



UNIVERSITÀ DEGLI STUDI DI MILANO
FACOLTÀ DI SCIENZE E TECNOLOGIE

Corso di Laurea in Informatica Musicale

MOONCLOUD RECOMMENDATION SYSTEM

Relatore:

Claudio Agostino Ardagna

Correlatore:

Nome COGNOME

Tesi di Laurea di:

Andrea Michele Albonico

Matricola: 886667

Anno Accademico 2018/2019

Ringraziamenti

Andrea Michele Albonico

Prefazione

I sistemi di raccomandazione (*Recommendation System*) hanno avuto un forte sviluppo negli ultimi decenni e nascono proprio con lo scopo di identificare quegli oggetti (detti generalmente *item*) all'interno di un vasto mondo di informazioni che possono essere di nostro interesse e tanto maggiore è il grado di conoscenza dell'individuo e tanto più vengono ritenuti affidabili.

Il motivo di questo successo risiede nella riuscita integrazione di tali sistemi in applicazioni commerciali, soprattutto nel mondo dell'E-commerce e nel fatto che sono in grado di aiutare un utente a prendere una decisione che sia la scelta di un film per l'uscita con gli amici il sabato sera, di una playlist da ascoltare durante un viaggio in auto o in un momento di lettura, e via discorrendo.

MoonCloud è una piattaforma erogata come servizio che fornisce un meccanismo di *Security Governance* centralizzato. Garantisce il controllo della sicurezza informatica in modo semplice e intuitivo, attraverso attività di test e monitoraggio periodiche e programmate (*Security Assurance*). L'obiettivo di questa tesi è stato quello di aggiungere, al già presente sistema per la scelta dei controlli all'interno delle attività di test, un sistema di raccomandazioni che possa consigliare all'utente delle possibili *evaluation* rispetto ai dati relativi al target indicato; in questo modo anche l'utente meno esperto può usufruire dei servizi offerti da MoonCloud in modo semplice e intuitivo.

La tesi è organizzata come segue:

Capitolo 1 – Introduzione a MoonCloud in questo capitolo viene descritta la piattaforma MoonCloud e il suo funzionamento in ambito di Security Assurance.

Capitolo 2 – Tecnologie utilizzate in questo capitolo vengono presentati gli studi e le analisi di soluzioni esistenti, studi delle tecnologie utilizzate per la realizzazione del progetto.

Capitolo 3 – Recommendation systems in questo capitolo viene descritto in modo più approfondita degli studi compiuti che hanno portato al-

la realizzazione dei sistemi di raccomandazione proposti nella soluzione implementata per la piattaforma MoonCloud.

Capitolo 4 – Descrizione della soluzione in questo capitolo viene descritta in maniera dettagliata la realizzazione dell'applicativo, analizzando quali sono state le difficoltà maggiori, i risultati ottenuti e l'uso che se ne è fatto.

Capitolo 5 – Conclusioni in questo capitolo vengono esposte le conclusioni e i possibili sviluppi futuri delle attività svolte e del sistema realizzato.

Indice

Prefazione	v
1 Introduzione a MoonCloud	1
1.1 MoonCloud overview	1
1.2 Processo di Evaluation	4
2 Tecnologie utilizzate	7
2.1 Python	7
2.2 Django e Postgres	7
2.3 Docker	7
2.4 Strutture dati gerarchiche	7
2.4.1 The adjacency list model	8
2.4.2 The Nested set model	9
2.5 Sistemi di raccomandazione	11
2.5.1 Content-based filtering	13
2.5.2 Collaborative filtering	14
2.5.3 Challenges and limitations	15
3 Recommendation Systems	17
3.1 Memory-based	17
3.1.1 User-based filtering	17
3.1.2 Item-based filtering	18
3.2 Model-based filtering	19
4 Descrizione della soluzione	21
5 Conclusioni	23
Bibliografia	25

Elenco delle figure

1.1	Security Compliance Evaluation	4
2.1	Esempio di una gestione di dati in modo gerarchico	8
2.2	Esempio di una tabella per gestire dati in modo gerarchico secondo l'adjacency list model	9
2.3	Esempio di una gestione di dati in modo gerarchico secondo il Nested set model	10
2.4	Esempio di una tabella per la gestione di dati in modo gerar- chico secondo il Nested set model	11
2.5	12
3.1	Esempio di applicazione di un sistema di raccomandazione User-based	18
3.2	Esempio di applicazione di un sistema di raccomandazione Item-based	19

Capitolo 1

Introduzione a MoonCloud

In questo capitolo verrà descritto in modo più approfondito il funzionamento della piattaforma Moon Cloud e unitamente al motivo dell'implementazione della soluzione proposta.

1.1 MoonCloud overview

La diffusione di sistemi ICT (*Information and Communications Technology*) nella maggiorparte degli ambienti lavorativi e privati in termini di servizi offerti, automazione di processi e incremento delle performance. L'uso di questa tecnologia ha assunto importanza a partire dagli anni novanta come effetto del boom di Internet. Oggi le professionalità legate all'ICT crescono in numero e si evolvono per specificità, per operare in ambienti fortemente eterogenei ma sempre più interconnessi fra di loro come il cloud computing, i social newtwork, il marketing digitale, i sistemi IoT, la realtà virtuale, etc.

Gli immensi benefici del cloud in termini di flessibilità, consumo delle risorse e gestione semplificata, la rende la prima scelta per utenti e industrie per il deploy dei loro sistemi IT. Tuttavia il cloud computing solleva diverse problematiche legate alla mancanza di fiducia e trasparenza dove i clienti necessitano di avere delle garanzie sui servizi cloud ai quali si affidano; spesso i fornitori di servizi cloud non forniscono ai clienti le specifiche riguardanti le misure di sicurezza messe in atto.

