

UNIVERSITÀ DEGLI STUDI DI MILANO

FACOLTÀ DI SCIENZE E TECNOLOGIE



Corso di Laurea magistrale in  
Informatica

STUDIO E SVILUPPO DI UN SISTEMA DI  
RACCOMANDAZIONE CONTEXT-AWARE PER  
SISTEMI MOBILI E PERVASIVI

Relatore: Prof. Elena Pagani  
Correlatori: Dott. Franca Delmastro  
Dott. Mattia Campana

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 per dispositivi mobili e pervasivi</b>	<b>3</b>
3.1 Architettura generale . . . . .	5
3.2 moveCARS . . . . .	6
3.2.1 Input . . . . .	6
3.2.2 Struttura della rete neurale . . . . .	6
3.2.3 Training e inferenza . . . . .	9
3.2.4 Vantaggi e svantaggi . . . . .	10
3.3 Informazioni di contesto . . . . .	10
3.3.1 Contesto fisico . . . . .	11
3.3.2 Contesto sociale . . . . .	12
3.3.2.1 Ego Network . . . . .	12
3.3.2.2 Modellare il contesto sociale dell'utente . . . . .	13
<b>4 Dataset</b>	<b>15</b>
4.1 Frappe . . . . .	15
4.1.1 Feature di contesto . . . . .	16
4.1.2 Feedback . . . . .	17
4.1.3 Feature degli oggetti . . . . .	17
4.1.4 Feature degli utenti . . . . .	19
4.2 My Digital Footprint . . . . .	19
4.2.1 Negative sampling . . . . .	21

4.2.2	Feature di contesto . . . . .	22
4.2.3	Feature degli oggetti . . . . .	24
4.2.4	Feature degli utenti . . . . .	25
<b>5</b>	<b>Risultati</b>	<b>26</b>
5.1	Modelli di confronto . . . . .	26
5.2	AUC . . . . .	27
5.2.1	AUC per ALS . . . . .	28
5.3	K-Fold Cross-Validation . . . . .	29
5.4	Grid search . . . . .	30
5.5	Risultati sui dataset . . . . .	31
5.5.1	Risultati MDF . . . . .	33
5.5.2	Risultati Frappe . . . . .	34
5.6	Test su smartphone . . . . .	35
5.6.1	TensorFlow Lite . . . . .	35
5.6.2	Risultati benchmark su Android . . . . .	37
<b>6</b>	<b>Conclusioni</b>	<b>41</b>
6.1	Conclusioni . . . . .	41
6.2	Sviluppi futuri . . . . .	41
	<b>Bibliografia</b>	<b>46</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 per dispositivi mobili e pervasivi

Come abbiamo visto nel capitolo precedente, la maggior parte dei RS produce le proprie raccomandazioni usando unicamente informazioni su utenti, oggetti, e le valutazioni che gli utenti hanno dato agli oggetti (rating). Meno comuni sono invece i sistemi di raccomandazione context-aware, che considerano nel processo di raccomandazione anche il contesto in cui un rating è stato generato. La maggior parte dei CARS sfruttano un insieme limitato di feature di contesto selezionate manualmente, in modo da evitare di dover gestire una matrice dei rating con dimensionalità elevata. Recentemente sono stati proposti i primi sistemi di raccomandazioni context-aware che integrano nel processo di raccomandazione un alto numero di feature contestuali, come può essere quello estratto dai sensori di un dispositivo mobile. Come spiegato in conclusione al Capitolo 2, le soluzioni proposte non sono tuttavia adatte per essere implementate direttamente su dispositivo mobile, anche se dimostrano come un approccio deep learning possa essere un'ottima soluzione per gestire la dimensionalità del contesto. Per questi motivi in questo capitolo è descritto un nuovo sistema di raccomandazione context-aware basato su deep learning per sistemi mobili e pervasivi, progettato nel corso di questo lavoro di tesi. Il sistema di raccomandazione è stato pensato per eseguire le fasi di training e inferenza su dispositivo mobile - così da ridurre problemi di privacy derivanti da trasferimento dei dati ed elaborazione in un'infrastruttura cloud remota - e per supportare un grande numero di feature di contesto. Per le caratteristiche appena elencate, questo nuovo RS è chiamato *moveCARS* (MOBILE pervasiVE Context-Aware Recommender System).



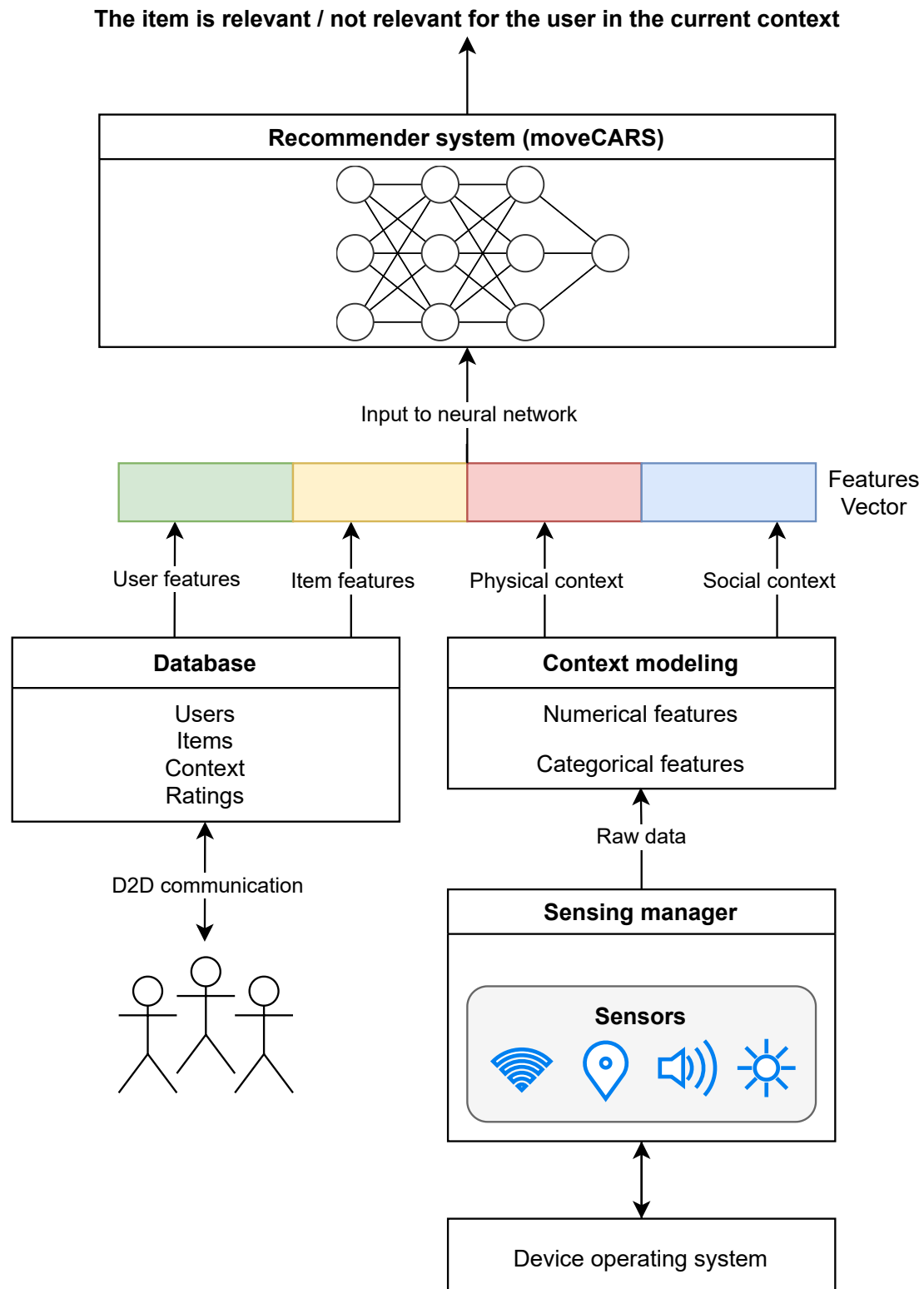


Figura 1: Architettura ad alto livello del sistema di raccomandazione

## 3.1 Architettura generale

Generare raccomandazioni sul dispositivo mobile non è sufficiente per realizzare un RS pervasivo che non dipenda da un server centralizzato. È necessario spostare anche le fasi di raccolta ed elaborazione dei dati su dispositivo mobile. Per questo motivo il modello moveCARS è inserito in un architettura più complessa, che si occupa di generare i dati che saranno input per il RS. L'architettura ad alto livello è composta da quattro componenti (Figura 1):

1. *Sensing manager*. Il primo componente (SM) interagisce con il sistema operativo per raccogliere continuamente dati di contesto via sensori a bordo (come GPS e accelerometro), e dati che rappresentano informazioni sullo hardware e il software del dispositivo come lo stato del display e il livello di batteria. Tutte queste informazioni sono chiamate dati raw perchè non sono ancora state processate.
2. *Context modeling*. I dati raw prodotti dal sensing manager devono essere processati per inferire una rappresentazione più astratta del contesto dell'utente. A questo scopo, il componente context modeling (CM) raccoglie periodicamente gli ultimi dati disponibili del SM. Queste osservazioni sono processate per estrarre feature numeriche e categoriche che caratterizzano il contesto dell'utente locale (es. attività utente, luogo in cui si trova l'utente, temperatura). Il contesto è diviso in contesto fisico e sociale. Il contesto fisico è ottenuto dai sensori del dispositivo dell'utente, mentre il contesto sociale è ottenuto considerando gli individui in prossimità dell'utente. Dell'insieme di feature eterogenee ottenute viene fatto l'encoding per poi essere combinate in un singolo vettore di feature che rappresenta una fotografia del contesto corrente dell'utente. L'insieme di feature che compongono il contesto fisico e sociale dell'utente è descritto nel dettaglio nella sezione 3.3.
3. *Database*. Interagendo con altri dispositivi tramite comunicazione D2D, il device dell'utente scopre nuovi utenti e oggetti che sono identificati con le feature che li caratterizzano. Oltre a questo il dispositivo riceve anche i feedback che gli utenti hanno generato sugli oggetti in un certo contesto. Tutte queste informazioni sono date in input al sistema di raccomandazione durante la fase di apprendimento per imparare a prevedere i feedback dell'utente locale. A training terminato, le feature degli oggetti presenti nel database, e le feature dell'utente corrente, sono usate per produrre raccomandazioni. Le fasi di training e inferenza sono descritte nella sottosezione 3.2.3.
4. *Sistema di raccomandazione*. Le feature di contesto  $c$  sono concatenate alle feature degli utenti  $u$  e degli oggetti  $i$  in un unico vettore. Questo vettore

è dato in input ad una rete neurale, che restituisce valore 1 se per l'utente con feature  $u$ , l'oggetto con feature  $i$  è rilevante nel contesto  $c$ , 0 altrimenti. L'input, la struttura e l'output della rete sono descritti nella sezione 3.2.

## 3.2 moveCARS

In questa sezione è descritto il sistema di raccomandazione moveCARS. Nella prima parte è descritto l'input, e in che modo si differenzia dai sistemi di raccomandazione collaborative filtering e content-based. Nella seconda parte sono descritti nel dettaglio la struttura e il training della rete neurale che genera le raccomandazioni context-aware. In conclusione sono descritti i vantaggi e gli svantaggi del modello.

### 3.2.1 Input

Solitamente l'input dei modelli collaborative filtering context-aware è composto da tuple (`user_ID`, `item_ID`, `rating`, `context`), in cui `user_ID` è l'utente che ha valutato l'oggetto `item_ID` con una valutazione `rating` in una situazione descritta dal contesto `context`. Invece di identificare l'oggetto con un valore numerico intero `item_ID`, si possono usare delle feature che caratterizzano l'oggetto, esattamente nello stesso modo in cui sono solitamente descritti gli oggetti nei sistemi di raccomandazione content-based. Ad esempio, se si sta sviluppando un RS per consigliare ristoranti agli utenti, si può sostituire il valore `item_ID` che identifica il ristorante con delle feature che lo caratterizzano nel dettaglio come il tipo di cibo servito, il prezzo medio, l'atmosfera, se ha sedute all'aperto, etc. Allo stesso modo si può sostituire il valore `user_ID` con delle feature che descrivono l'utente. Queste possono essere feature non specifiche come età o genere, o feature specifiche per l'ambiente in cui il RS è implementato. Tornando all'esempio dei ristoranti, si potrebbe chiedere all'utente quanto è disposto a spendere per mangiare fuori e il tipo di cucina preferita. A feature di utente e oggetto si aggiungono le feature del contesto fisico e sociale generate dal modulo di Context modeling. Un'istanza di rating per il modello moveCARS è quindi una tupla (`user_features`, `item_features`, `rating`, `physical_context`, `social_context`).

