



UNIVERSITÀ  
DEGLI STUDI DI BARI  
ALDO MORO

**SWAP**  
researchgroup

## **Tesi in Metodi per il Ritrovamento dell'informazione** **Sustainability of RecSys**

**Relatore: Prof. Pasquale Lops**

**Relatore: Prof. Cataldo Musto**

**Laureando: Emanuele Fontana**

Università degli Studi di Bari Aldo Moro

# Sostenibilità e AI

- **Sostenibilità:** Soddisfare bisogni senza compromettere il futuro
- Agenda 2030 con 17 obiettivi
- **Sostenibilità ambientale:** mantenimento del capitale naturale
- **Green AI:** considera l'impatto ambientale.
- **Red AI:** non considerara le risorse impiegate.

# RecSys - Introduzione

- Software che suggerisce all'utente elementi di interesse basandosi sulle preferenze e i comportamenti passati.
- Migliorano l'esperienza utente
- Utilizzano AI



Figura: Alcuni famose piattaforme che utilizzano sistemi di raccomandazione

# RecSys - Tipologie

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

# Reserch Questions

- **RQ1:** Qual è il trade-off tra emissioni e performance dei modelli di raccomandazione?
- **RQ2:** Lavorare con un criterio di early-stopping basato anche sulle emissioni migliora il trade-off?
- **RQ3:** Quali criteri possono essere utilizzati per migliorare il trade-off?

# Lavoro svolto

Per rispondere alle domande di ricerca sono state svolte le seguenti attività:

- **Benchmarking:** Addestramento di modelli di raccomandazione e misurazione delle emissioni
- **Addestramento sostenibile:** Studio del criterio di early-stopping
- **Criteri di miglioramento:** Studio di criteri per migliorare il trade-off

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

$$emission = CI \cdot PC$$

$$CI = \sum_{s \in S} e_s \cdot p_s$$

# Dataset Utilizzati

- **MovieLens**: dataset di recensioni di film (1M,10M)
- **Amazon-Books**: dataset di recensioni di libri
- **LastFM**: dataset di ascolti musicali

# Modelli a stato dell'arte utilizzati

- **Modelli di raccomandazione generali CF:** BPR, CFKG, DMF, KGNNLS, LINE, MultiDAE, LightGCN, ItemKNN
- **Modelli di raccomandazione basati su conoscenza:** CKE, KGCN, NCF, DGCF