Negli ultimi anni, sono state sviluppate tecniche e modi per rendere sicuri questi sistemi e proteggere i dati degli utenti, portando alla diffusione di approcci eterogenei che incrementano la confusione negli utenti. Tecniche tradizionali di verifica della sicurezza basati su approcci di analisi statistica non sono più sufficienti e devono essere integrati con processi di raccolta di evidenze da sistemi cloud in produzione e funzionamento. In generale il

cloud security definisce i modi (ad esempio crittazione, controllo degli accessi, etc.) per proteggere attivamente gli asset da minacce interne ed esterne, e fornire un ambiente in cui i clienti possano affidarsi e interagire in totale sicurezza. Ma per rendere il cloud degno di fiducia e trasparente, sono state introdotte tecniche di *security assurance* le quali sono definite come il modo per ottenere la fiducia necessaria nelle infrastrutture e/o nelle applicazioni di dimostrare che siano garantite delle proprietà di sicurezza, e che operi normalmente anche se subisce attacchi; grazie alla raccolta e allo studio di queste evidenze è possibile che venga accertata la validità e efficienza delle proprietà di sicurezza.

Il prezzo che paghiamo per i benefici di queste tecnologie è dato dall'incremento di violazioni di sicurezza, che oggi giorno preoccupa tutte le aziende e anche i loro clienti, con l'incremento del rischio di fallimento per i servizi più importanti dovuti a violazioni della privacy e al furto di dati.

Il mercato sta lentamente notando che non è l'inadeguamento tecnologico dei sistemi di sicurezza che incrementa il rischio di furti di dati o delle violazioni di sicurezza; piuttosto, la mal configurazione e l'errata integrazione di questi sistemi nei processi di business. [2]

Per questo motivo anche se vengono usati i sistemi di sicurezza e di controllo migliori non è possibile garantire la sicurezza; ma è necessario implementare un processo continuo di diagnostica che verifica che i controlli siano configurati in modo corretto e il loro comportamento sia quello aspettato.

Il *Security Assessment* diventa allora un aspetto importante specialmente negli ambienti cloud e IoT. Questo processo deve essere portato avanti in modo continuo e olistico, per correlare le evidenze raccolte da sempre maggiori meccanismi di protezione. [1]

Moon Cloud è una soluzione PaaS (Platform as a Service) che fornisce una piattaforma B2B (Business To Business) innovativa per verifiche, diagnostiche e monitoraggio dell'adeguatezza dei sistemi ICT rispetto alle politiche di sicurezza, in modo continuo e su larga scala. Moon Cloud supporta una semplice ed efficiente *ICT security governance*, dove le politiche di sicurezza possono essere definite dalle compagnie stesse (a partire da un semplice controllo sulle vulnerabilità a linee guida di sicurezza interna), da entità esterne, imposte da standard oppure da regolamentazioni nazionali/internazionali.

La sicurezza di un sistema o di un insieme di asset dipende solo parzialmente dalla forza dei singoli meccanismi di protezione isolati l'uno dall'altro; infatti, dipende anche dall'abilità di questi meccanismi di lavorare continuamente in sinergia per provvedere a una protezione olistica. In più, quando i sistemi cloud e i servizi IoT sono coinvolti, le dinamiche di questi servizi e la loro rapida evoluzione rende il controllo dei processi all'interno dell'azienda e le politiche di sicurezza più complesse e prone ad errori.

I requisiti ad alto livello fondamentali per poter garantire le Security Assurance sono:

sistema olistico è richiesta una visione globale e pulita dello status dei sistemi di sicurezza; inoltre è cruciale distribuire lo sforzo degli specialisti in sicurezza per migliorare il processo e le politiche messe in atto. Si parte da delle valutazioni fatte manualmente a quella semi-automatiche che ispezionano i meccanismi di sicurezza.

monitoraggio continuo ed efficiente è necessario un controllo continuo che valuti l'efficienza dei sistemi di sicurezza per ridurre l'impatto dell'errore umano, soprattutto dal punto di vista organizzativo. La mancata configurazione dovuta al cambiamento dell'ambiente, la coesistenza di componenti in conflitto: sono scenari che richiedono un monitoraggio e un aggiornamento continuo.

singolo punto management avere un solo punto in cui gestire tutti gli aspetti relativi alla sicurezza, permette di avere sotto controllo le politiche di sicurezza. Inoltre disporre di un inventario degli asset da proteggere, così da poter conoscere quali protezioni applicare.

reazioni rapide a incidenti di sicurezza spesso la reazione ad incidenti di sicurezza è ritardata da due fattori: il tempo richiesto per rilevare l'incidente e il tempo per analizzare il motivo dell'accaduto.

Moon Cloud è basato su una tecnica di Security Assurance garantendo che tutte le attività aziendali si compiano seguendo i requisiti prestabiliti da appropriate politiche e procedure.

Una *Security Compliance Evaluation* è il processo di verifica a cui un target viene sottoposto e il cui risultato deve soddisfare i requisiti richiesti da standard e politiche. A partire da questi processi di verifica, che devono a loro volta essere affidabili, si ottengono delle evidenze; queste ultime possono essere raccolte monitorando l'attività del target oppure, come già menzionato, sottoponendo il target a scenari critici o di testing. In particolare, una Security Compliance Evaluation è un processo che verifica l'uniformità di un certo target a una o più politiche attraverso una serie di controlli che a seconda del valore booleano associato ad ogni controllo viene prodotto un valore booleano per le politiche.