### 3.2.2 Struttura della rete neurale

Il vettore di feature appena descritto è dato in input ad una rete neurale che deve prevedere se l'utente caratterizzato da `user_feature` è interessato all'oggetto caratterizzato da `item_feature` nei contesti fisici e sociali `physical_context` e `social_context`. Si tratta quindi di un problema di classificazione binaria. Nei problemi di classificazione, l'obiettivo è prevedere il valore di una variabile che può

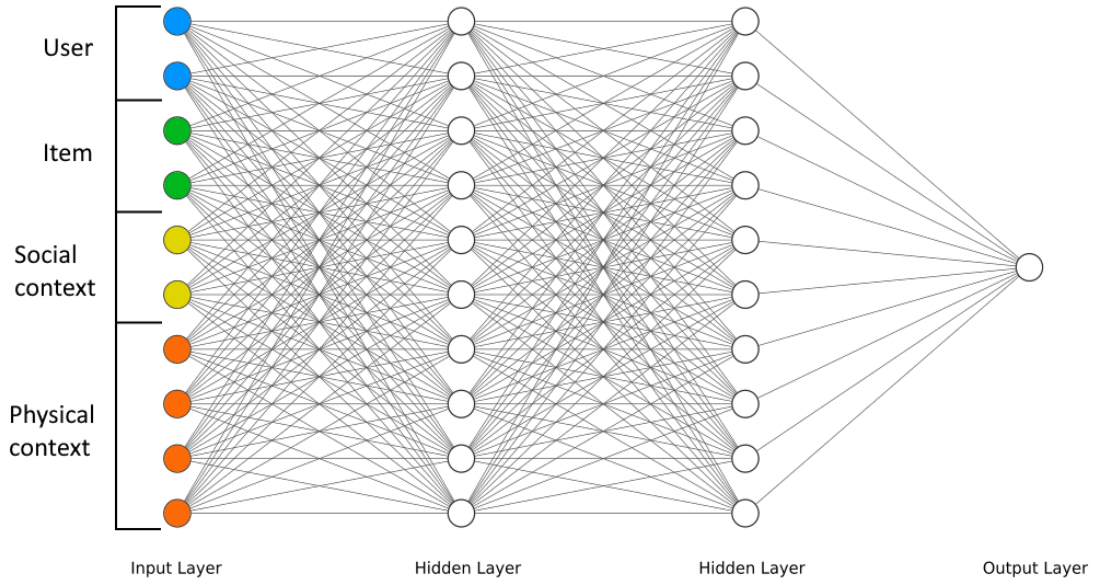


Figura 2: Schema di moveCARS

assumere diversi valori discreti. I problemi di classificazione in cui una variabile può assumere solo due valori possibili (come 0 o 1) sono chiamati problemi di classificazione binaria [34].

**Layer e neuroni** La rete neurale scelta rientra nella categoria feed-forward fully connected. Una rete feed-forward non contiene cicli nel suo grafo [35], fully connected indica che ogni neurone del layer  $i$  è connesso a tutti i neuroni del layer  $i + 1$ . La rete ha un layer di input, un layer di output e  $l$  layer nascosti. Il layer di input ha un numero di neuroni pari alle feature in ingresso (sommando user, item e context feature), il layer di output ha sempre un neurone, mentre il numero di neuroni nei layer nascosti  $l$ , e il numero di layer nascosti è calcolato facendo il tuning della rete tramite grid search, scegliendo la combinazione che ottiene i risultati migliori. In questa tesi è stato utilizzato lo stesso numero di neuroni in ogni layer nascosto, ma si può ad esempio adottare un design a torre in cui i layer più profondi contengono meno neuroni rispetto ai layer meno profondi.

**Funzione di attivazione** Una funzione di attivazione di un neurone definisce l'output di quel neurone in base all'insieme dei suoi input. Come funzione di attivazione dei layer nascosti ho scelto la funzione rectified linear unit (ReLU) definita come  $f(x) = \max\{0, x\}$ . La funzione ReLU è consigliata per la maggior parte delle reti feed-forward [35], e ha diversi vantaggi rispetto a funzioni di attivazione come

sigmoide e tanh: è più plausibile biologicamente, non viene saturata (a differenza di tanh e sigmoide che hanno un output massimo uguale a 1), e incoraggiando l'attivazione sparsa dei neuroni rende più difficile che si verifichi l'overfitting del modello durante il training [36]. Come funzione di attivazione del layer di output ho scelto la funzione sigmoide definita come

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$$

che limita l'output della rete a valori tra 0 e 1, ed è quindi adatta per problemi di classificazione binaria [37].

**Funzione di loss** Una funzione di loss è una misura dell'errore tra il valore previsto dal modello e il valore effettivo. Come funzione di loss la scelta più comune per un classificatore binario è la funzione binary cross-entropy / log loss, definita come

$$C = -\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N y_i \cdot \log(p(y_i)) + (1 - y_i) \cdot \log(1 - p(y_i))$$

dove  $y$  è il valore reale del feedback di un utente su un oggetto (0 oppure 1),  $p(y)$  è la probabilità predetta dalla rete che  $y$  abbia valore 1, e  $1 - p(y_i)$  è la probabilità che  $y$  abbia valore 0 [38].

**Ottimizzatore** Un ottimizzatore è un algoritmo che modifica i pesi del modello in modo da minimizzare la funzione di loss e rendere le previsioni della rete più accurate possibile. Come ottimizzatore ho scelto Adam; nell'articolo in cui è introdotto viene dimostrato empiricamente di essere generalmente migliore rispetto ad altri algoritmi di ottimizzazione stocastici, e di risolvere in modo efficiente problemi di deep learning [39]. Adam ha diversi iperparametri configurabili, il più importante è il learning rate (chiamato  $\alpha$  in Adam) che regola la velocità con cui il modello è adattato al problema. Gli altri parametri ( $\beta_1, \beta_2, \varepsilon$ ) sono lasciati al valore di default della libreria Keras<sup>1</sup>.

**Epoche e batch size** Epoche e batch size sono due parametri molto importanti da ottimizzare, il numero di epoche e la dimensione della batch size ideali sono calcolate tramite grid search nel Capitolo 5. La batch size corrisponde al numero di campioni processati prima di aggiornare i parametri del modello. Il numero di epoche indica quante volte viene presentato alla rete il training set prima di concludere il training.

---

<sup>1</sup><https://keras.io/api/optimizers/adam/>

In Figura 2 è rappresentata la struttura della rete neurale. In questo caso il modello ha due layer nascosti ed ogni layer contiene 10 neuroni, eccetto il layer di output che contiene un solo neurone.

### 3.2.3 Training e inferenza

#### Training

Il processo di training di una rete neurale si basa sul trovare un insieme di pesi nella rete che permettano di risolvere nel modo migliore possibile un problema specifico. Il processo di training è iterativo, il che significa che procede passo dopo passo con piccoli aggiornamenti nei pesi del modello ad ogni iterazione, migliorando le performance del modello. Il processo di training iterativo di una rete neurale risolve un problema di ottimizzazione per dei parametri, (i pesi del modello) che ha come risultato un errore minimo durante la valutazione degli esempi nel training dataset. In ambiente mobile e pervasivo inizialmente il numero di esempi nel training dataset è limitato, e non rappresenta la conoscenza globale su tutti gli utenti, oggetti e rating. Questo non è un problema per moveCARS che può iniziare il training sui campioni disponibili, per poi riprenderlo in un secondo momento quando il device utente tramite comunicazione D2D avrà scoperto nuovi campioni. Questo è possibile per la struttura dell'input della rete neurale. L'input è un vettore formato dalla concatenazione di `user_features`, `item_features`, `physical_context`, `social_context`, la cui dimensione è fissata. Infatti utenti, oggetto e contesto sono definiti da un insieme di feature che non cambia nel tempo. Non è quindi necessario ridefinire il modello ogni volta che il numero di utenti o oggetti cambia, cioè quando sono scoperti nuovi utenti od oggetti.

#### Inferenza

Il task per un sistema di raccomandazione che fa classificazione è determinare se un utente è interessato ad un oggetto in una situazione descritta dal contesto fisico e sociale. La rete restituisce valore 1 se l'oggetto è rilevante, 0 altrimenti. Nel caso di moveCARS utenti e oggetti non sono definiti con degli ID numerici, come nei metodi collaborative filtering, ma da feature che li caratterizzano. Il task di moveCARS quindi può essere riformulato in modo più specifico come prevedere se all'utente con feature `user_feature` interessa un oggetto con feature `item_feature`, nel contesto fisico `physical_context`, e nel contesto sociale `social_context`.

### 3.2.4 Vantaggi e svantaggi

Di seguito sono elencati vantaggi e svantaggi del modello moveCARS. Dato che può essere considerato un sistema ibrido che unisce caratteristiche degli approcci collaborative filtering e content-based, eredita alcuni vantaggi e svantaggi da entrambe le categorie di algoritmi.

#### Vantaggi:

1. *Nessuna conoscenza del numero di utenti e oggetti.* Utenti e oggetti sono rappresentati con delle feature e non con il loro ID, non è necessario conoscere a priori quanti utenti e oggetti sono presenti nel sistema.
2. *Consigliare nuovi oggetti.* Il modello può consigliare nuovi oggetti anche se non ci sono valutazioni fornite dagli utenti, a differenza dei metodi collaborative filtering.
3. *Feature di contesto.* Il modello permette di integrare una grande quantità di feature di contesto che possono migliorare sensibilmente la capacità di predizione, come dimostrato nel Capitolo 5.
4. *Serendipity:* il modello ha la capacità di fornire consigli fortuiti, il che significa che può consigliare elementi pertinenti per l'utente senza che il contenuto si trovi nel profilo dell'utente, a differenza dei metodi content-based.

#### Svantaggi:

1. *Feature di utenti e oggetti:* la precisione del modello dipende dall'insieme delle feature che descrivono gli utenti e gli oggetti. È necessario selezionare attentamente le feature più adatte che descrivono utenti e oggetti in un'applicazione specifica.
2. *Raccomandazioni multi-dominio:* è difficile creare RS multi-dominio perché è complicato definire un insieme di feature che valgano per contenuti di natura diversa.

## 3.3 Informazioni di contesto

In questa sezione sono descritte le informazioni di contesto fisico e sociale che vengono date in input al sistema di raccomandazione mobile. Nel Capitolo 5 è

dimostrato che un insieme ampio di feature contestuali può portare a raccomandazioni molto più accurate, mentre un insieme di feature contestuali poco esteso ha un impatto decisamente minore.

### 3.3.1 Contesto fisico

Il contesto fisico è composto da tutte quelle informazioni rilevanti che possono essere utilizzate per caratterizzare la situazione di un utente. Le feature del contesto fisico sono ricavate dai sensori fisici dello smartphone di un utente (es. attività utente dall'accelerometro) e dal sistema operativo del telefono (es. stato display e livello batteria). A queste feature si vanno a integrare informazioni esterne come il meteo, la data e l'ora. Più nel dettaglio il contesto utente è caratterizzato dalle seguenti informazioni:

**Posizione** Informazioni relative alla posizione geografica che includono latitudine, longitudine, precisione della posizione e direzione del movimento. La posizione geografica può essere usata per capire il luogo in cui si trova l'utente (a casa, al lavoro, etc.) o per raccomandare punti di interesse nelle vicinanze.

**Movimento utente** Il movimento dell'utente include sia le attività svolte a piedi (correre e camminare), sia il movimento su un mezzo di trasporto (veicolo generico o bicicletta).

**Applicazioni** Applicazioni in esecuzione sul dispositivo.

**Audio** Informazioni relative alla configurazione audio dello smartphone, incluse la modalità audio (suono, vibrazione, silenzioso), il volume delle notifiche, e lo stato dell'altoparlante (acceso o spento). Anche l'audio può migliorare il riconoscimento del contesto, per esempio durante una riunione la modalità audio potrebbe essere impostata su silenzioso e l'altoparlante spento.

**Batteria** Informazioni relative alla batteria del telefono che includono il livello di carica e se la batteria si sta ricaricando.

**Display** Stato dello schermo dello smartphone (acceso o spento), e orientamento dello schermo (verticale od orizzontale).

**Dati dei sensori fisici** che includono sensori ambientali (es. temperatura dell'ambiente e luce), sensori di movimento (es. accelerometro e giroscopio) e sensori di posizione (es. rotazione e prossimità).



**Celle di rete** Lista delle celle di rete mobile rilevate dal dispositivo. Per ogni cella si identifica il tipo di tecnologia (es. GSM o LTE), l'ID della cella, e la forza del segnale. La rete mobile può migliorare l'identificazione della posizione dell'utente.

**Wi-Fi** Lista di tutti gli access point Wi-Fi disponibili in prossimità, e se l'utente è connesso ad uno di essi.

**Meteo** Informazioni relative alle condizioni meteo che includono il tempo in atto (es. nuvoloso, piovoso, soleggiato), la temperatura, l'umidità e la velocità del vento.

**Data e ora** Dalla data si possono generare feature come il giorno della settimana, la stagione, comprendere se è il fine settimana o un periodo di vacanza, etc. Dall'orario invece si può capire il momento della giornata (mattina, pomeriggio, sera, notte).

### 3.3.2 Contesto sociale

Il contesto sociale si riferisce all'insieme di persone con cui l'utente ha interazioni sociali durante la vita giornaliera, come lavorare con i colleghi o messaggiare con gli amici. È stato provato in letteratura che esiste una forte correlazione tra le attività umane e i dati sociali [40]. Questo implica che modellare una rete di relazioni sociali specifica per l'utente può contribuire a sottolineare le differenze tra i vari contesti in cui è coinvolto.

#### 3.3.2.1 Ego Network

Una ego network è una rete sociale composta da un individuo chiamato ego, e dalle persone con cui l'ego ha un collegamento sociale, chiamati alter. I legami sociali in una ego network non hanno tutti la stessa importanza. Ogni individuo ha solo pochi collegamenti forti e molti collegamenti deboli, dovuti alla capacità umana di gestire un numero limitato di relazioni sociali. Una rappresentazione della ego network è mostrata in Figura 3: l'ego è il punto rosso al centro dei quattro cerchi concentrici chiamati layer, in cui gli alter sono distribuiti in base alla forza del legame sociale con l'ego. Il cerchio più interno (support clique) è il layer più piccolo, e contiene solo pochi alter che rappresentano le relazioni sociali più forti con l'ego (es. i familiari). Il secondo layer (sympathy group) contiene le persone che possono essere considerate gli amici più cari. Il terzo cerchio (affinity group) è composto da amici e membri della famiglia meno vicini, mentre l'ultimo layer include persone con cui l'individuo ha interazioni sociali occasionali [40].

