

# UNIVERSITÀ DEGLI STUDI DI MILANO

FACOLTÀ DI SCIENZE E TECNOLOGIE



Corso di Laurea magistrale in  
Informatica

## IL TITOLO DELLA TESI

Relatore: Relatore 1  
Correlatore: Correlatore 1

Tesi di Laurea di:  
Lorenzo D'Alessandro  
Matr. Nr. 939416

ANNO ACCADEMICO 2020-2021

*Dedica*

# Ringraziamenti

Questa sezione, facoltativa, contiene i ringraziamenti.

# Indice

<b>Ringraziamenti</b>	<b>ii</b>
<b>Indice</b>	<b>iii</b>
<b>1 Introduzione</b>	<b>1</b>
1.1 I contenuti . . . . .	1
1.2 Organizzazione della tesi . . . . .	1
<b>2 Stato dell'arte</b>	<b>2</b>
<b>3 RS mobile</b>	<b>3</b>
3.1 Introduzione . . . . .	3
3.2 Limitazioni dei RS tradizionali . . . . .	4
<b>4 Capitolo 4</b>	<b>5</b>
<b>5 Capitolo 5</b>	<b>6</b>
<b>6 Conclusioni</b>	<b>7</b>
6.1 Conclusioni . . . . .	7
6.2 Sviluppi futuri . . . . .	7
<b>Bibliografia</b>	<b>8</b>

# Capitolo 1

## Introduzione

Introduzione...

### **1.1 I contenuti**

Spiegazione problema...

### **1.2 Organizzazione della tesi**

Organizzazione tesi...

## Capitolo 2

### Stato dell'arte

# Capitolo 3

## RS mobile

### 3.1 Introduzione

Nelle reti opportunistiche, di solito, un dispositivo mobile dovrebbe essere in grado di condividere informazioni con altri dispositivi in prossimità in modo da scoprire contenuti utili per il suo proprietario. In questo capitolo è descritto un nuovo tipo di sistema di raccomandazione adatto a questo scenario, in grado di suggerire i contenuti più adatti per un utente tra quelli scoperti nelle vicinanze. Infatti, un problema è che non è semplice estendere le soluzioni esistenti per adattarle alla limitazioni di questo nuovo scenario. I recommender system tradizionali si appoggiano su un modello client/server centralizzato, in cui il sistema di raccomandazione esegue sul server, e processa le richieste in arrivo dai client che possono essere dispositivi mobili o fissi. Oltre a questo, per le reti opportunistiche è molto diverso anche il task di raccomandazione. Tipicamente un RS deve imparare a prevedere i rating sulle coppie utente-oggetto per poter riempire i valori mancanti nella matrice dei rating. Questa matrice può essere vista come la conoscenza globale del sistema su tutti gli utenti e gli oggetti disponibili, e sulle valutazioni che gli utenti hanno dato agli oggetti. Nel caso dei RS collaborative-filtering il recommendation engine impara un modello singolo che sarà usato per fare raccomandazione su tutti gli utenti del sistema, mentre nel caso dei RS content-based sarà istanziato un modello per ogni utente che comunque ha una conoscenza globale di tutti gli oggetti del sistema. Al contrario nelle reti opportunistiche ogni dispositivo potrebbe essere a conoscenza solo di una piccola parte dell'informazione globale. Questa conoscenza globale è inizialmente correlata alle sole informazioni sull'utente locale, poi cresce con lo scambio di informazioni tramite comunicazione D2D con altri utenti o dispositivi di altra natura. Quindi, nelle reti opportunistiche ogni dispositivo impara un modello di raccomandazione sfruttando solo le informazioni raccolte dal suo utente locale.

Un'altra caratteristica importante per un sistema di raccomandazione per dispositivi mobili è il supporto per il contesto utente. Sfruttando i numerosi sensori presenti sui dispositivi degli utenti è possibile generare un contesto ad alta dimensionalità che caratterizza in modo migliore la situazione dell'utente e permette raccomandazioni più accurate. Al contesto fisico si può aggiungere il contesto sociale, che descrive ad esempio che tipo di persone l'utente ha intorno a sé (amici, colleghi, sconosciuti) e con che tipo di persone ha scambiato le proprie informazioni, e quindi da chi ha ricevuto una raccomandazione.

In questo capitolo viene descritta l'implementazione di un recommender system context-aware basato su deep-learning e pensato per dispositivi mobili con le seguenti caratteristiche:

1. L'algoritmo di raccomandazione esegue la fase di training e inferenza direttamente su dispositivo mobile.
2. Non c'è un'architettura client-server con un server che ha conoscenza globale dell'informazioni.
3. Le valutazioni sono feedback impliciti con valore 0 o 1, ma è possibile anche implementare una versione con feedback espliciti.
4. L'algoritmo di raccomandazione utilizza sia i rating dell'utente locale che quelli ricevuti da altri utenti.
5. Il recommender system supporta informazioni di contesto fisico e sociale.

## 3.2 Limitazioni dei RS tradizionali

Gli algoritmi di raccomandazione stato dell'arte descritti nel Capitolo 2 hanno alcune limitazioni che rendono impossibile un'implementazione senza modifiche in ambiente mobile.

### ALS

Alternating least square (descritto in ...) è un algoritmo di matrix factorization per feedback impliciti. L'input di ALS è una matrice  $R$  di dimensione  $u \times i$  con  $u$  numero di utenti, e  $i$  numero di oggetti. In ambiente mobile inizialmente la matrice  $R$  è vuota, ogni volta che un nuovo utente o un nuovo oggetto viene scoperto si aggiunge una nuova riga / colonna. Il problema è che l'aggiunta di un nuovo utente/oggetto comporta un cambiamento della dimensione della matrice  $R$  e l'algoritmo deve essere addestrato di nuovo per poter raccomandare i nuovi oggetti.



**NeuMF**

Neural matrix factorization

**Context-aware NeuMF**

Context-aware neural matrix factorization

Capitolo 4

Capitolo 4

Capitolo 5

Capitolo 5

# Capitolo 6

## Conclusioni

### 6.1 Conclusioni

Conclusioni...

### 6.2 Sviluppi futuri

Sviluppi futuri...

# Bibliografia