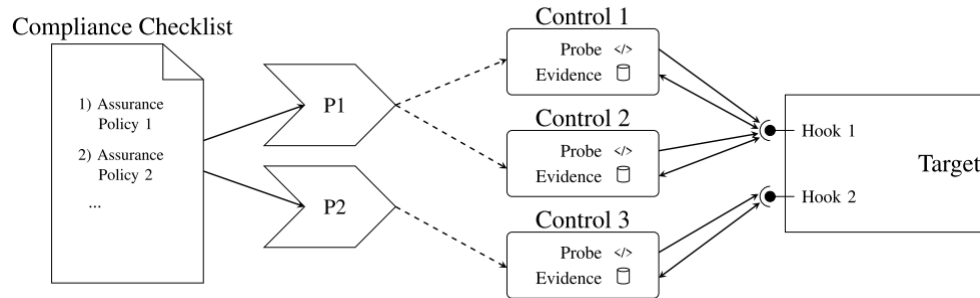


Figura 1.1: Security Compliance Evaluation

1.2 Processo di Evaluation

Moon Cloud implementa il processo di Security Compliance Evaluation in Figura 1.1 usando controlli di monitoraggio o di test personalizzabile. Inoltre garantisce, oltre a tutti i requisiti ad alto livello elencati prima, anche i seguenti:

- Moon Cloud è una piattaforma cloud centralizzata presentando una visione olistica dello stato di sicurezza di un dato sistema.

- Moon Cloud implementa un sistema di Assurance Evidence-based continuo, implementato come processo di Compliance, basato su politiche custom o standard.

- Moon Cloud è offerto come un servizio - PaaS, dove le attività di evaluation possono essere facilmente ed efficientemente configurate su un target asset, senza l'intervento dell'uomo.

- Moon Cloud permette di schedare delle ispezioni automatiche, grazie all'inventario di asset protetto.

- Moon Cloud evaluation engine può ispezionare dall'interno, gestendo così delle minacce interne; permettendo anche reazioni rapide a incidenti di sicurezza e veloci rimedi, grazie alla raccolta continua di evidence.

L'architettura di Moon Cloud è costituita da un'Assurance Manager che gestisce i processi di Evaluation attraverso un set di *Execution Cluster*; ognuno dei quali gestisce ed esegue un set di probe che collezionano le evidence necessarie per le evaluation. Tutte le attività di collezione sono eseguite dal probe. Ogni probe è uno script di python fornito come una singola immagine di Docker, che viene inizializzata quando è triggerata una evaluation ed è

distrutta quando il processo di evaluation è terminato.

Accedendo alla piattaforma di Moon Cloud, l'utente può definire le proprie politiche di sicurezza e attività di evaluation come espressioni booleane di controlli di sicurezza e altre politiche predefinite. Una volta che una politica viene definita, l'utente può decidere quando schedulare l'evaluation; e nel momento in cui un processo di evaluation viene inizializzato, tutti i controlli vengono eseguiti e i risultati dell'espressioni booleane vengono memorizzati e restituiti all'utente. A questo punto l'utente può accedere a questi risultati a diversi gradi di precisione: una visione sommaria e generale di tutte le politiche implementate e dello stato generale del sistema di sicurezza, al risultato di una specifica politica oppure alle evidence raccolte per una evaluation.

Per poter rendere ancora più intuitivo e semplice da utilizzare un sistema di questa importanza, si è pensato di introdurre un sistema che possa raccomandare agli utenti, in base agli asset forniti che vuole proteggere e monitorare, una serie di evaluation o politiche da applicare in quei casi; questo permette anche a utenti meno esperti di poter configurare in modo rapido ed efficiente dei meccanismi di monitoraggio da minacce.

Capitolo 2

Tecnologie utilizzate

In questo capitolo verranno descritte le attività preliminari per la realizzazione di questo progetto, le tecnologie utilizzate unitamente alle motivazioni legate all'uso di questi sistemi rispetto ad altri.

2.1 Python

2.2 Django e Postgres

2.3 Docker

2.4 Strutture dati gerarchiche

Le tabelle di un database relazione non sono gerarchiche (come nel XML), ma sono delle semplici liste piatte. I dati gerarchici sono costituiti da relazioni padre-figlio che non possono essere rappresentate in modo naturale nelle tabelle dei database relazionali. In questo caso, i dati gerarchici sono una collezione di informazioni dove ogni item ha un solo padre e nessuno o più figli (ad eccezione del nodo radice che non ha un nodo padre); questo genere di rappresentazione delle informazioni può essere trovato in diversi ambiti di applicazione di un database, incluse discussioni su forum e mailing list, grafici di organizzazione di un business, categorie per gestire contenuti e categorie di prodotti.