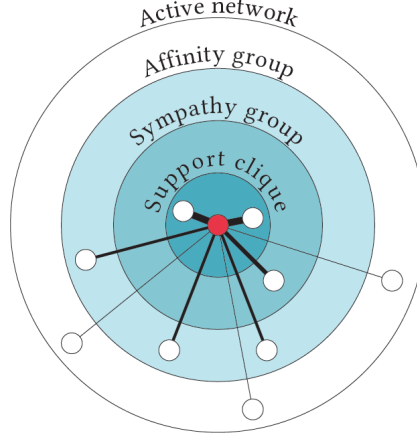


Figura 3: Ego network  
[40]

### 3.3.2.2 Modellare il contesto sociale dell'utente

Per modellare il contesto sociale di un utente in ambiente mobile, si caratterizzano le interazioni sociali usando le seguenti sorgenti di dati: (i) chiamate telefoniche e log degli SMS, (ii) dati di prossimità, e (iii) attività svolte dall'utente sugli online social networks (OSN).

Il primo step per costruire la ego network di un individuo è stimare la forza dei legami sociali con i suoi alter. Un buon indicatore della forza delle relazioni sociali tra due persone è data dal numero di interazioni che le due persone hanno avuto in passato. Basandosi su questa considerazione, per modellare la forza dei legami sociali dell'utente online, sono prese in considerazione diverse attività svolte dall'utente su OSN, inclusi commenti, reazioni (come “mi piace”) e persone menzionate. Formalmente, la forza dei legami sociali virtuali tra l'ego  $e$  ed uno dei suoi alter  $a$ ,  $\omega_{osn}(e, a)$  è calcolata nel modo seguente:

$$\omega_{osn}(e, a) = \sum_{v \in V} I_S(e, a) \quad (1)$$

dove  $V$  è l'insieme delle sorgenti di dati degli OSN nominate prima, e la funzione  $I_S(e, a)$  calcola il numero di interazioni tra  $e$  ed  $a$  per una data sorgente di dati.

Per caratterizzare i link sociali fisici di un utente si calcola il numero di interazioni con altre persone basandosi su telefonate, SMS e contatti faccia a faccia inferiti usando tecnologie wireless disponibili sugli smartphone. In particolare sono considerate il Bluetooth (BT) e il Wi-Fi Direct (WFD), per scoprire persone che sono fisicamente abbastanza vicine (in raggio radio) da aver un interazione con l'utente locale. Sono filtrati i dispositivi che non si trovano in prossimità dell'utente, e sono selezionati solo i dispositivi personali dell'utente, in modo tale da

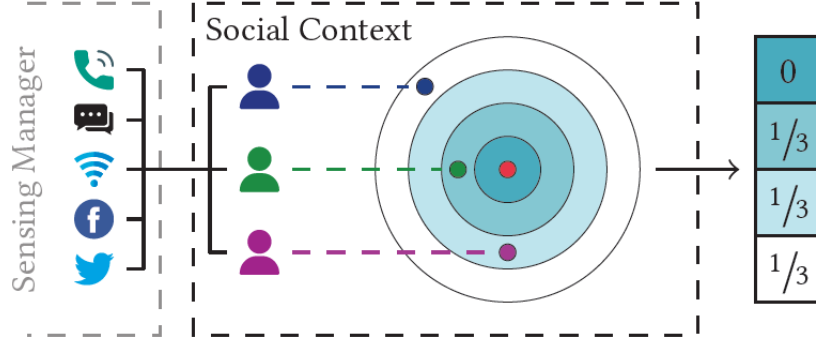


Figura 4: Riconoscimento del contesto sociale di un utente [40]

non considerare stampanti, smart TV etc. In modo simile ai link sociali virtuali, si definisce la forza dei legami fisici sociali tra l'ego  $e$  e un alter  $a$ ,  $\omega_{phy}(e, a)$  come il numero delle loro interazioni tramite telefonate, SMS, e prossimità fisica come segue:

$$\omega_{phy}(e, a) = \sum_{p \in P} I_p(e, a) \quad (2)$$

dove  $P$  è l'insieme delle sorgenti fisiche considerate, e  $I_p(e, a)$  rappresenta il numero di interazioni tra due utenti per una data sorgente di dati. Infine, la forza complessiva del collegamento sociale tra  $e$  ed  $a$  è data dalla combinazione lineare delle interazioni online e fisiche descritte prima:

$$\omega_s(e, a) = \lambda \cdot \omega_{osn}(e, a) + (1 - \lambda) \cdot \omega_{phy}(e, a) \quad (3)$$

con il parametro  $\lambda$  che regola l'importanza delle interazioni sociali e fisiche. Per ogni alter, solo l'ultimo peso calcolato è mantenuto in memoria, e viene aggiornato quando nuove interazioni sociali sono identificate. I link sociali tra l'utente locale e le altre persone sono raggruppati in base al peso calcolato nell'Equazione 3. L'output finale è un array di valori in cui ogni elemento rappresenta la percentuale di utenti attivi in ogni cerchio della ego network di un utente [40].

La Figura 4 mostra un esempio del processo di riconoscimento del contesto. Basandosi sui dati raccolti dal Sensing Manager, viene riconosciuta la rilevanza degli alter per l'utente locale in base al livello in cui essi sono posizionati nella ego network. L'output caratterizza il contesto sociale dell'utente, indicando chiaramente che sta interagendo con tre persone diverse che si trovano nel secondo, terzo e quarto layer rispettivamente.

Nei prossimi due capitoli sono descritti nel dettaglio due dataset context-aware, ed è presentata una valutazione delle prestazioni di moveCARS comparata con le principali soluzioni in letteratura.

# Capitolo 4

## Dataset

In questo capitolo sono descritti i dataset context-aware usati per valutare il modello moveCARS, e confrontarlo con altre soluzioni stato dell'arte. I risultati sono riportati nel Capitolo 5. Uno dei problemi nella valutazione dei CARS è la scarsità di dataset pubblici che contengono informazioni di contesto ad alta dimensionalità. Molti dataset pubblici infatti, hanno informazioni di contesto limitate unicamente al timestamp dei rating o alla posizione dell'utente, come ad esempio Yelp<sup>1</sup>, Nowplaying-RS<sup>2</sup>, Travel TripAdvisor<sup>3</sup>. Esistono invece dataset privati come CARS [24] e Hearo [29], che contengono i dati raccolti da esperimenti sul campo, in cui gli utenti interagivano con il proprio telefono con un RS che raccomandava punti di interesse nelle vicinanze. I rating raccolti sono associati a numerose feature di contesto estratte da sensori di apparati mobili come accelerometro, microfono, giroscopio, etc. È difficile trovare dataset pubblici simili a Hearo e CARS, che caratterizzano il contesto fisico e sociale dell'utente con una grande quantità di feature. Dato che il modello moveCARS si inserisce in un ambiente mobile e pervasivo, ho selezionato due dataset context-aware in cui i feedback impliciti corrispondono alle applicazioni in esecuzione sui dispositivi Android degli utenti: (i) My Digital Footprint<sup>4</sup>, (ii) Frappe<sup>5</sup>.

### 4.1 Frappe

Frappe [41] è un dataset di feedback impliciti pubblicamente disponibile collezionato da un sistema di raccomandazione context-aware di applicazioni Android.

---

<sup>1</sup><https://www.yelp.com/dataset>

<sup>2</sup><https://zenodo.org/record/3247476#.YK9FxqgzY2x>

<sup>3</sup>[https://github.com/irecsys/CARSSKit/blob/master/context-aware\\_data\\_sets/Travel\\_TripAdvisor\\_v1.zip](https://github.com/irecsys/CARSSKit/blob/master/context-aware_data_sets/Travel_TripAdvisor_v1.zip)

<sup>4</sup><https://github.com/contextkit/MyDigitalFootprint>

<sup>5</sup><https://www.baltrunas.info/context-aware>

L'applicazione che monitora l'utilizzo degli smartphone, è stata installata da 957 utenti che hanno utilizzato un totale di 4082 applicazioni. Le informazioni raccolte descrivono la frequenza di utilizzo di un'applicazione da parte di un utente per un periodo di due mesi. Il numero totale di feedback presenti è 96203. L'obiettivo per un recommender system su questo dataset è prevedere se un'applicazione Android è rilevante per un utente in un determinato contesto.

#### 4.1.1 Feature di contesto

Le feature di contesto descrivono la situazione dell'utente nel momento in cui ha utilizzato un'applicazione Android. Frappe può essere considerato un dataset con un contesto a bassa dimensionalità, e non contiene informazioni raccolte dai sensori dei dispositivi Android. Di seguito sono descritte tutte le feature di contesto presenti nel dataset.

**Daytime** è il momento della giornata in cui un'applicazione è stata utilizzata. La giornata è divisa in sette momenti diversi: mattina, mezzogiorno, pomeriggio, sera, tramonto, alba, notte.

**Weekday** è il giorno della settimana in cui un'applicazione è stata utilizzata. I possibili valori sono ovviamente i sette giorni della settimana.

**Isweekend** indica se un'applicazione è stata utilizzata nel fine settimana oppure in un giorno lavorativo. Può assumere due valori diversi: weekend e workday.

**Homework** indica se l'utente si trova al lavoro o a casa. Può assumere tre diversi valori: casa, lavoro, sconosciuto.

**Weather** descrive la situazione meteo nel momento in cui un'applicazione è stata utilizzata. Può assumere nove valori differenti: soleggiato, nuvoloso, nebbioso, temporalesco, piovoso, nevoso, piovigginoso, nevischio, sconosciuto.

**Country** indica la nazione in cui si trovava l'utente nel momento in cui ha utilizzato un'applicazione. Ci sono 80 stati diversi, ma il 55% dei feedback sono stati generati da USA, Spagna e Regno Unito.

**City** è un valore numerico che rappresenta la città in cui si trovava l'utente nel momento in cui ha utilizzato un'applicazione. Ci sono 233 città diverse, ma per il 40% dei feedback la città è sconosciuta.

Delle feature di contesto appena descritte sono eliminate **homework**, **country**, e **city** perché poco utili a definire il contesto dell'utente. In particolare **city** è stata eliminata perché contiene troppi valori nulli, ed in corrispondenza di una città sconosciuta spesso anche il valore della feature **country** è sconosciuto. Anche **homework** è stato eliminato perché il numero di feedback che hanno la feature **homework** con valore sconosciuto è pari al 78%. **Country** non viene considerata perché la maggior parte dei feedback utente sono associati a poche nazioni, e ci sono un gran numero di nazioni a cui sono associati un numero non sufficiente di feedback. Le feature rimaste compongono il contesto: **daytime**, **weekday**, **isweekend**, **weather**. L'unica di queste feature che può assumere valore sconosciuto è **weather**. Le righe del dataset in cui **weather** è sconosciuto sono eliminate. Il risultato è un dataset con 78335 righe, 857 utenti e 3180 oggetti.

Per quanto riguarda l'encoding, essendo tutte variabili categoriche sono codificate con one-hot encoding. Il vettore del contesto risultato contiene 24 feature: 7 per **daytime**, 7 per **weekday**, 8 per **weather** e 2 per **isweekend**.

### 4.1.2 Feedback

Qualsiasi dataset per sistemi di raccomandazione ha tre feature fondamentali: **user**, **item**, **rating**. **User** e **item** sono valori numerici che identificano univocamente gli utenti e gli oggetti. Il **rating** in Frappe è il numero di volte in cui un oggetto (un'applicazione) è stato utilizzato da un utente in un determinato contesto. Ad esempio, se una riga del dataset è composta da (**user:1**, **item:20**, **rating:50**, **daytime:morning**, **weekday:monday**), significa che l'utente 1, ha utilizzato l'applicazione 20, il lunedì mattina, 50 volte. Il numero di volte è ottenuto sommando tutti gli utilizzi durante il periodo di raccolta dei dati. Il valore minimo dei **rating** è 1, il valore massimo 21262, e la media 88.26. Questi **rating** vanno convertiti in feedback impliciti con valore 0 o 1 per essere compatibili con l'input di moveCARS, come spiegato nella sottosezione 3.2.1. Considerando il valore medio dei **rating**, e cercando di avere un dataset bilanciato, ho deciso di convertire tutti i **rating** con valore maggiore di 4 in feedback con valore 1, mentre i **rating** con valore 4 o minore in feedback negativi. Il risultato è un dataset con il 62% di feedback positivi (48604 campioni).

### 4.1.3 Feature degli oggetti

Le feature degli oggetti sono caratteristiche che descrivono le applicazioni usate dagli utenti di Frappe. Il dataset contiene tre feature rilevanti per il task di classificazione: la categoria dell'applicazione, la lingua, e il costo.

