



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 l'impatto ambientale (massime prestazioni)

Recommender Systems - Introduzione

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



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.

Recommender Systems – Alcuni problemi

- Cold Start: difficoltà nel suggerire item a nuovi utenti.
- More of the same: suggerire sempre item simili.
- **Sostenibilità: Ad oggi i sistemi di raccomandazione sono dei modelli Red AI**

DOMANDA

E' possibile migliorare la sostenibilità di un sistema di raccomandazione?

Domande di ricerca e lavoro svolto

- **RQ1:** Qual è il trade-off tra emissioni e performance dei modelli di raccomandazione a stato dell'arte¹? -> **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**.

¹Modelli classici a cui fare riferimento

Dataset e modelli utilizzati

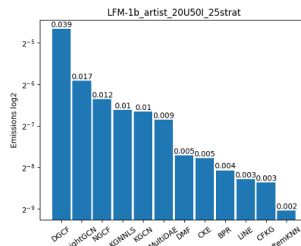
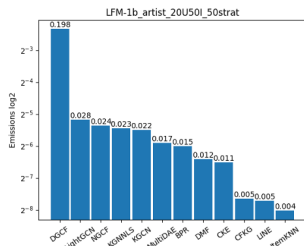
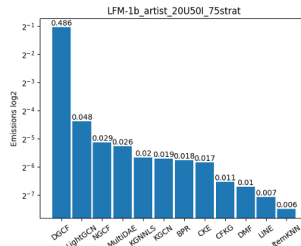
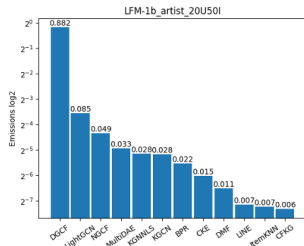
Dataset

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

Modelli

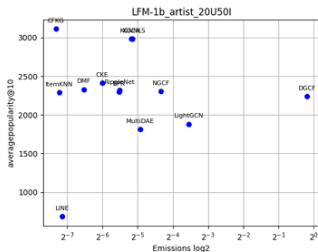
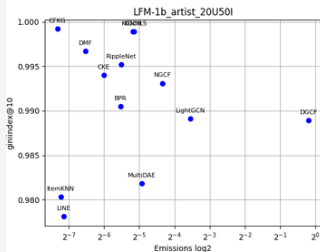
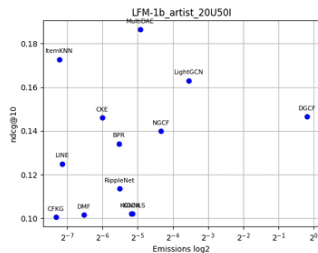
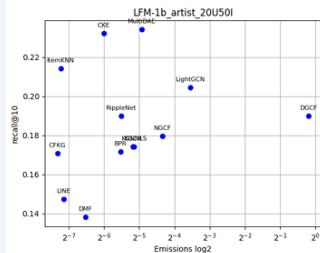
- **Modelli di raccomandazione Collaborative Filtering**: BPR, DMF, LINE, MultiDAE, LightGCN, ItemKNN, NCF, DGCF
- **Modelli di raccomandazione Knowledge Aware**: CKE, KGCN, KGNNLS, CFKG

Benchmarking - Emissioni



Emissioni di CO2 per i vari dataset LFM-1b

Benchmarking - Trade-off

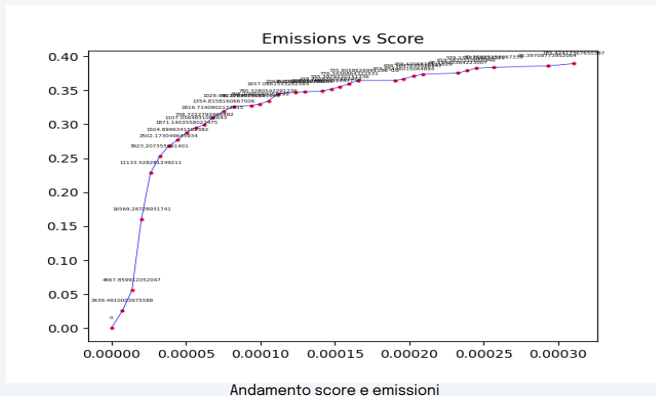


Trade-off tra emissioni e performance

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:

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



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:

Esperimento	Soglia	Epoche
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