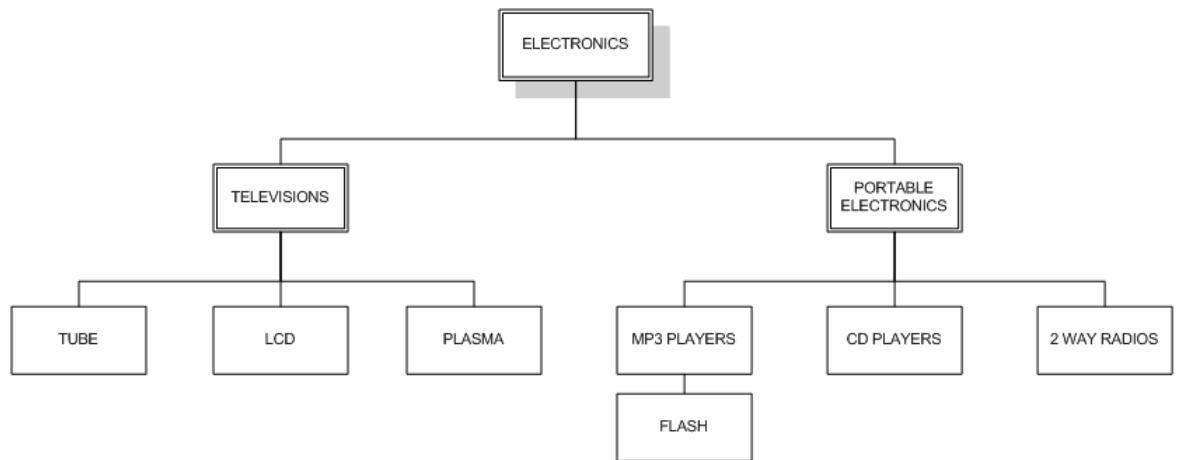


Figura 2.1: Esempio di una gestione di dati in modo gerarchico

Ci sono differenti modelli per poter gestire dati in modo gerarchico, i più importanti che sono stati presi in considerazione sono i seguenti:

2.4.1 The adjacency list model

Il primo approccio, e quello di più semplice implementazione, qui descritto è chiamato *'adjacency list model* o metodo ricorsivo; è definito tale perchè per funzionare necessita solo di una funzione che itera per tutto l'albero. In questo modello, ogni item (nodo dell'albero) nella tabella contiene un puntatore al suo item padre; invece il nodo radice avrà un puntatore a un valore NULL per l'item padre.

Il vantaggio di usare questo modello sta nella sua semplicità di costruzione soprattutto a livello di codice client-side, e di restituzione dei figli di un nodo. Mentre diventa problematico se si lavora in puro SQL e nella maggior parte dei linguaggi di programmazione, è lento e poco efficiente, perchè è necessaria una query per ogni nodo dell'albero, e visto che ogni query impiega un certo periodo di tempo, questo rende la funzione molto lenta quando si lavora con alberi di grandi dimensioni. Inoltre molti linguaggi non sono ottimizzati per funzioni ricorsive. Per ogni nodo, la funzione inizia una nuova istanza di se stessa, ogni istanza occupa una porzione di memoria e impiega un certo tempo per inicializzarsi, e più grande è l'albero e più questo processo sarà portato a termine in maggior tempo.

```

CREATE TABLE category(
    category_id INT AUTO_INCREMENT PRIMARY KEY,
    name VARCHAR(20) NOT NULL,
    parent INT DEFAULT NULL
);

INSERT INTO category VALUES(1,'ELECTRONICS',NULL),(2,'TELEVISIONS',1),(3,'TUBE',2),
    (4,'LCD',2),(5,'PLASMA',2),(6,'PORTABLE ELECTRONICS',1),(7,'MP3 PLAYERS',6),
    (8,'FLASH',7),
    (9,'CD PLAYERS',6),(10,'2 WAY RADIOS',6);

SELECT * FROM category ORDER BY category_id;
+-----+-----+-----+
| category_id | name                | parent |
+-----+-----+-----+
| 1 | ELECTRONICS        | NULL   |
| 2 | TELEVISIONS        | 1      |
| 3 | TUBE                | 2      |
| 4 | LCD                 | 2      |
| 5 | PLASMA              | 2      |
| 6 | PORTABLE ELECTRONICS | 1      |
| 7 | MP3 PLAYERS         | 6      |
| 8 | FLASH               | 7      |
| 9 | CD PLAYERS          | 6      |
| 10 | 2 WAY RADIOS        | 6      |
+-----+-----+-----+

```

Figura 2.2: Esempio di una tabella per gestire dati in modo gerarchico secondo l'adjacency list model

2.4.2 The Nested set model

Il secondo approccio che viene proposto è il *Nested set model*, che permette di osservare la gerarchia in un modo diverso, non come nodi e linee, ma come container innestati.

La gerarchia dei dati viene rappresentata nella tabella attraverso l'uso degli attributi 'left' e 'right' per rappresentare l'annidamento dei nodi (il nome delle colonne: left e right, hanno significati speciali in SQL; per questo motivo si identificano questi campi con i nomi 'lft' e 'rght'). Ogni nodo dell'albero viene visitato due volte, assegnando i valori in ordine di visita, e in entrambe le visite. Quindi vengono associati ad ogni nodo due numeri, memorizzato come due attributi. I valori di left e right sono determinati come segue: si inizia a numerare a partire dal lato più a sinistra di ogni nodo e si continua verso destra. Lavorando con un albero, si parte da sinistra