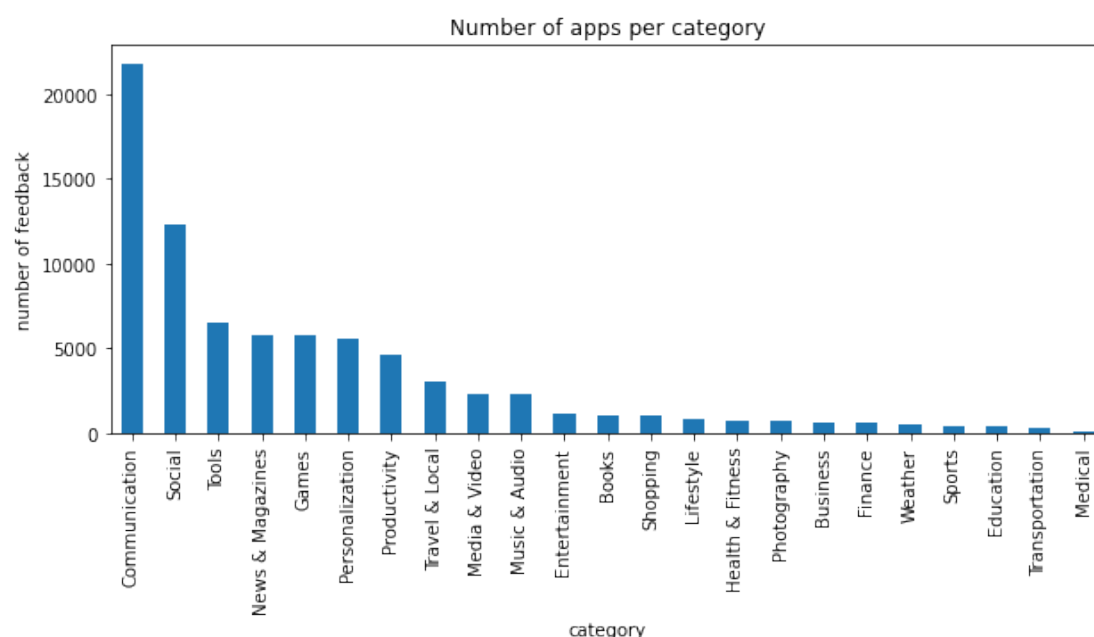


Figura 5: Numero di campioni per ogni categoria di applicazioni nel dataset Frappe

**Category** è la categoria delle applicazioni ottenuta dal Google Play Store. In Frappe le applicazioni sono divise in 23 categorie che descrivono la loro funzionalità principale (es. videogiochi, notizie, social). Come si può vedere in Figura 5, il numero di campioni per ogni categoria è molto sbilanciato: la categoria Communication che comprende applicazioni di messaggistica come WhatsApp e Telegram ha più di 20k campioni. La seconda categoria più popolare è Social che comprende applicazioni come Facebook, Instagram e Twitter.

**Language** indica la lingua dell'applicazione ottenuta dal Google Play Store. Dato che il 96% dei campioni hanno applicazioni in lingua inglese, ho assegnato a tutte le altre lingue il valore other.

**Cost** indica se l'applicazione è gratuita o a pagamento.

Come per le feature di contesto, anche le feature degli oggetti sono variabili categoriche. Vengono codificate con one-hot encoding; il risultato è un vettore di 27 feature: 23 per **category**, 2 per **language**, e 2 per **cost**.

#### 4.1.4 Feature degli utenti

Il dataset Frappe non contiene nessuna informazione associata agli utenti oltre all'ID dell'utente. Per questo motivo, ho generato le feature degli utenti a partire dalle feature degli oggetti e di contesto.

**User category** indica la categoria di applicazioni più utilizzata dall'utente. Come era prevedibile dalla distribuzione delle categorie mostrata in Figura 5, le categorie preferite dagli utenti sono Communication e Social.

**User weekday** indica il giorno della settimana in cui l'utente ha generato il maggior numero di feedback. I giorni più popolari sono venerdì e sabato.

**User daytime** indica il momento della giornata in cui l'utente ha generato il maggior numero di feedback. I momenti della giornata più popolari sono la sera e il pomeriggio.

**User weather** indica la condizione meteo in cui l'utente ha generato il maggior numero di feedback. Le condizioni meteo più popolari sono nuvoloso e soleggiato.

**User weekend** indica se l'utente ha generato più feedback in settimana o nel weekend. La maggior parte degli utenti (85%), ha generato più feedback in settimana.

**User paid apps** indica se l'utente ha mai utilizzato un'applicazione a pagamento. Il 59% degli utenti ha utilizzato almeno una volta un'applicazione a pagamento.

Come le feature di contesto e degli oggetti, anche le feature degli utenti sono tutte variabili categoriche. Vengono codificate con one-hot encoding in un vettore di 47 feature: 22 per **user category**, 7 per **user weekday**, 7 per **user daytime**, 7 per **user weather**, 2 per **user weekend**, 2 per **user paid apps**.

Ricapitolando, il dataset Frappe processato contiene 78335 campioni, 857 utenti e 3180 oggetti. Oltre alle colonne **user**, **item** e **feedback**, il dataset contiene 47 feature degli utenti, 22 feature degli oggetti, e 24 feature di contesto.

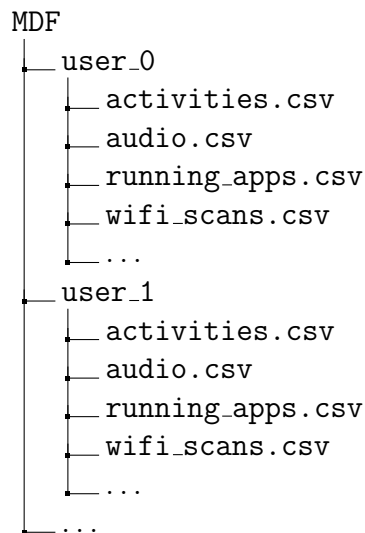
## 4.2 My Digital Footprint

My Digital Footprint (MDF) [42] è un nuovo dataset composto da dati di sensori di smartphone, informazioni di prossimità fisica, e interazioni sugli online social



network. Il dataset include due mesi di misurazioni e informazioni collezionate dai dispositivi personali di 31 volontari, nel loro ambiente naturale, senza limitare il loro comportamento usuale. I dati raccolti costituiscono un insieme completo di informazioni per descrivere il contesto utente in ambiente mobile.

Il dataset è organizzato in cartelle, una per ogni utente, che contengono diversi file csv, ognuno contenente misurazioni e informazioni di tipo diverso. Ogni campione in qualsiasi file csv contiene il timestamp in cui è stato acquisito. Alcuni sensori sono stati campionati molto frequentemente, mentre informazioni come il meteo sono state raccolte ogni ora. Di seguito è riportata la struttura delle cartelle:



L'obiettivo è costruire un unico file csv, in cui ogni riga ha una struttura del tipo (user\_ID, item\_ID, context). Siccome l'obiettivo di un recommender system su questo dataset è prevedere se un'applicazione Android è rilevante per un utente in un determinato contesto, il punto di partenza per costruire il dataset sono le applicazioni in esecuzione nel file `running_apps.csv`. Qui sotto è riportato il codice Python per generare il dataset:

```

1 data_path = 'Datasets/MDF/'
2 df = pd.DataFrame()
3 # foreach user folder
4 for user in range(31):
5     user_dir = data_path + 'user_' + str(user)
6     # read running_apps.csv and use it as a starting point
7     df1 = pd.read_csv(user_dir + '/running_apps.csv', header=0)
8     df1['time'] = pd.to_datetime(df1['time'], unit='ms')
9     df1.sort_values('time', inplace=True)
10    df1.reset_index(drop=True, inplace=True)
11    df1.insert(1, 'user', user) # insert user ID column
12
13    rows = []

```

```

14     # foreach row in running apps dataframe find the closest row
    in all other csv file using timestamp
15     for dt in df1['time']:
16         row = []
17         # foreach csv file in user folder
18         for filename, columns in file_dict.items():
19             file_path = user_dir + '/' + filename
20             # single row with all the context features
21             row = row + get_closest_row(file_path, columns, dt).
    tolist()
22         rows.append(row)
23
24     df2 = pd.DataFrame(rows, columns=np.concatenate(list(file_dict
    .values()))))
25     df3 = pd.concat([df1, df2], axis=1) # concat by column
26     df = pd.concat([df, df3], axis=0) # concat by row
27
28 df.reset_index(drop=True, inplace=True)

```

Per ogni cartella utente (riga 4) si legge il file `running_apps.csv` (riga 7). Per ogni elemento nel file con timestamp  $t$  (riga 15), e per ogni altro file csv nella cartella dell'utente corrente, si seleziona la riga con timestamp più vicino a  $t$  (riga 21). Il risultato è una tupla (`user_ID`, `item_ID`, `context`) (riga 25) che viene concatenata al dataset finale (riga 26).

### 4.2.1 Negative sampling

In MDF sono presenti solo i log indicanti che un'applicazione era in esecuzione sul dispositivo dell'utente, ad un certo timestamp  $t$ , in una situazione contestuale  $c$ . Per eseguire il training di una rete neurale sono però necessari degli esempi negativi, i quali indicano che un'applicazione non era in uso da parte di un utente al tempo  $t'$ , in una specifica situazione contestuale  $c'$ . Ad ogni campione è associata un'etichetta, che riassume il contesto dell'utente ad alto livello con i seguenti valori: `home`, `school`, `workplace`, `external school` (quando gli autori del dataset incontravano i volontari), `free time`, e `holiday`. Questa etichetta non è usata come feature di contesto, ma per fare negative sampling del dataset. L'algoritmo 1 mostra il procedimento: per ogni campione  $d$  nel dataset  $D$  con struttura (`user`, `item`, `feedback`, `context`, `label`), vengono identificate le etichette in cui  $d.item$  non è mai stato utilizzato (riga 2). Per ogni etichetta  $n$  viene scelto in modo casuale un campione  $\in D$  con etichetta =  $n$  (riga 4). Di questo campione viene mantenuto solo il contesto  $context_{neg}$  scartando `user`, `item` e `feedback`. Il campione negativo  $d_{neg}$  è ottenuto concatenando  $d.user$  e  $d.item$ , con 0 (il feedback negativo) e  $context_{neg}$  (riga 6).  $d_{neg}$  è aggiunto al dataset  $D_{neg}$  che contiene solo esempi negativi (riga 7). In ultimo il dataset  $D_{neg}$  è unito al dataset  $D$ , ed

è eliminata la colonna corrispondente alle etichette (righe 10 e 11). Il risultato è una dataset con 31 utenti, 338 oggetti, e 73176 feedback, di cui il 66% con valore 1.

---

**Algoritmo 1** Negative sampling di MDF
 

---

**Input:**  $D$  - dataset

**Output:**  $D_{neg}$  - dataset  $D$  with negative samples

```

1: for all  $d \in D$  do
2:    $labels_{neg} \leftarrow$  labels where  $d.item$  was never used
3:   for all  $n \in labels_{neg}$  do
4:      $context_{neg} \leftarrow$  context of a random data sample  $\in D$  with  $label = n$ 
5:      $feedback \leftarrow 0$ 
6:      $d_{neg} \leftarrow$  concatenate  $d.user$ ,  $d.item$ ,  $feedback$  and  $context_{neg}$ 
7:      $D_{neg} \leftarrow D_{neg} \cup d_{neg}$ 
8:   end for
9: end for
10:  $D_{neg} \leftarrow D \cup D_{neg}$ 
11:  $D_{neg} \leftarrow$  drop all labels from samples  $\in D_{neg}$ 
12: Return  $D_{neg}$ 

```

---

### 4.2.2 Feature di contesto

Il dataset MDF contiene numerosi dati estratti dai sensori e dal sistema operativo dei dispositivi personali degli utenti. Di seguito sono elencate solo le feature selezionate che compongono il contesto fisico e sociale dell'utente.

**Attività utente** L'attività utente, riconosciuta da Android Activity Recognition system<sup>6</sup>, include sia movimenti a piedi che su mezzi di trasporto. Le attività possibili sono `in vehicle`, `on bicycle`, `on foot`, `running`, `still`, `tilting`, `walking`, `unknown`. Ogni feature rappresenta la probabilità da 0 a 100 che l'utente stia facendo quell'attività specifica.

**Modalità audio** `Ringer mode` indica se la modalità audio del telefono è impostata su silenzioso, vibrazione o suono.

---

<sup>6</sup><https://developers.google.com/location-context/activity-recognition>

**Volume** Alarm volume, music volume, notification volume e ring volume, sono quattro feature con valore tra 0 e 1 che indicano il livello audio della sveglia, della musica, delle notifiche e della suoneria.

**Musica** `music active` è un valore booleano che indica se il dispositivo sta riproducendo della musica, `speaker on` specifica se è riprodotta dall'altoparlante del telefono; `headset connected` indica se sono collegate delle cuffie.

**Batteria** Alla batteria sono associate due feature: `level` indica la carica della batteria (molto bassa, bassa, media, alta, carica), `charging` è un valore booleano che indica se la batteria si sta ricaricando oppure no.

**Schermo** Associate al display ci sono due feature: `state` indica se il display è spento, acceso, o se si sta per spegnere. `Rotation` indica se l'utente sta usando il telefono in verticale o in orizzontale.

**Meteo** Il meteo è descritto da sei variabili diverse: temperatura, umidità, pressione atmosferica, velocità del vento, nuvole, e se ha piovuto nelle ultime tre ore.

**Wifi** La feature `connected` indica se il dispositivo dell'utente è connesso oppure no ad una rete Wi-Fi.

**Data e ora** Dai timestamp dei feedback in formato YYYY-MM-DD HH:MM:SS, sono estratte nuove feature: `daytime` (mattina, pomeriggio, sera, e notte) `weekday` e `isweekend`. Oltre a queste, con la libreria Python Holidays<sup>7</sup>, è calcolato se è un giorno di vacanza o no, in base al calendario delle festività italiano.

**Feature sociali** Le feature sociali sono ottenute dalla ego network descritta nella sottosezione 3.3.2. Ci sono quattro feature `social_c1`, `social_c2`, `social_c3`, `social_c4`, che corrispondono alle quattro cerchie sociali della ego network. I valori tra 0 e 1 di queste feature indicano la percentuale di alter in ogni cerchia sociale in prossimità dell'utente, nel momento in cui ha utilizzato un'applicazione. La feature `layer` indica il posizionamento nella ego network dell'utente da cui è stata ricevuta una raccomandazione. Questo presuppone un dataset diverso per ogni utente perché la ego network è personale (es. l'utente  $u_1$  potrebbe essere uno sconosciuto per  $u_2$ , ma un amico per  $u_3$ , e quindi  $u_1$  è posizionato su un layer della ego network di  $u_2$  diverso dal layer della ego network di  $u_3$ ).