# Benchmarking - Risultati emissioni

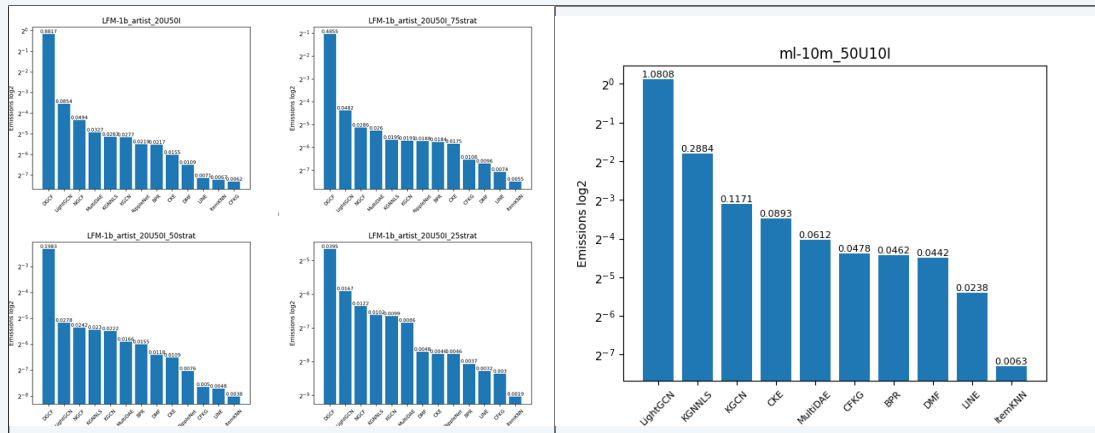


Tabella: Emissioni di CO2 per i vari modelli

# Benchmarking - Trade Off

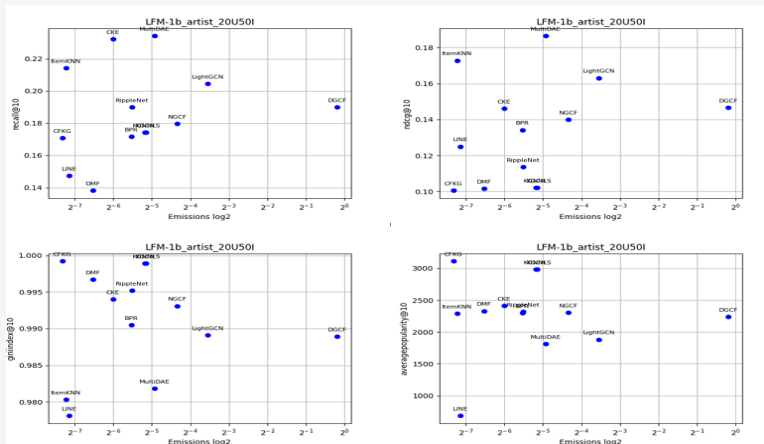
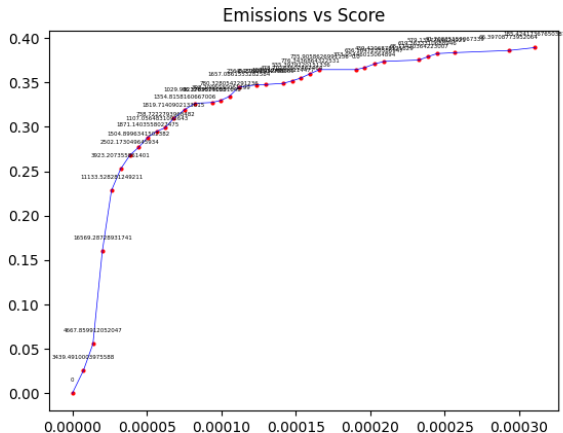


Figura: Esempio di trade-off tra emissioni e performance

# Addestramento sostenibile - Introduzione

Approssimazione  
della derivata della curva:

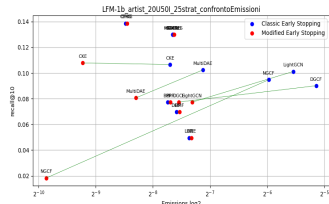
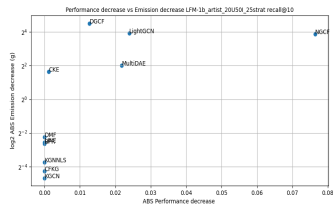
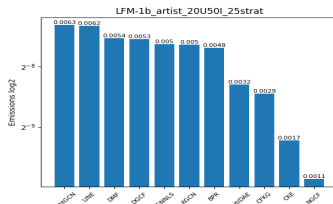
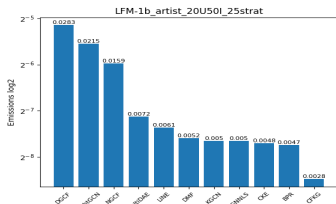
$$\frac{f(x_{i+1}) - f(x_i)}{x_{i+1} - x_i}$$



# Addestramento sostenibile - Esplorazione

- **Scopo:** capire se è possibile addestrare un modello di raccomandazione in modo sostenibile
- **Esperimento 1:** MovieLens1M con soglia 50 e 5 epoche
- **Esperimento 2:** LastFM con soglia 30 e 7 epoche
- **Esperimento 3:** Amazon\_Books con soglia 40 e 6 epoche
- **Conclusioni:** Alcuni modelli (es. DGCF) sono molto sensibili al nuovo criterio, altri (es. DMF) meno

## Addestramento sostenibile - Esempi di risultati



# Addestramento sostenibile – Confronto criteri

- **Scopo:** confrontare i criteri di addestramento sostenibile (dataset MovieLens1M)
- **Esperimento 1:** Soglia 40, 5 epoche
- **Esperimento 2:** Soglia 30, 5 epoche
- **Esperimento 3:** Soglia 40, 6 epoche
- **Esperimento 4:** Soglia 30, 6 epoche
- **Esperimento 5:** Soglia 40, 7 epoche
- **Esperimento 6:** Soglia 30, 7 epoche

## Addestramento sostenibile - Esempio sensibilità

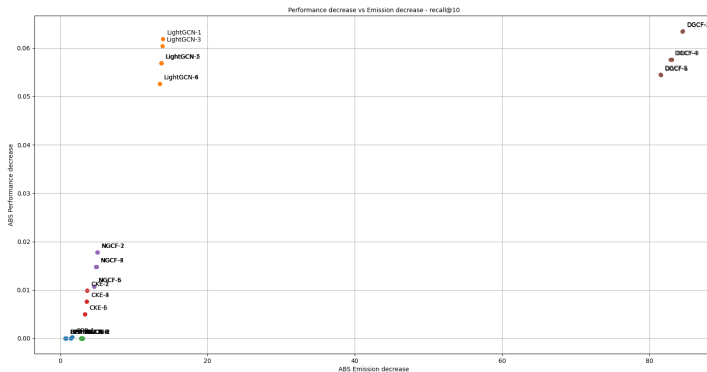


Figura: Sensibilità dei parametri con metrica Recall@10

# 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**  
**Laureando: Emanuele Fontana**

Università degli Studi di Bari Aldo Moro