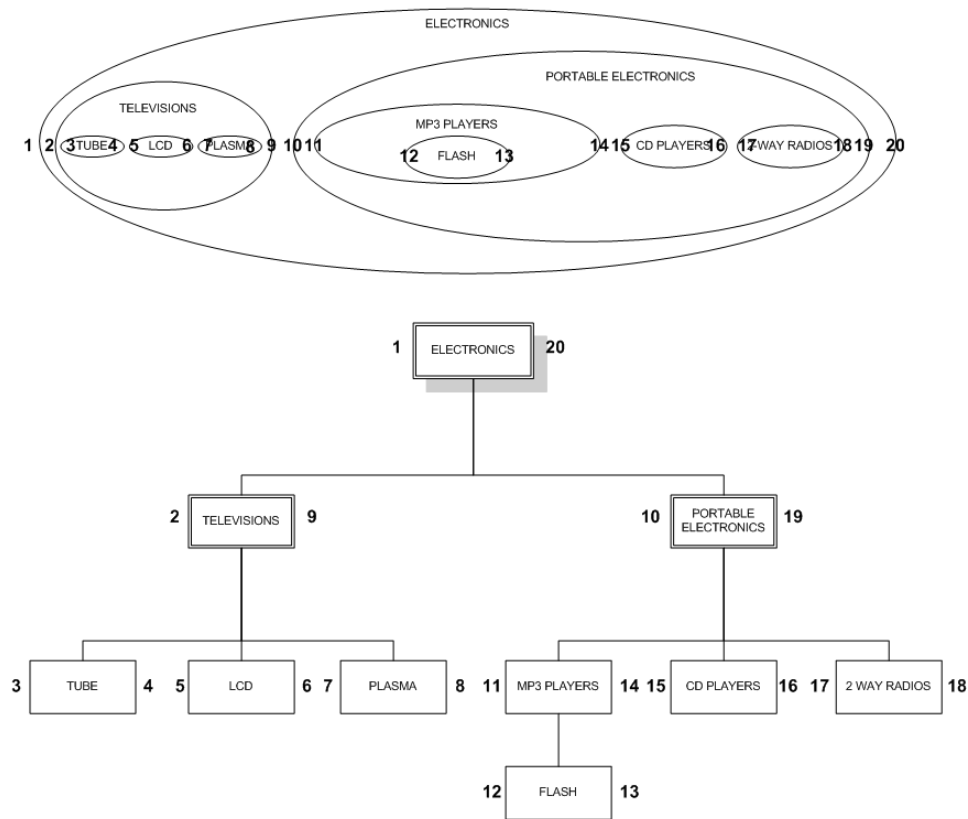


Figura 2.3: Esempio di una gestione di dati in modo gerarchico secondo il Nested set model

e si continua verso destra, un livello alla volta, scendendo per ogni nodo i suoi figli, assegnando i valori al campo left, prima di assegnare un valore al campo right, e successivamente si continua verso destra. Questo approccio è chiamato Modified preorder tree traversal algorithm.

A prima vista questo approccio può sembrare più complicato da comprendere rispetto all'adjacency list model, ma quest'ultimo metodo è molto più veloce quando si vuole recuperare i nodi, visto che basta una query, mentre più lento per operazioni di aggiornamento e cancellazione dei nodi; in quest'ultimo il grado di complicatezza dell'operazione è determinato dal nodo che si vuole cancellare, a partire dal caso più semplice, il nodo foglia (nodo senza figli) fino al caso più complicato, quando si vuole cancellare il nodo radice.

```

CREATE TABLE nested_category (
    category_id INT AUTO_INCREMENT PRIMARY KEY,
    name VARCHAR(20) NOT NULL,
    lft INT NOT NULL,
    rgt INT NOT NULL
);

INSERT INTO nested_category VALUES(1,'ELECTRONICS',1,20),(2,'TELEVISIONS',2,9),(3,'TUBE',3,4),
(4,'LCD',5,6),(5,'PLASMA',7,8),(6,'PORTABLE ELECTRONICS',10,19),(7,'MP3 PLAYERS',11,14),
(8,'FLASH',12,13),
(9,'CD PLAYERS',15,16),(10,'2 WAY RADIOS',17,18);

SELECT * FROM nested_category ORDER BY category_id;

```

category_id	name	lft	rgt
1	ELECTRONICS	1	20
2	TELEVISIONS	2	9
3	TUBE	3	4
4	LCD	5	6
5	PLASMA	7	8
6	PORTABLE ELECTRONICS	10	19
7	MP3 PLAYERS	11	14
8	FLASH	12	13
9	CD PLAYERS	15	16
10	2 WAY RADIOS	17	18

Figura 2.4: Esempio di una tabella per la gestione di dati in modo gerarchico secondo il Nested set model

2.5 Sistemi di raccomandazione

Un sistema di raccomandazione (*Recommendation System*) è un sistema che raccomanda item ad utenti tra numerosi item esistenti in database. L'item è qualsiasi cosa che possa piacere agli utenti, come prodotti, libri e giornali. Si generano aspettative che l'item raccomandato possa essere tra quelli che sia di maggiore interesse; in altre parole, questi item particolari sono in accordo con i gusti degli utenti.

Oggigiorno si possono trovare due trend di sistemi di raccomandazione:

Content-based filtering (CBF): un item viene raccomandato ad un utente se esso è simile agli altri item di interesse o piaciuti nel passato (la valutazione per questi item è alta o sono stati molto utilizzati). Da notare che ogni item ha delle informazioni che ne definiscono le caratteristiche e proprietà (spesso questo insieme di dati viene definito metadati), e sono fondamentali per il processo di raccomandazione.

Collaborative filtering (CF): un item viene raccomandato ad un utente se i suoi vicini (gli altri utenti simili) sono interessati a quell'item.