---

<sup>7</sup><https://pypi.org/project/holidays/>

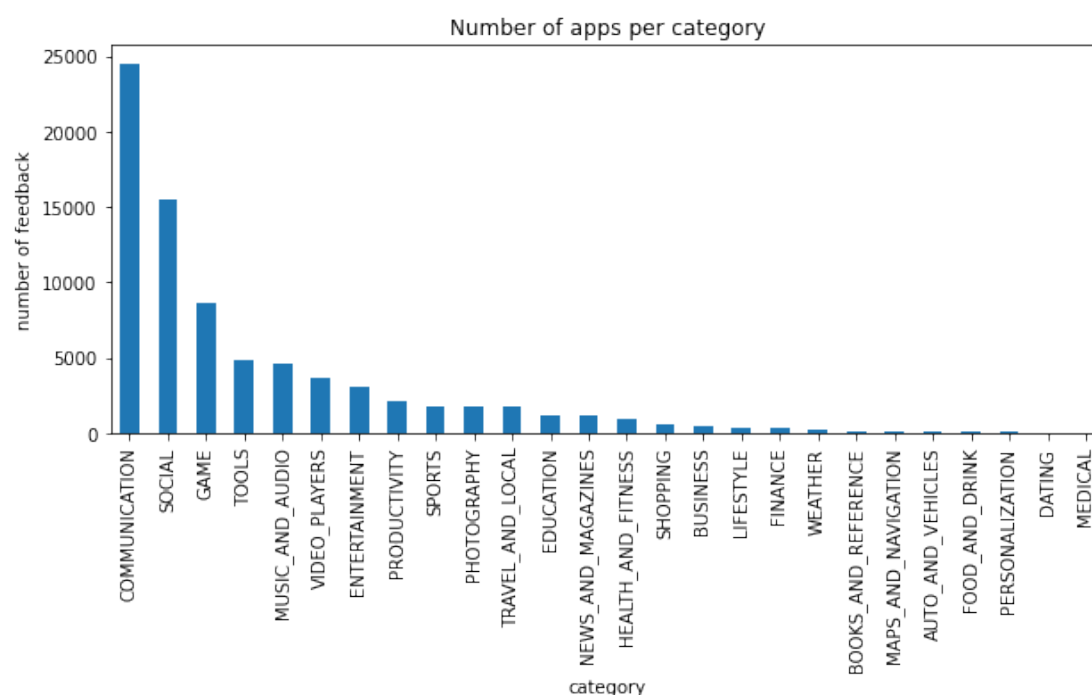


Figura 6: Numero di campioni per ogni categoria di applicazioni nel dataset My Digital Footprint

Le feature categoriche sono codificate con one-hot encoding, mentre le feature numeriche sono normalizzate. Il risultato è un vettore che contiene 63 feature che descrivono il contesto fisico dell'utente, e 8 feature che descrivono il contesto sociale dell'utente.

### 4.2.3 Feature degli oggetti

**Category** è la categoria delle applicazioni ottenuta dal Google Play Store. In MDF le applicazioni sono divise in 26 categorie che descrivono la loro funzionalità principale (es. videogiochi, notizie, social). Come si può vedere dalla Figura 6, anche in MDF il numero di campioni per ogni categoria è molto sbilanciato: la categoria Communication che comprende applicazioni di messaggistica come Whatsapp e Telegram ha più di 20k campioni. La seconda categoria più popolare è Social che comprende applicazioni come Facebook, Instagram e Twitter. La categoria è codificata con one-hot encoding.

#### 4.2.4 Feature degli utenti

Come per Frappe, il dataset MDF non contiene nessuna informazione sugli utenti. Per questo motivo ho generato quattro feature utente dalle feature di contesto e degli oggetti.

**User category** indica la categoria di applicazioni più utilizzata dall'utente. Anche in questo caso le categorie più popolari sono Communication e Social.

**User weekday** indica il giorno della settimana in cui l'utente ha generato il maggior numero di feedback. I giorni più popolari sono giovedì e venerdì.

**User daytime** indica il momento della giornata in cui l'utente ha generato il maggior numero di feedback. Il momento della giornata più popolare è la mattina.

**User weekend** indica se l'utente ha generato più feedback in settimana o nel weekend. La maggior parte degli utenti (97%), ha generato più feedback in settimana.

Come le feature degli oggetti, anche le feature degli utenti sono tutte variabili categoriche. Vengono codificate con one-hot encoding in un vettore di 27 feature: 14 per **user category**, 7 per **user weekday**, 4 per **user daytime**, 2 per **user weekend**.

Ricapitolando, il dataset MDF processato contiene 73176 campioni, 31 utenti e 338 oggetti. Oltre alle colonne user, item e feedback, il dataset contiene 27 feature degli utenti, 26 feature degli oggetti, e 71 feature di contesto.

# Capitolo 5

## Risultati

In questo capitolo sono riportati i risultati sui dataset Frappe e MDF. Nella sezione 5.1 sono spiegati i modelli scelti per comparare le prestazioni di moveCARS e il motivo della selezione. Nella sezione 5.2 è spiegata la metrica utilizzata per la valutazione dei modelli e i vantaggi che comporta. Nelle sezioni 5.3 e 5.4 sono spiegati  $k$ -fold e grid search per identificare gli iperparametri migliori dei modelli. Nella sezione 5.5 sono riportati i risultati sui dataset presentati nel Capitolo 4, e in ultimo i tempi di esecuzione su dispositivi Android (sezione 5.6).

### 5.1 Modelli di confronto

Ho comparato il modello moveCARS con tre modelli collaborative-filtering già discussi nel Capitolo 2:

1. *ALS*: Ho scelto questo modello per valutare la differenza di prestazioni su task di classificazione tra un algoritmo più classico di matrix factorization, e i nuovi approcci basati su deep learning. Ho utilizzato l'algoritmo ALS della libreria Python Implicit<sup>1</sup>. Questo progetto open-source fornisce le implementazioni di diversi algoritmi popolari per dataset con feedback impliciti, con supporto a multi-threading su CPU e kernel GPU.
2. *NeuMF*: Ho scelto questo modello come algoritmo base di deep learning non context-aware. È stato utile per valutare l'impatto del contesto nella produzione di raccomandazioni, confrontandolo con la sua variante context-aware ECAM NeuMF e con moveCARS. È infatti l'unico algoritmo di deep learning selezionato senza informazioni di contesto. Ho implementato il modello

---

<sup>1</sup><https://github.com/benfred/implicit>

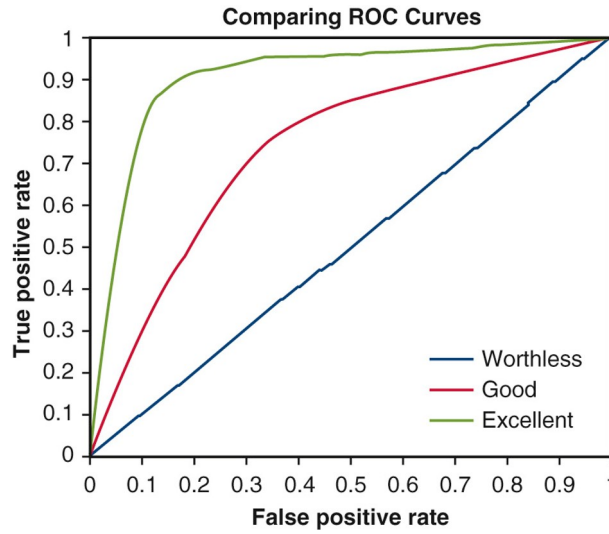


Figura 7: Curve ROC per tre classificatori con prestazioni diverse [43]

con la libreria Keras, seguendo il codice pubblicamente disponibile sul profilo GitHub di Xiangnan He<sup>2</sup>, uno degli autori di [8] in cui il modello è stato proposto.

3. *ECAM NeuMF*: Delle tre estensioni context-aware di NeuMF (ECAM, UCAM, HCAM), ho scelto ECAM NeuMF che utilizza un vettore di contesto senza ulteriori elaborazioni. Nonostante ECAM NeuMF sia la versione meno performante delle tre varianti [24], è l'unica plausibile per essere implementata su dispositivi mobili. Questo modello è utile per un confronto diretto con moveCARS, dato che i due modelli utilizzano lo stesso insieme di feature di contesto. Gli autori del modello non hanno rilasciato il codice sorgente o dettagli sull'implementazione. Per questo motivo ho implementato ECAM NeuMF in Keras, a partire da NeuMF.

## 5.2 AUC

Una curva ROC (Receiver Operating Characteristic) è un grafico che mostra le prestazioni di un modello di classificazione binario a tutte le possibili soglie di classificazione. Questa curva traccia due parametri: (i) True Positive Rate (TPR),

<sup>2</sup>[https://github.com/hexiangnan/neural\\_collaborative\\_filtering](https://github.com/hexiangnan/neural_collaborative_filtering)



(ii) False Positive Rate (FPR). I due parametri sono definiti come:

$$TPR = \frac{TP}{TP + FN}$$

$$FPR = \frac{FP}{FP + TN}$$

in cui  $TP$  sono gli esempi positivi correttamente classificati come positivi,  $TN$  sono gli esempi negativi correttamente classificati come negativi,  $FP$  sono gli esempi negativi erroneamente classificati come positivi,  $FN$  sono gli esempi positivi erroneamente classificati come negativi. Una curva ROC traccia  $TPR$  e  $FPR$  a diverse soglie di classificazione. Abbassando la soglia di classificazione il modello classifica più oggetti come positivi, aumentando di conseguenza i falsi positivi e i veri positivi.

L'AUC è l'area sottostante alla curva ROC. Quest'area è sempre rappresentata da un valore tra 0 e 1, così come sia  $TPR$  sia  $FPR$  possono variare tra 0 e 1. L'obiettivo è cercare di massimizzare l'area, in modo tale da avere il più alto  $TPR$  possibile e il più basso  $FPR$  possibile per una data soglia. Ne consegue che il classificatore binario peggiore possibile ha un AUC pari a zero, ciò significa che predice sempre il valore opposto a quello reale. Un classificatore con AUC pari a 0.5 risponde in modo casuale, mentre un classificatore con AUC pari ad uno risponde in modo perfetto. Il valore dell'AUC può anche essere visto come la probabilità che il modello sia in grado di distinguere tra la classe positiva e la classe negativa. La Figura 7 mostra in blu la curva ROC di un classificatore casuale, in viola quella di un buon classificatore, e in verde quella di un classificatore ottimo.

L'AUC possiede due proprietà fondamentali che la rendono un'ottima metrica per valutare le prestazioni generali di un classificatore binario [44]:

1. *Invarianza di scala*: L'AUC non dipende dalla scala delle predizioni. Moltiplicando l'output del modello per un fattore casuale, la forma della curva ROC e l'AUC non cambiano. Solo la soglia cambia modificando la scala.
2. *Invarianza alla soglia*: L'AUC misura la qualità delle predizioni del modello indipendentemente dalla soglia di classificazione scelta.

Per le proprietà elencate, ho scelto di usare l'AUC come metrica di paragone sia per ottimizzare gli iperparametri, sia per valutare le prestazioni dei modelli proposti nella sezione 5.1 rispetto a moveCARS.

### 5.2.1 AUC per ALS

Per calcolare l'AUC di una rete neurale si divide il dataset  $D$  in due sottoinsiemi  $D_{train}$  e  $D_{val}$ . Il modello è addestrato su  $D_{train}$  e valutato su  $D_{val}$ , calcolando

l'AUC in base ai valori predetti dalla rete  $y_{pred}$  e i valori reali  $y_{val}$  nel dataset  $D_{val}$ . Per gli algoritmi di matrix factorization come ALS, la divisione in train e test è effettuata mascherando una percentuale dei feedback positivi dalla matrice originale. L'AUC è poi calcolata sulla lista prodotta delle  $k$  migliori raccomandazioni (AUC@ $k$ ), o sull'errore di ricostruzione della matrice prodotta da ALS rispetto alla matrice originale. Per confrontare ALS con i modelli di deep learning ho seguito l'approccio suggerito in [45], che punta a calcolare l'AUC solo per gli utenti che hanno avuto uno o più feedback mascherati, anziché su tutta la matrice. L'algoritmo 2 riporta lo pseudocodice della procedura. Gli input sono una matrice  $D_{train}$  che corrisponde alla matrice originale  $D$  con una percentuale di feedback positivi alterati in feedback negativi,  $D_{test}$  che è una matrice i cui feedback positivi corrispondono ai feedback mascherati da  $D_{train}$ , e  $D_{pred}$  che è la matrice ricostruita dal modello ALS dopo essere stato addestrato su  $D_{train}$ . L'output è l'AUC di ALS su  $D$ . L'algoritmo inizia creando una lista di tutti gli utenti che hanno almeno un feedback alterato (riga 1). Per ogni utente  $u$  nella lista degli utenti alterati (riga 2), si estraggono i vettori  $u_{train}$ ,  $u_{test}$  e  $u_{pred}$  che corrispondono alla riga dell'utente  $u$  nelle matrici  $D_{train}$ ,  $D_{test}$  e  $D_{pred}$  (righe 3, 4, 5). Successivamente viene generato un vettore di indici  $u_{idx}$  che denota le posizioni in  $u_{train}$  che contengono un feedback negativo (riga 6). Il motivo per cui si fa questo è che sono da escludere dal calcolo dell'AUC i feedback positivi noti in fase di training, i quali sono zero in  $u_{test}$ . Dei vettori  $u_{test}$  e  $u_{pred}$  vengono quindi considerati solo gli elementi in posizione  $u_{idx}$  (righe 7, 8). A questo punto viene calcolata con la funzione *auc\_score*, l'AUC per l'utente  $u$  tra  $u_{test}$  e  $u_{pred}$  (riga 9). Il risultato  $u_{auc}$  è sommato all'AUC globale (riga 10). Calcolata l'AUC per tutti gli utenti  $u$ , l'AUC globale viene ritornata come media di tutte le AUC degli utenti (riga 12).

