutive       | Soglia 40 e 6 epoche |

Tabella: Parametri più impattanti e migliori risultati per ciascun modello

# Addestramento sostenibile - Risultati confronto criteri

| Tipo di Modello         | Parametro predominante | Numero di Modelli | Modelli                            |
|-------------------------|------------------------|-------------------|------------------------------------|
| Collaborative Filtering | Soglia                 | 5                 | BPR, DMF, LightGCN, MultiDAE, LINE |
| Collaborative Filtering | Epoche                 | 2                 | NGCF, DGCF                         |
| Knowledge Aware         | Soglia                 | 2                 | CFKG, KGNNLS                       |
| Knowledge Aware         | Epoche                 | 2                 | CKE, KGCN                          |

Tabella: Riassunto dei parametri dominanti per tipo di modello

# Conclusioni

## Benchmarking

Si dimostra come spesso i modelli più complessi hanno emissioni maggiori non giustificate da un miglioramento delle performance elevato.

## Addestramento sostenibile

E' possibile ridurre le emissioni di un modello di raccomandazione senza perdere in modo significativo di performance

# Sviluppi futuri

## Benchmarking

E' necessario effettuare più esperimenti variando dataset, modelli e hardware per avere una visione più completa del problema.

## Addestramento sostenibile

Eseguire più esperimenti con altri dataset e altri hardware per confermare o meno i risultati ottenuti.

## Iperparametri

Tutti gli esperimenti sono stati effettuati con iperparametri di default. Dunque tutta la fase di benchmarking e di addestramento sostenibile potrebbe essere rivista anche in termini di ricerca degli iperparametri migliori.

**Grazie per l'attenzione!**

**Relatore: Prof. Pasquale Lops**

**Relatore: Prof. Cataldo Musto**

**Correlatore: Dott. Giuseppe Spillo**

**Laureando: Emanuele Fontana**

Università degli Studi di Bari Aldo Moro