Entrambi gli approcci (CBF e CF) hanno i loro punti di forza e di debolezza. Il primo algoritmo si focalizza sul contenuto degli item e sugli interessi del singolo utente; raccomanda iteme differenti a utenti differenti. Ogni utente può ricevere raccomandazioni uniche; e questo è un vantaggio. Tuttavia CBF non si tende verso la comunità di utenti come il CF; per questo motivo si potrebbero tralasciare item di interesse ad un utente perchè nascosti all'interno della comunità, CBF non ha l'abilità di scoprire item in modo implicito; e questa è la sua più grande limitazione. Se ci sono molti contenuti associati agli item (per esempio, un item ha molte proprietà) allora, il sistema CF consuma molte risorse e tempo per poter analizzare i dati, nel contempo a questo algoritmo non interessano queste informazioni. Una raccomandazione viene fatta sulla base delle valutazioni degli utenti per gli item, o sugli usi che gli utenti fanno degli item; questo è il suo punto di forza perchè non si trova di fronte a dover analizzare item con un ricco contenuto. Allo stesso tempo è anche il suo punto debole, perchè può portare a suggerimenti che potrebbero essere considerati poco adatti sulla base della poca relazione con i profili di alcuni utenti.

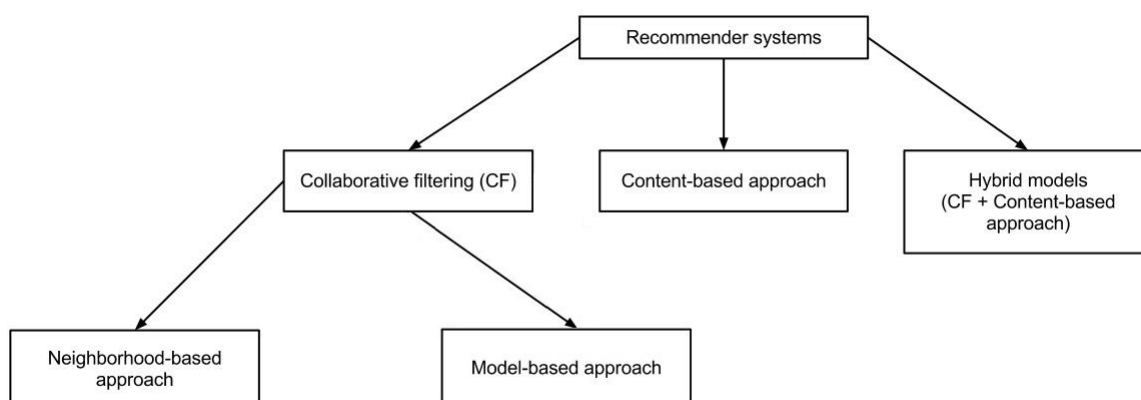


Figura 2.5:

[3] Un sistema di raccomandazione filtra i dati usando differenti algoritmi e raccomanda gli item più rilevanti agli utenti, attraverso un procedimento a 3 fasi:

raccolta di dati : questa è il primo step e anche quello più importante per poter costruire un sistema di raccomandazione che produca risultati rilevanti e consistenti. I dati possono essere raccolti in due modi: esplicitamente, cioè attraverso i dati che vengono prodotti direttamente

dagli utenti, ad esempio le valutazioni di un prodotto; mentre attraverso l'approccio implicito, vengono raccolti dati che non sono prodotti in modo intenzionale dall'utente ma raccolti dai costanti flussi di dati come la cronologia di ricerca, i click effettuati, lo storico degli ordini, etc.

memorizzazione di dati : la quantità di dati definisce quanto efficace un modello di raccomandazione possa diventare. Ad esempio, in un sistema di raccomandazione per film, maggiori sono le valutazioni fornite dagli utenti, e migliore sarà il sistema di raccomandazione per gli altri utenti. Il tipo di dati che si vuole raccogliere determina anche il supporto di memorizzazione più adatto.

Filtraggio dei dati : dopo la fase di raccolta e memorizzazione dei dati, essi vanno filtrati per poter estrarre le informazioni rilevanti per poter effettuare le raccomandazioni finali, e sono già disponibili diversi algoritmi che semplificano quest'ultima fase.

I sistemi di raccomandazione possono essere suddivisi nelle seguenti categorie, ma spesso si preferisce degli approcci ibridi cioè delle combinazioni di sistemi di raccomandazione basati sul contenuto (*Content-based filtering*) e quelli collaborativi (*Collaborative filtering*) in modo da essere più efficaci sfruttando i pregi di entrambi gli approcci.

2.5.1 Content-based filtering

Un Content-based filtering è un sistema di raccomandazione in cui vengono suggeriti item simili a un particolare item (oggetti o prodotti).

Questo approccio sfrutta i metadati dell'item, che possono essere il genere, una descrizione, uno o più autori, la categoria di appartenenza etc. per fare queste raccomandazioni; l'idea base che sta dietro questi raccomandatori, è che se ad un utente piace o interessa un particolare item allora gli piaceranno anche altri item simili.

Questo algoritmo suggerisce prodotti che piacevano all'utente nel passato ed è limitato a item dello stesso tipo. Un content-based recommender fa riferimento a quegli approcci, che prevedono raccomandazioni comparando la rappresentazione del contenuto che descrive un item e la rappresentazione del contenuto dell'item interessato dall'utente.

Questi metodi sono usati quando si hanno a priori delle informazioni sugli item che si vuole suggerire, ma non sugli utenti. In questo sistema, delle keyword (parole chiave) sono utilizzate per caratterizzare gli item e un profilo dell'utente è costruito per indicare quali item gli piacciono. In altre parole,

questi algoritmi cercano di raccomandare item che all'utente sono piaciuti o ha usato nel passato e sta esaminando nel presente. La costruzione del profilo dell'utente, spesso temporaneo, non viene basata su un modulo di registrazione che l'utente stesso deve compilare, ma su informazioni lasciate indirettamente dall'utente. Più precisamente, tra vari item candidati da raccomandare all'utente si passa per un processo di confronto con gli item piaciuti dall'utente e gli item migliori vengono suggeriti.