### 5.3 K-Fold Cross-Validation

La convalida incrociata è una delle tecniche di ricampionamento dei dati più utilizzata per stimare l'errore di predizione dei modelli e per regolare i parametri del modello. Nella  $k$ -fold cross-validation, il dataset  $D$  è partizionato in  $k$  insiemi disgiunti approssimativamente della stessa dimensione. In questo contesto, "fold" si riferisce al numero di sottoinsiemi che risultano dal partizionamento del dataset originale. Questo partizionamento viene eseguito selezionando casualmente esempi da  $D$  senza rimpiazzo. Il modello è addestrato utilizzando  $k - 1$  sottoinsiemi che congiuntamente rappresentano il training set. Successivamente, le prestazioni del modello sono calcolate sul sottoinsieme rimanente denotato come test set. Il processo è ripetuto fino a quando tutti i  $k$  sottoinsiemi sono stati usati come test set. La media delle  $k$  prestazioni misurate sui  $k$  test set costituisce il risultato della convalida incrociata [46]. La Figura 8 illustra il processo per  $k = 10$ , cioè

---

**Algoritmo 2** AUC per ALS

---

**Input:** $D_{train}$  -  $users \times items$  matrix with masked user-item interactions $D_{test}$  -  $users \times items$  matrix containing masked interactions from  $D_{train}$  $D_{pred}$  -  $users \times items$  matrix containing predicted feedbacks**Output:**  $AUC$ 


---

```

1:  $altered\_users \leftarrow$  list of users that have at least one item masked
2: for all  $u \in altered\_users$  do
3:    $u_{train} \leftarrow$  user  $u$  feedbacks in  $D_{train}$ 
4:    $u_{test} \leftarrow$  user  $u$  feedbacks in  $D_{test}$ 
5:    $u_{pred} \leftarrow$  user  $u$  feedbacks in  $D_{pred}$ 
6:    $u_{idx} \leftarrow$  indices where  $u_{train} = 0$ 
7:    $u_{test} \leftarrow u_{test}$  elements with indices in  $u_{idx}$ 
8:    $u_{pred} \leftarrow u_{pred}$  elements with indices in  $u_{idx}$ 
9:    $u_{AUC} \leftarrow auc\_score(u_{test}, u_{pred})$ 
10:   $AUC = AUC + u_{AUC}$ 
11: end for
12: Return  $AUC/altered\_user.length$ 

```

---

10-fold cross-validation. Nel primo fold, il primo sottoinsieme funge da test set  $D_{val}$  e i rimanenti nove sottoinsiemi costituiscono il training set. Nel secondo fold, il secondo sottoinsieme è il test set e i rimanenti sottoinsiemi sono il training set, e così via fino a quando ogni sottoinsieme è stato utilizzato come test set.

Non esiste una regola formale per selezionare il valore corretto di  $k$ , i valori più comuni sono  $k = 5$  (l'80% dei dati è usato come training set), oppure  $k = 10$  (il 90% dei dati è usato come training set). Al crescere di  $k$  la dimensione del training set aumenta, mentre la dimensione del test set diminuisce. In questa tesi, per misurare le prestazioni dei modelli, ho scelto  $k = 10$ .

## 5.4 Grid search

Un iperparametro di un modello è una caratteristica esterna al modello il cui valore non può essere stimato dai dati. Il valore dell'iperparametro va impostato prima di iniziare il processo di apprendimento. All'opposto, un parametro è una caratteristica interna al modello e il suo valore può essere stimato dai dati. La grid search è usata per trovare gli iperparametri ottimali di un modello che portano ad ottenere le predizioni più accurate.

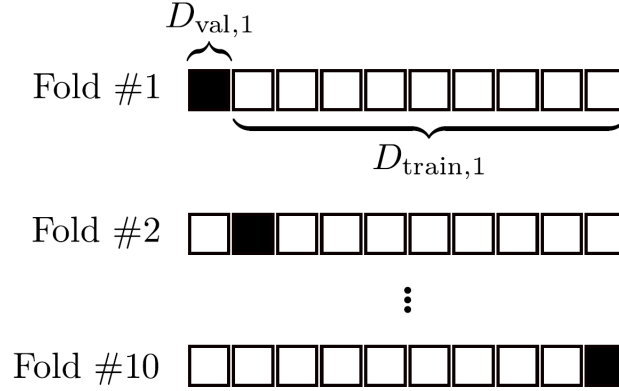


Figura 8: 10-fold cross-validation. Il dataset è diviso in modo casuale in dieci sottoinsiemi disgiunti, ognuno contenente il 10% dei dati

[46]

Uno spazio di ricerca è un volume in cui ogni dimensione rappresenta un iperparametro, ed ogni punto rappresenta una specifica configurazione del modello. Un punto nello spazio di ricerca è un vettore con una valore specifico per ogni iperparametro. La grid search è un processo che testa l'algoritmo selezionato in modo esaustivo, considerando un sottoinsieme definito manualmente dello spazio di ricerca. In pratica, per ogni iperparametro viene specificato manualmente un sottoinsieme di valori che può assumere, e la grid search testa l'algoritmo scelto considerando tutte le possibili combinazioni di iperparametri. In questa tesi, è stata scelta come combinazione di iperparametri migliore quella con cui il modello ottiene un valore di AUC più alto. Per maggiore robustezza, l'AUC è calcolata con 5-fold cross validation, scegliendo gli iperparametri che portano ad un AUC più alta su una media di 5 fold. La Tabella 1 mostra gli iperparametri selezionati per la calibrazione dei modelli, e i possibili valori che possono assumere. Le ultime due colonne riportano il risultato della grid search sui dataset MDF e Frappe.

## 5.5 Risultati sui dataset

In questa sezione sono riportati i risultati sui dataset MDF e Frappe. Come già spiegato, la metrica scelta per confrontare i modelli è l'AUC calcolata con 10-fold cross-validation. Gli iperparametri dei modelli sono impostati al valore migliore calcolato tramite grid search riportato nella Tabella 1.

<b>Modelli</b>	<b>Iperparametri</b>	<b>Valori</b>	<b>MDF</b>	<b>Frappe</b>
ALS	Fattori	[64, 128, 256, 512]	128	64
	Regolarizzazione	[0.01, 0.1, 1, 5, 7, 10]	5	10
	Iterazioni	[1, 10, 50, 100, 200]	10	1
NeuMF	Epoche	[5, 10, 15, 20]	10	5
	Batch size	[64, 128, 256]	64	64
	Learn rate	[0.0001, 0.001, 0.005, 0.01]	0.001	0.001
ECAM NeuMF	Epoche	[5, 10, 15, 20]	10	5
	Batch size	[64, 128, 256]	256	128
	Learn rate	[0.0001, 0.001, 0.005, 0.01]	0.001	0.001
moveCARS	Epoche	[5, 10, 15, 20]	10	10
	Batch size	[64, 128, 256]	64	128
	Learn rate	[0.0001, 0.001, 0.005, 0.01]	0.005	0.001
	Layer nascosti	[3, 4, 5]	3	3
	Neuroni	[100, 200, 300]	100	200

Tabella 1: Spazio di ricerca della grid search e risultati su MDF e Frappe

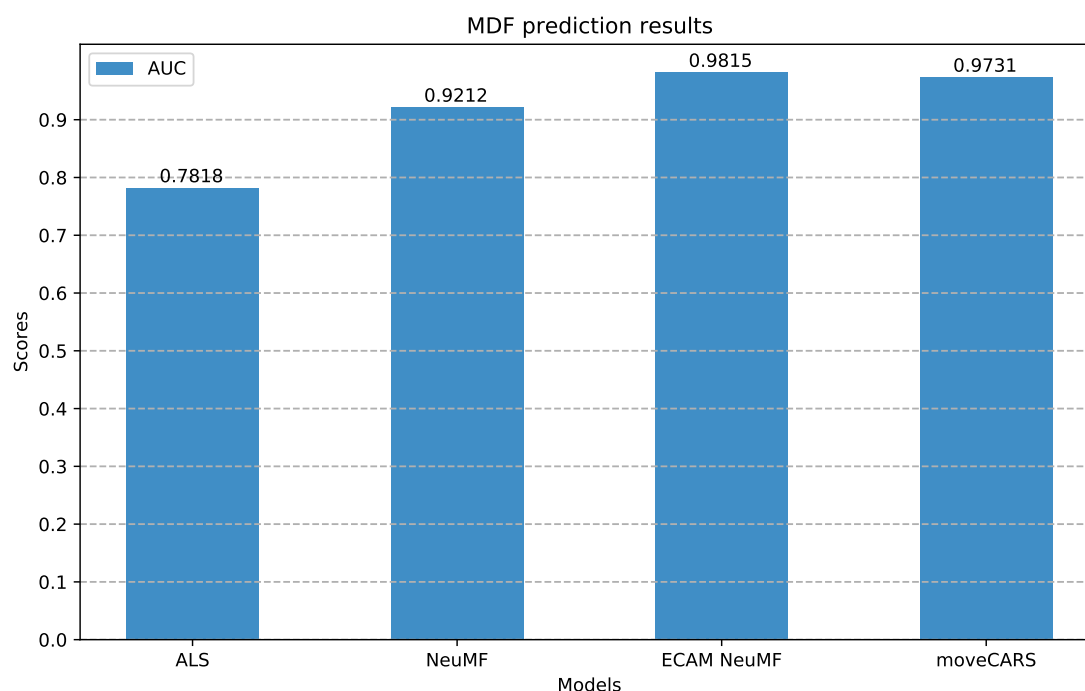


Figura 9: Risultati sul dataset MDF

### 5.5.1 Risultati MDF

La Figura 9 riporta un grafico a barre con i risultati dei modelli sul dataset MDF. Il modello che ha la capacità minore di distinguere le due classi è ALS con un  $AUC = 0.7818$ . Probabilmente ALS è un modello più adatto per il task di predizione dei  $k$  elementi più pertinenti per un utente, piuttosto che per un task di classificazione binaria. Inoltre l'utilizzo di un'applicazione Android è molto dipendente dal contesto, ALS utilizza invece solo informazioni su utenti e oggetti. NeuMF ha ottenuto un risultato migliore di ALS con un AUC pari a 0.9212, dimostrando che una rete neurale è più adatta per un task di classificazione.

ECAM NeuMF ha un AUC più alta del 6,15% rispetto alla sua controparte senza contesto NeuMF, dimostrando che integrare informazioni contestuali nel processo di raccomandazione può portare a predizioni migliori. Il modello moveCARS ha un AUC più alta di NeuMF del 5,33%, ma leggermente più bassa rispetto a ECAM NeuMF. È importante considerare però che moveCARS non ha le restrizioni di ECAM NeuMF descritte in ??, e inoltre le informazioni su utenti e oggetti associate a MDF sono piuttosto scarse. Per questi motivi considero il risultato di moveCARS su MDF ottimo, nonostante non si sia rivelato il modello migliore.

La Figura 10 riporta un grafico a barre con i risultati di moveCARS addestrato su sottoinsiemi diversi delle feature di MDF, per valutare l'impatto del contesto sulle raccomandazioni. In particolare viene addestrato con le seguenti combinazioni di feature: (i) solo feature di utenti e oggetti, (ii) feature di utenti, oggetti e contesto sociale, (iii) feature di utenti, oggetti e contesto fisico, (iv) feature di utenti, oggetti, contesto fisico e contesto sociale. Si può notare che il modello addestrato solo su feature di utenti e oggetti ha un AUC molto bassa, pari a 0.7119. Cioè è dovuto alla scarsità di feature che non descrivono in modo esaustivo gli utenti e gli oggetti. Aggiungendo il contesto sociale, che indica il tipo di persone in prossimità dell'utente nel momento in cui ha utilizzato un'applicazione, l'AUC aumenta a 0.7767. Ovviamente le informazioni di contesto sociale non sono sufficienti a descrivere interamente la situazione contestuale di un utente. Aggiungendo il contesto fisico alle feature di utenti e oggetti, l'AUC aumenta a 0.9583. Ciò dimostra ancora una volta che il contesto ha un effetto molto rilevante sulle raccomandazioni. Combinando il contesto fisico e sociale si ottiene l'AUC migliore, pari a 0.9731. Questa è un'indicazione che utilizzare un numero elevato di informazioni contestuali può migliorare ulteriormente le raccomandazioni.

Nei test precedenti come feature di contesto sociale sono state considerate solo `social_c1`, `social_c2`, `social_c3`, `social_c4` che descrivono gli alter in prossimità dell'utente nel momento in cui ha utilizzato un'applicazione. Non è stata considerata la feature `layer` che indica la cerchia sociale dell'utente da cui è stata ricevuta una raccomandazione. Questo perchè aggiungere questa nuova feature significa dover generare un dataset diverso e personale per ogni utente, in cui ogni riga contiene un valore che indica il layer dell'utente da cui è stata ricevuta la raccomandazione. Come ultimo test ho quindi generato un dataset per ogni utente (31 dataset), ogni dataset contiene tutti i campioni disponibili e tutte le feature già descritte, con l'aggiunta della feature `layer`. Per la valutazione, moveCARS è addestrato su tutti i dataset degli utenti, e viene memorizzata l'AUC ottenuta su ogni dataset. Di questi valori viene fatta la media per calcolare il risultato finale. L'AUC media è pari a 0.9822, superiore rispetto all'AUC di moveCARS calcolata precedentemente (0.9731), e superiore all'AUC di ECAM NeuMF (0.9815).