2.5.2 Collaborative filtering

I filtri collaborativi (*Collaborative filtering*) lavorano costruendo un database di preferenze di utenti su item (o prodotti), sfruttano tecniche di analisi dei dati al problema di aiutare gli utenti a trovare gli item che gli potrebbero piacere producendo una lista dei top-N item da raccomandare per un dato utente. Un nuovo utente subisce un processo di matching all'interno del database per scoprire quali sono i possibili vicini (*neighbors*), che corrisponde agli altri utenti aventi storicamente simili preferenze al nuovo utente. Agli item maggiormente preferiti dai vicini sono raccomandati al nuovo utente, visto che potrebbero essere di suo interesse.

Questi sistemi tentano di predire la valutazione o la preferenza che un utente darebbe a un item basandosi su preferenze date da altri utenti, queste preferenze possono essere ottenute o in modo esplicito dagli utenti o tramite qualche misurazione implicita. I filtri collaborativi non richiedono l'uso di metadati associati agli item come nella loro controparte, i filtri content-based. A un utente vengono raccomandati item basandosi su valutazioni passate collezionate da altri utenti.

Tuttavia, restano ancora oggi alcune sfide significative a cui sono sottoposti i sistemi di raccomandazione basati su filtraggio collaborativo. Il primo obiettivo è quello di migliorare la scalabilità degli algoritmi di filtri collaborativi; questi algoritmi sono in grado di cercare anche diecimila di potenziali vicini (utenti simili) in tempo reale, ma la richiesta dei sistemi moderni è di cercare dieci milioni di potenziali vicini. Algoritmi esistenti hanno problemi di performance con i singoli utenti quando essi hanno molte informazioni. Il secondo obiettivo è quello di migliorare la qualità dei sistemi di raccomandazione per gli utenti. Gli utenti vogliono raccomandazioni di cui possono fidarsi e che possono aiutarli a trovare item che potrebbero essere di loro gusto. Per certi versi questi due obiettivi sono in conflitto tra di loro e per ottenere dei risultati validi e di una certa importanza è necessario trattarli in contemporanea perché aumentare solamente la scalabilità diminuirebbe la sua qualità e viceversa. [5]

Il principale modello di filtro collaborativo studiato in questo elaborato è il metodo definito come *Memory-based* e il vantaggio di utilizzare queste tecniche sta nel fatto di essere semplici da implementare e i risultati ottenuti sono altrettanto semplici da spiegare; mentre ci possono essere anche filtri collaborativi che sfruttano metodi *Model-based* che si basano sulla fattorizzazione di matrici e sono molto più funzionali per gestire il problema della sparsità dei dati. Questi ultimi sono sviluppati usando algoritmi di data mining e machine learning per predire le valutazioni di utenti su item senza valutazioni, inoltre sono spesso associati a tecniche come la dimensionality reduction per migliorare la precisione.

2.5.3 Challenges and limitations

Cold start problem Cold start problem What will happen if a new user or a new item is added in the dataset? It is called a Cold Start. There can be two types of cold start: Visitor Cold Start: means that a new user is introduced in the dataset. Since there is no history of that user, the system does not know the preferences of that user. It becomes harder to recommend products to that user. So, how can we solve this problem? One basic approach could be to apply a popularity based strategy, i.e. recommend the most popular products. These can be determined by what has been popular recently overall or regionally. Once we know the preferences of the user, recommending products will be easier. Product Cold Start: means that a new product is launched in the market or added to the system. User action is most important to determine the value of any product. More the interaction a product receives, the easier it is for our model to recommend that product to the right user. We can make use of Content based filtering to solve this problem. The system first uses the content of the new product for recommendations and then eventually the user actions on that product.

Cons Scalability: The more K neighbors we consider (under a certain threshold), the better my classification should be. Nevertheless, the more users there are in the system, the greater the cost of finding the nearest K neighbors will be. Cold-start: New users will have no to little information about them to be compared with other users. New item: Just like the last point, new items will lack of ratings to create a solid ranking (More of this on 'How to sort and rank items').

Sparsity Stated simply, most users do not rate most items and, hence, the user ratings matrix is typically very sparse. This is a problem for collaborative filtering systems, since it decreases the probability of finding a set of users with similar ratings. This problem often occurs when a system has a very high item-to-user ratio, or the system is in the initial stages of use. This issue can be mitigated by using additional domain information or making assumptions about the data generation process that allows for high-quality imputation.

Capitolo 3

Recommendation Systems

3.1 Memory-based

I filtri collaborativi Memory-based sono stati introdotti per via delle osservazioni che vennero fatti sugli utenti, i quali si fidano maggiormente delle raccomandazioni di altri che la pensano allo stesso modo. Questi metodi mirano a calcolare le relazioni tra utenti e item attraverso lo schema dei vicini che identifica sia coppie di item che tendono ad essere usati insieme o hanno un grado di similarità alto o utenti con uno storico di item usati simile. [4] Questi approcci divennero molto famosi grazie alla loro semplicità di implementazione, molto intuitivi, non necessitano il training e aggiustamento di molti parametri, e l'utente può capire la ragione che sta dietro ogni raccomandazione

Filtri collaborativi che usano metodi Memory-based (definiti anche *Neighborhood-based*) possono essere classificati in altre due categorie:

3.1.1 User-based filtering

Questi sistemi, definiti anche con l'acronimo UB-CF (*User-based Collaborative Filter*) raccomandano una serie di item a un utente che utenti simili hanno usato o valutato. Questo algoritmo prima trova un valore che rappresenta la similarità tra utenti. E basandosi su questi valori, prende uno o più utenti tra quelli che risultano simili e raccomanda item che questi utenti simili hanno usato o valutato in precedenza.