### 5.5.2 Risultati Frappe

In Figura 11 è riportato un grafico a barre con i risultati dei modelli sul dataset Frappe. Come per MDF l'algoritmo peggiore è ALS con un AUC pari a 0.7576. NeuMF ha un AUC migliore di ALS pari a 0.8143. Nonostante Frappe sia un dataset con poche informazioni contestuali, il contesto aiuta comunque nel processo di raccomandazione. ECAM NeuMF infatti ha un AUC più alta del 3,16% rispetto a NeuMF. La differenza meno marcata rispetto al dataset MDF si può spiegare nella minore dimensionalità del contesto di Frappe. MoveCARS ha ottenuto un

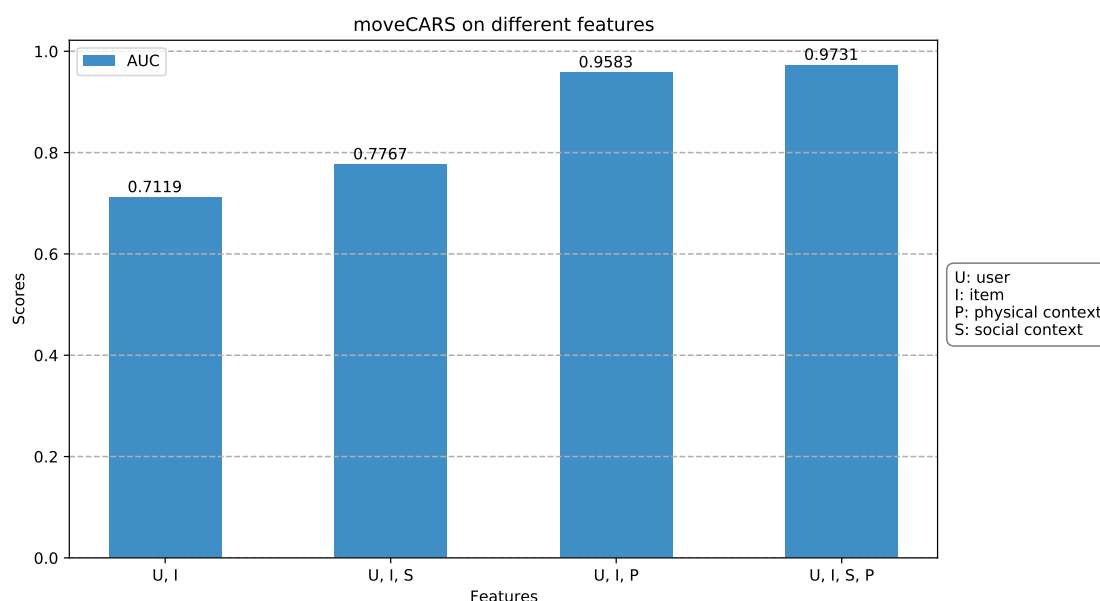


Figura 10: Risultati di moveCARS sul dataset MDF. Il modello è addestrato su feature differenti per valutare l’impatto del contesto sulle raccomandazioni

risultato migliore di NeuMF, con un AUC superiore del 2,46%, e leggermente inferiore a ECAM NeuMF. Di nuovo si può notare come con meno restrizioni sull’input moveCARS riesce ad ottenere risultati molto simili a ECAM NeuMF.

## 5.6 Test su smartphone

L’ultima parte di questo capitolo è dedicata a valutare se il modello moveCARS e gli altri algoritmi proposti come confronto possono essere eseguiti su dispositivi mobili, e se ci sono differenze in termini di tempo di esecuzione. Non è stata valutata la fase di addestramento dei modelli, che è rimandata agli sviluppi futuri, ma solo il tempo di inizializzazione e di inferenza del modello. Dato che i modelli selezionati sono scritti in Keras con Tensorflow come backend, ho scelto di ricorrere al framework TensorFlow Lite.

### 5.6.1 TensorFlow Lite

TensorFlow Lite<sup>3</sup> (TF Lite) è un framework di deep learning open-source, multi-piattaforma, distribuito con TensorFlow 2.0. TF Lite permette di convertire un

<sup>3</sup><https://www.tensorflow.org/lite>



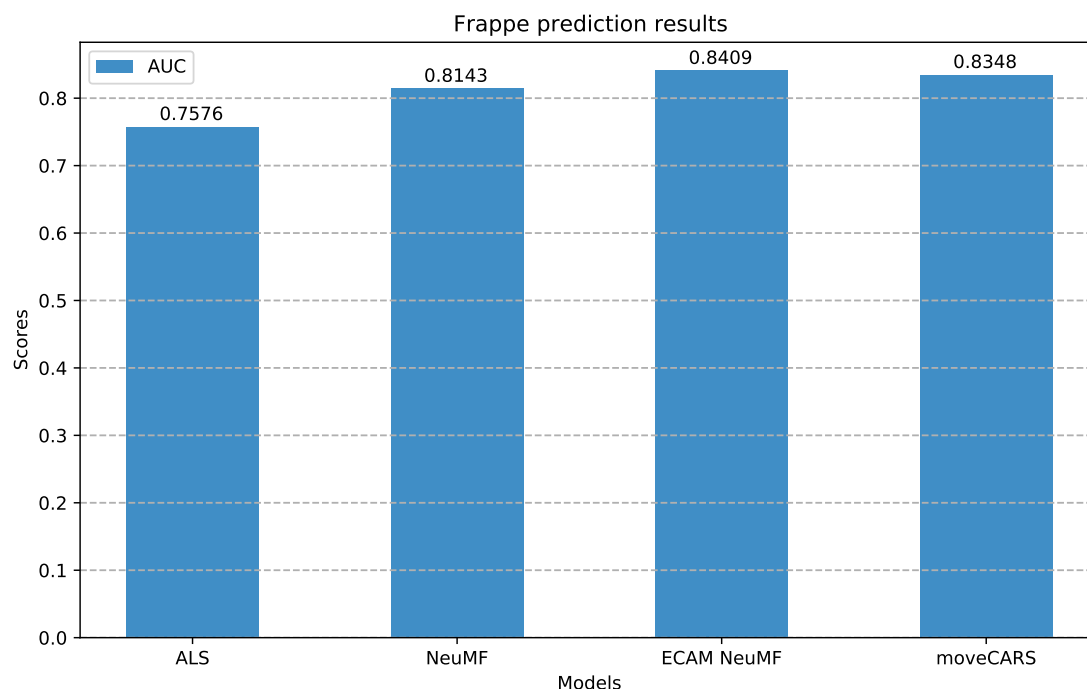


Figura 11: Risultati sul dataset Frappe

modello TensorFlow precedentemente addestrato in un formato speciale che può essere ottimizzato in velocità e memoria occupata. Questo formato speciale può essere distribuito su smartphone con Android o iOS, o dispositivi basati su Linux come il Raspberry Pi e altri microcontrollori.

TF Lite contiene principalmente due componenti fondamentali: il convertitore (TF Lite Converter) e l'interprete (TF Lite Interpreter) che può essere installato indipendentemente sul dispositivo su cui si vuole fare inferenza. Il convertitore ha il compito principale di ottimizzare il modello riducendo le sue dimensioni e aumentando la sua velocità di esecuzione. Sono disponibili diverse ottimizzazioni, ad esempio è possibile ridurre la precisione del modello convertendo tutti i pesi del modello da float a 32 bit a interi a 8 bit, a discapito naturalmente dell'accuratezza delle inferenze. Nei test effettuati in questa tesi sono state mantenute le impostazioni predefinite di TF Lite che riducono le dimensioni del modello senza quantizzazione dei pesi o delle attivazioni.

La conversione di un modello TensorFlow 2.0 in un modello TF Lite compatibile con dispositivi Android si compone di quattro passaggi:

1. *Fase di addestramento*: Il modello TensorFlow viene addestrato su dispositivo fisso con un dataset, allo stesso modo in cui si procede usualmente.

2. *Salvataggio del modello*: Il modello viene serializzato in un singolo file che contiene i pesi, i bias, e la configurazione di training del modello.
3. *Conversione del modello*: Il file salvato è dato in input al convertitore TF Lite che converte il modello TensorFlow in un modello TF Lite applicando le ottimizzazioni selezionate, e lo salva in un nuovo file con estensione tflite.
4. *Copia sul dispositivo*: Il file tflite viene copiato sul dispositivo mobile con Android Debug Bridge (adb), o con un semplice copia-incolla.

A questo punto si può utilizzare l'applicazione Android BenchmarkModel<sup>4</sup> per valutare i tempi di inizializzazione e inferenza dei modelli. Questa applicazione genera casualmente dei campioni compatibili con l'input del modello TF Lite e monitora il tempo che il modello impiega per inizializzare i propri parametri ed essere pronto per fare inferenza, e il tempo effettivo di inferenza sui dati generati casualmente. Ci sono alcuni parametri che possono essere configurati prima di eseguire il benchmark, tra cui:

- **num\_thread**  
Il numero di thread usati per eseguire l'interprete di TF Lite. Ho usato il valore 1 in modo da evitare il multithreading.
- **num\_benchmark**  
Il numero di benchmark eseguiti. Ogni benchmark è la media di **num\_runs** esecuzioni. Ho usato un numero di benchmark pari a 10.
- **num\_runs**  
Il numero di esecuzioni in un benchmark. Aumentare questo valore riduce la varianza dei tempi di inizializzazione e inferenza. Ho usato un numero di esecuzioni pari a 1000.
- **use\_gpu**  
Valore booleano che permette di selezionare se usare oppure no la GPU del dispositivo Android. Per ragioni di stabilità ho impostato il valore su falso.

### 5.6.2 Risultati benchmark su Android

Per valutare nel modo più accurato possibile i modelli, ho usato quattro diversi smartphone Android, su cui sono stati misurati i tempi di inizializzazione e inferenza dei modelli usando l'applicazione Android BenchmarkModel:

---

<sup>4</sup><https://github.com/tensorflow/tensorflow/tree/master/tensorflow/lite/tools/benchmark>

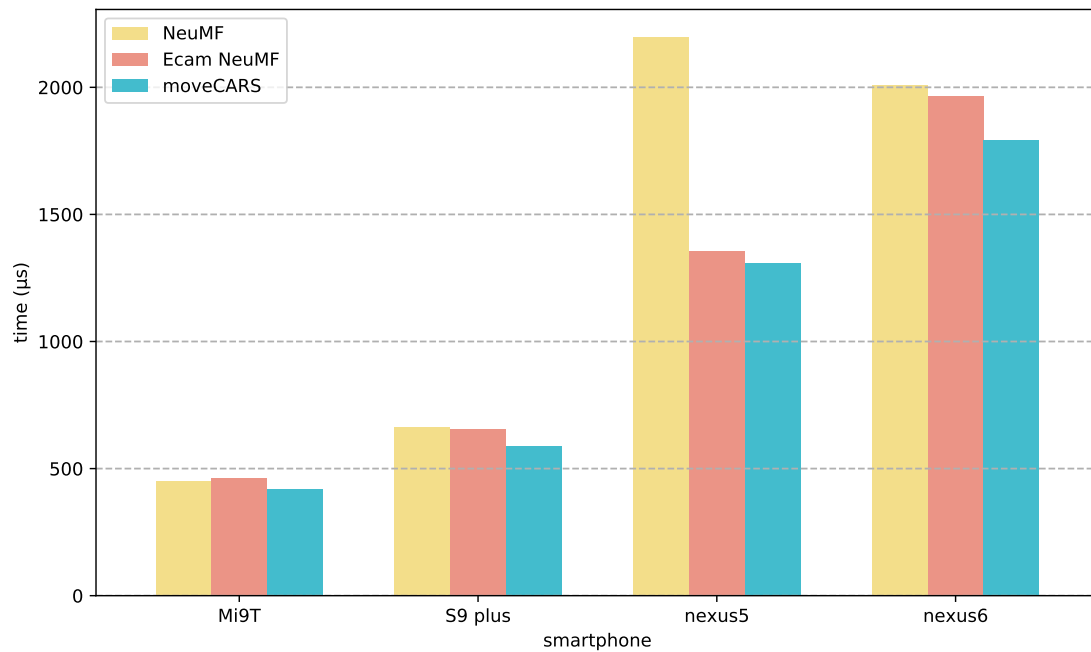


Figura 12: Tempo di inizializzazione in microsecondi dei modelli di deep learning su dispositivi Android

- *Google Nexus 5*: È un telefono rilasciato sul mercato a fine 2013 dotato di processore Qualcomm Snapdragon 800 e 2GB di RAM. Monta la versione di fabbrica di Android rilasciata da Google, e non ha installate applicazioni aggiuntive che potrebbero influire sui test.
- *Google Nexus 6*: È un telefono rilasciato sul mercato a fine 2014 dotato di processore Qualcomm Snapdragon 805 e 3GB di RAM. Come il Nexus 5, anche il Nexus 6 monta la versione di fabbrica di Android, e non ha installate applicazioni aggiuntive.
- *Samsung Galaxy S9 Plus*: È un telefono rilasciato sul mercato a inizio 2018 dotato di processore Samsung Exynos 9810 e 6GB di RAM. Monta una versione Android modificata da Samsung chiamata Samsung Experience. È l'unico tra i dispositivi usati per il confronto ad avere un processore diverso dai Qualcomm Snapdragon.
- *Xiaomi Mi9T*: È un telefono rilasciato sul mercato a inizio 2019 dotato di processore Qualcomm Snapdragon 730 e 6GB di RAM. Monta una versione Android modificata da Xiaomi chiamata MIUI. È il dispositivo più recente tra quelli usati per il benchmark.

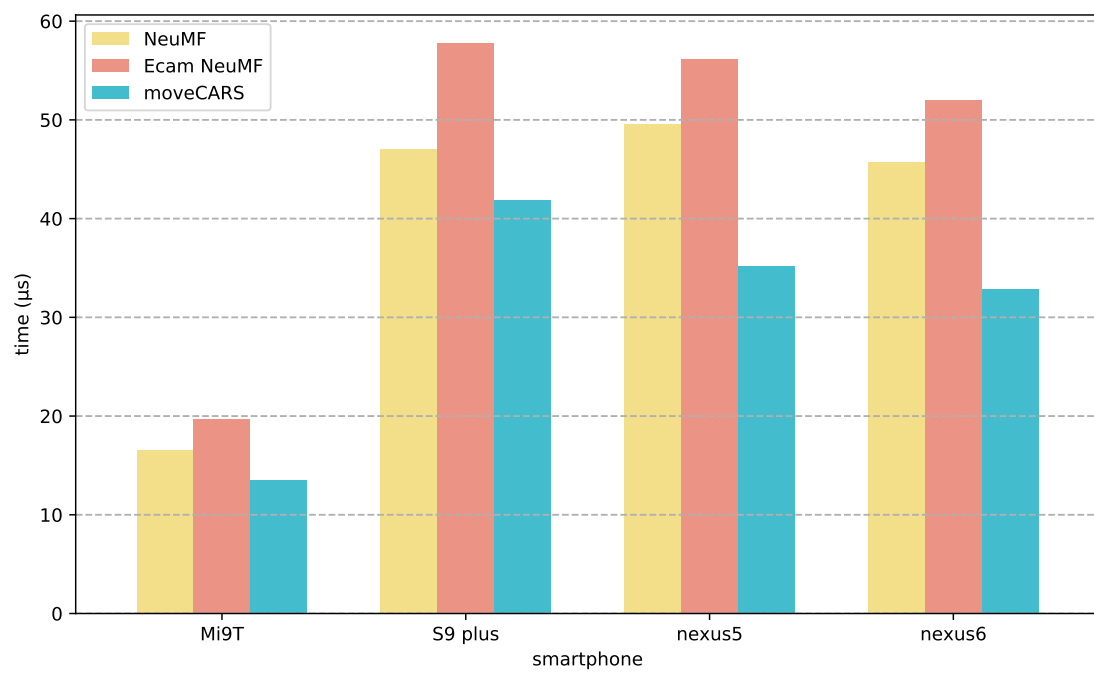


Figura 13: Tempo di inferenza in microsecondi dei modelli di deep learning su dispositivi Android

In Figura 12 è mostrato un grafico a barre con il tempo di inizializzazione dei modelli basati su deep learning sui quattro smartphone appena citati. Il grafico riporta il tempo di inizializzazione in microsecondi, calcolato come la mediana tra 10 benchmark. Ho usato la mediana al posto della media per eliminare i valori anomali causati probabilmente dall'esecuzione di altri processi o applicazioni sul dispositivo durante la fase di benchmark. Tutti gli algoritmi di deep learning sono molto veloci nella fase di inizializzazione, con un tempo mediano che varia tra  $418\mu s$  e  $2196,50\mu s$ . I tempi di inizializzazione più bassi sono ottenuti su Mi9T e S9 Plus che sono i dispositivi più recenti. MoveCARS è leggermente più veloce di NeuMF e ECAM NeuMF su tutti e quattro i dispositivi testati.

In Figura 13 è mostrato un grafico a barre con il tempo di inferenza su dispositivi mobili. Anche in questo caso il grafico riporta i tempi di inferenza in microsecondi calcolati come la mediana tra 10 benchmark. I tempi di inferenza sono molto più bassi di quelli di inizializzazione, con il tempo mediano per una singola inferenza che varia tra  $13.50\mu s$  e  $57.74\mu s$ . Ancora una volta il dispositivo più veloce è il Mi9T, mentre gli altri smartphone si attestano su risultati simili. Per quanto riguarda i modelli di deep learning, anche in fase di inferenza moveCARS è più veloce, seppure si parla di differenze di pochi microsecondi. In conclusione, dati i test effettuati su smartphone rilasciati tra il 2013 e il 2019, si può affermare che tutti i dispositivi sono in grado di eseguire in real-time, con un leggero vantaggio in velocità per moveCARS.

# Capitolo 6

## Conclusioni

### 6.1 Conclusioni

Conclusioni...

### 6.2 Sviluppi futuri

Sviluppi futuri...

# Bibliografia

- [1] Prem Melville and Vikas Sindhwani. *Recommender Systems*, pages 829–838. Springer US, Boston, MA, 2010.
- [2] Mattia G. Campana and Franca Delmastro. Recommender systems for online and mobile social networks: A survey. *Online Social Networks and Media*, 3-4:75–97, 2017.
- [3] Arthur Mello. How do netflix and amazon know what i want? <https://towardsdatascience.com/how-do-netflix-and-amazon-know-what-i-want-852c480b67ac>, 2020.
- [4] Dietmar Jannach, Markus Zanker, Alexander Felfernig, and Gerhard Friedrich. *Recommender Systems: An Introduction*. Cambridge University Press, USA, 1st edition, 2010.
- [5] Yehuda Koren, Robert Bell, and Chris Volinsky. Matrix factorization techniques for recommender systems. *Computer*, 42(8):30–37, 2009.
- [6] Steffen Rendle. Factorization machines. In *2010 IEEE International Conference on Data Mining*, pages 995–1000, 2010.
- [7] Shuai Zhang, Lina Yao, Aixin Sun, and Yi Tay. Deep learning based recommender system. *ACM Computing Surveys*, 52(1):1–38, Feb 2019.
- [8] Xiangnan He, Lizi Liao, Hanwang Zhang, Liqiang Nie, Xia Hu, and Tat-Seng Chua. Neural collaborative filtering. In *Proceedings of the 26th International Conference on World Wide Web, WWW '17*, page 173–182, Republic and Canton of Geneva, CHE, 2017. International World Wide Web Conferences Steering Committee.
- [9] Google Developers. Matrix factorization. <https://developers.google.com/machine-learning/recommendation/collaborative/matrix>, 2020.
- [10] Simon Funk. Netflix update: Try this at home. <https://sifter.org/~simon/journal/20061211.html>, 2006.

- [11] Yancheng Jia, Changhua Zhang, Qinghua Lu, and Peng Wang. Users' brands preference based on svd++ in recommender systems. In *2014 IEEE Workshop on Advanced Research and Technology in Industry Applications (WARTIA)*, pages 1175–1178, 2014.
- [12] Yifan Hu, Yehuda Koren, and Chris Volinsky. Collaborative filtering for implicit feedback datasets. In *2008 Eighth IEEE International Conference on Data Mining*, pages 263–272, 2008.
- [13] Christopher C. Johnson. Logistic matrix factorization for implicit feedback data. 2014.
- [14] Victor Köhler. Als implicit collaborative filtering. <https://medium.com/radon-dev/als-implicit-collaborative-filtering-5ed653ba39fe>, 2017.
- [15] Kurt Hornik, Maxwell Stinchcombe, and Halbert White. Multilayer feedforward networks are universal approximators. *Neural Networks*, 2(5):359–366, 1989.
- [16] F.O. Isinkaye, Y.O. Folajimi, and B.A. Ojokoh. Recommendation systems: Principles, methods and evaluation. *Egyptian Informatics Journal*, 16(3):261–273, 2015.
- [17] Google Developers. Collaborative filtering advantages and disadvantages. <https://developers.google.com/machine-learning/recommendation/collaborative/summary>, 2020.
- [18] Jesùs Bobadilla, Fernando Ortega, Antonio Hernando, and Jesùs Bernal. A collaborative filtering approach to mitigate the new user cold start problem. *Knowledge-Based Systems*, 26:225–238, 2012.
- [19] Charu C. Aggarwal. *Recommender Systems - The Textbook*. Springer, 2016.
- [20] Pasquale Lops, Marco de Gemmis, and Giovanni Semeraro. *Content-based Recommender Systems: State of the Art and Trends*, pages 73–105. 01 2011.
- [21] Francesco Ricci, Lior Rokach, Bracha Shapira, and Paul B. Kantor. *Recommender Systems Handbook*. Springer-Verlag, Berlin, Heidelberg, 1st edition, 2010.
- [22] Linas Baltrunas, Bernd Ludwig, and Francesco Ricci. Matrix factorization techniques for context aware recommendation. In *Proceedings of the Fifth ACM Conference on Recommender Systems*, page 301–304, New York, NY, USA, 2011. Association for Computing Machinery.



- [23] Alexandros Karatzoglou, Xavier Amatriain, Linas Baltrunas, and Nuria Oliver. Multiverse recommendation: N-dimensional tensor factorization for context-aware collaborative filtering. In *Proceedings of the Fourth ACM Conference on Recommender Systems*, page 79–86, New York, NY, USA, 2010. Association for Computing Machinery.
- [24] Moshe Unger, Alexander Tuzhilin, and Amit Livne. Context-aware recommendations based on deep learning frameworks. *ACM Trans. Manage. Inf. Syst.*, 11(2), May 2020.
- [25] Casper Hansen, Christian Hansen, Lucas Maystre, Rishabh Mehrotra, Brian Brost, Federico Tomasi, and Mounia Lalmas. Contextual and sequential user embeddings for large-scale music recommendation. In *Fourteenth ACM Conference on Recommender Systems*, RecSys '20, page 53–62, New York, NY, USA, 2020. Association for Computing Machinery.
- [26] Jiwon Hong, Won-Seok Hwang, Jin-Hyung Kim, and Sang-Wook Kim. Context-aware music recommendation in mobile smart devices. In *Proceedings of the 29th Annual ACM Symposium on Applied Computing*, SAC '14, page 1463–1468, New York, NY, USA, 2014. Association for Computing Machinery.
- [27] Hongzhi Yin, Yizhou Sun, Bin Cui, Zhiting Hu, and Ling Chen. Lcars: A location-content-aware recommender system. In *Proceedings of the 19th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, KDD '13, page 221–229, New York, NY, USA, 2013. Association for Computing Machinery.
- [28] Gediminas Adomavicius, Bamshad Mobasher, Francesco Ricci, and Alexander Tuzhilin. Context-aware recommender systems. *AI Magazine*, 32(3):67–80, Oct. 2011.
- [29] Moshe Unger, Ariel Bar, Bracha Shapira, and Lior Rokach. Towards latent context-aware recommendation systems. *Knowledge-Based Systems*, 104, 04 2016.
- [30] Moshe Unger, Bracha Shapira, Lior Rokach, and Amit Livne. Inferring contextual preferences using deep encoder-decoder learners. *New Review of Hypermedia and Multimedia*, 24(3):262–290, 2018.
- [31] Moshe Unger and Alexander Tuzhilin. Hierarchical latent context representation for context-aware recommendations. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, PP, 09 2020.

- [32] G. E. Hinton and R. R. Salakhutdinov. Reducing the dimensionality of data with neural networks. *Science*, 313(5786):504–507, 2006.
- [33] Ian Davidson and S. S. Ravi. Agglomerative hierarchical clustering with constraints: Theoretical and empirical results. In *Knowledge Discovery in Databases: PKDD 2005*, pages 59–70, Berlin, Heidelberg, 2005. Springer Berlin Heidelberg.
- [34] Aurélien Géron. Hands-on machine learning with scikit-learn and tensorflow: Concepts. *Tools, and Techniques to build intelligent systems*, 2017.
- [35] Ian Goodfellow, Yoshua Bengio, and Aaron Courville. *Deep Learning*. MIT Press, 2016.
- [36] Xavier Glorot, Antoine Bordes, and Y. Bengio. Deep sparse rectifier neural networks. volume 15, 01 2010.
- [37] Jason Brownlee. How to choose an activation function for deep learning. <https://machinelearningmastery.com/choose-an-activation-function-for-deep-learning/>, 2021.
- [38] Daniel Godoy. Understanding binary cross-entropy / log loss: a visual explanation. <https://towardsdatascience.com/understanding-binary-cross-entropy-log-loss-a-visual-explanation-a3ac6025181a>, 2018.
- [39] Diederik P. Kingma and Jimmy Ba. Adam: A method for stochastic optimization, 2017.
- [40] Unsupervised modelling of the user’s social context and visited locations at the edge of the internet.
- [41] Linas Baltrunas, Karen Church, Alexandros Karatzoglou, and Nuria Oliver. Frappe: Understanding the usage and perception of mobile app recommendations in-the-wild. 05 2015.
- [42] Mattia G. Campana and Franca Delmastro. Mydigitalfootprint: an extensive context dataset for pervasive computing applications at the edge. 2021.
- [43] Victor A. Ferraris. Commentary: Should we rely on receiver operating characteristic curves? from submarines to medical tests, the answer is a definite maybe! *The Journal of Thoracic and Cardiovascular Surgery*, 157(6):2354–2355, 2019.

- [44] Rahul Agarwal. An understandable guide to roc curves and auc and why and when to use them? <https://towardsdatascience.com/an-understandable-guide-to-roc-curves-and-auc-and-why-and-when-to-use-them-92> 2021.
- [45] Jesse Steinweg-Woods. A gentle introduction to recommender systems with implicit feedback. <https://jessesw.com/Rec-System/>, 2018.
- [46] Daniel Berrar. *Cross-Validation*. 01 2018.