Molti di questi approcci possono essere generalizzati dall'algoritmo definito dai seguenti step:

1. Specificare qual'è il l'utente a cui si vuole applicare l'algoritmo di raccomandazione e recuperare quali utenti possono avere dato valutazioni o usato item simili al utente target. Piuttosto che recuperare tutti gli utenti, per velocizzare l'esecuzione dell'algoritmo, è possibile selezionare soltanto un gruppo di utenti in modo casuale oppure associare dei valori di similarità tra tutti gli utenti e confrontando questi valori con quello dell'utente target, selezionare i relativi utenti che superano una soglia scelta, oppure utilizzare tecniche di clustering. un numero limitato per effettuare la raccomandazione,
2. Estrarre quegli item a cui l'utente target non ha mai interagito e per questo motivo gli possono interessare, e mostrarli all'utente target.

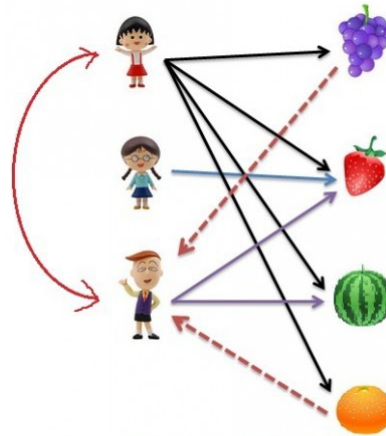


Figura 3.1: Esempio di applicazione di un sistema di raccomandazione User-based

Questi approcci sono facilmente implementabili, indipendenti dal contesto in cui sono applicati e possono essere più accurati rispetto a tecniche basate sul content-based dall'altra parte all'aumentare del numero di utenti che vado a considerare per fare le raccomandazioni migliore è la precisione di questo processo ma anche è maggiore il costo per compiere questo procedimento. Altro problema che affligge questi sistemi, e che verrà approfondito nel prossimo paragrafo, è definito di Cold-start.

3.1.2 Item-based filtering

Quando viene applicato per milioni di utenti e item, l'algoritmo UB-CF non è molto efficiente, per via della complessa computazione della ricerca di utenti simili; così in alternativa è stato introdotto l'algoritmo di filtraggio Item-based, definito anche IB-CF (*Item-based Collaborative Filter*): dove piuttosto che effettuare il confronto tra utenti simili, viene fatto un confronto tra gli item dell'utente a cui si vuole raccomandare e i possibili item simili.

Questi sistemi sono estremamente simili ai sistemi di raccomandazione Content-based, e identificano item simili in base a come utenti gli hanno usati nel passato.

[5]

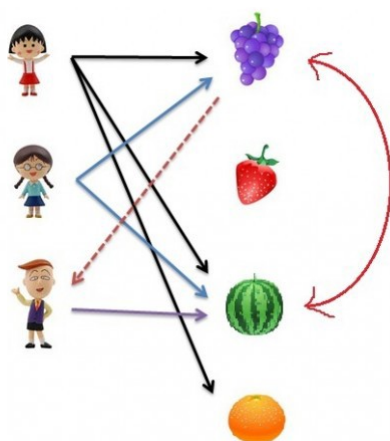


Figura 3.2: Esempio di applicazione di un sistema di raccomandazione Item-based

3.2 Model-based filtering

Gli algoritmi Model-based tentano di comprimere grandi database in un modello ed effettuare il processo di raccomandazione applicando dei meccanismi di riferimento all'interno di questo modello. I CF Model-based possono rispondere alle richieste degli utenti istantaneamente.

Capitolo 4

Descrizione della soluzione

Capitolo 5

Conclusioni

Presentazione dei risultati e conclusioni: la presentazione dei risultati dovrebbe consistere in una descrizione tecnica dei risultati raggiunti, unitamente ad un commento critico e ad un'analisi della rispondenza agli obiettivi iniziali (si consiglia pertanto di motivare la rilevanza dei risultati e l'eventuale scostamento dagli obiettivi iniziali). La sezione relativa ai risultati dovrebbe infine contenere una sintesi critica e un giudizio sull'esperienza effettuata, che renda conto di aspetti positivi e negativi per il tirocinante e per l'ente ospitante, del valore formativo, professionale e umano, così via.

Bibliografia

- [1] M. Anisetti et al. «A semi-automatic and trustworthy scheme for continuous cloud service certification». In: *IEEE TRANSACTIONS ON SERVICES COMPUTING* (2017). DOI: 10.1109/TSC.2017.2657505.
- [2] M. Anisetti et al. «Moon Cloud: A Cloud Platform for ICT Security Governance». In: (dic. 2018), pp. 1–7. DOI: 10.1109/GLOCOM.2018.8647247.
- [3] Minh-Phung Do, Dung Nguyen e Academic Network of Loc Nguyen. «Model-based approach for Collaborative Filtering». In: ago. 2010.
- [4] Miquel Montaner, Beatriz López e Josep Lluís de la Rosa. «A Taxonomy of Recommender Agents on the Internet». In: *Artificial Intelligence Review* 19.4 (giu. 2003), pp. 285–330. ISSN: 1573-7462. DOI: 10.1023/A:1022850703159. URL: <https://doi.org/10.1023/A:1022850703159>.
- [5] Badrul Sarwar et al. «Item-based Collaborative Filtering Recommendation Algorithms». In: WWW '01 (2001), pp. 285–295. DOI: 10.1145/371920.372071. URL: <http://doi.acm.org/10.1145/371920.372071>.