

COME FANNO AMAZON, NETFLIX O YOUTUBE A RACCOMANDARCI PRODOTTI O VIDEO?



I “**Recommendation systems**” (sistemi di raccomandazione) consigliano un prodotto o un servizio, cercando di restringere

le scelte e presentando i suggerimenti che possono avere le maggiori probabilità di acquisto o di utilizzo. Con un efficace sistema di raccomandazione le aziende possono indirizzare e personalizzare i contenuti e i suggerimenti per i propri consumatori. Ciò si traduce in un maggiore coinvolgimento degli utenti, una maggiore fedeltà e, di conseguenza, un possibile aumento delle vendite.

Questi sistemi **determinano che cosa appare su Facebook, in quale ordine i prodotti si presentano su Amazon, quali video sono suggeriti da Netflix o YouTube**, così come innumerevoli altri esempi.

I sistemi di raccomandazione sono fondamentali per l'efficacia di molti contenuti online e per le piattaforme di e-commerce, visto che oggi gli utenti sono sopraffatti dalla scelta di che cosa guardare, comprare, leggere e ascoltare online.

A volte viene aggiunta una spiegazione associata ad una raccomandazione per aumentare la soddisfazione dell'utente e la persuasività delle raccomandazioni stesse.

Questi sistemi sono fra gli esempi più importanti degli algoritmi di apprendimento automatico e sono fondamentalmente di tre tipologie:

□ **Filtraggio collaborativo**, in cui gli

elementi sono raccomandati agli utenti in base alle preferenze di altri utenti con caratteristiche e storie di transazioni simili.

- **Filtraggio basato sui contenuti**, in cui gli elementi raccomandati sono basati sulla somiglianza da elemento a elemento.
- **Filtraggio ibrido**, che combina i due metodi.

FILTRAGGIO COLLABORATIVO: si utilizza la potenza combinata delle valutazioni fornite da molti utenti per presentare le raccomandazioni. Il filtraggio collaborativo si basa sull'interazione utente-oggetto e si basa sul concetto che ad utenti simili piacciono cose simili: coloro che hanno comprato questo articolo hanno comprato anche quello.

Ad esempio, l'utente A ha comprato i libri x, y, z e l'utente B ha comprato i libri y, z. La tecnica di filtraggio collaborativo tenderebbe a raccomandare il libro x all'utente B. Questo è però sia il vantaggio che lo svantaggio del filtraggio collaborativo perché non considera se il libro x era un libro di saggistica mentre il gradimento dell'utente B era strettamente per la narrativa. La pertinenza della raccomandazione può essere più o meno corretta ma le aziende utilizzano questa tecnica lo stesso perché tentano

di vendere prodotti in modo incrociato (cross selling).

Le informazioni utilizzate nel filtraggio collaborativo possono essere esplicite, dove gli utenti forniscono valutazioni per ogni voce, o implicite, dove le preferenze dell'utente devono essere estratte dal comportamento dell'utente stesso (acquisti, visualizzazioni, ecc.). Quando gli utenti danno un giudizio su di un determinato film che hanno visto (ad esempio da uno a cinque), la raccolta dei feedback può essere rappresentata sotto forma di matrice, dove ogni riga rappresenta ogni utente mentre ogni colonna rappresenta un film diverso. Ovviamente la matrice non sarà completa poiché non tutti guarderanno tutti i film ed i valori dovranno essere integrati tramite il Machine Learning. L'immagine riportata in questa pagina è stata presa un filmato che invito a guardare seguendo il link: <https://www.youtube.com/watch?v=ZspR5PZemcs>.

Capirete così che nella figura l'utente A e l'utente C hanno lo stesso gusto e M1 (film 1) ha lo stesso apprezzamento del film M4.



Un altro filmato, un po' più tecnico è <https://youtu.be/Eeg1DEeWUjA>
In questo filmato si ricorda che Netflix nel 2009 ha offerto \$1.000.000 per chi potesse aumentare del 10% la precisione del loro sistema.

Il concetto alla base di questo sistema è che i dati storici degli utenti debbano essere sufficienti per fare una previsione, senza nessuna indicazione in più da parte dell'utente e nessuna informazione, ad esempio, sulle tendenze attuali. Sulla base di questi dati il sistema cerca di prevedere come l'utente potrebbe valutare un nuovo articolo che non ha ancora preso in considerazione.

FILTRAGGIO BASATO SUI CONTENUTI: comporta la **raccomandazione di articoli in base agli attributi degli articoli stessi**. Si cercano similitudini tra gli articoli o i prodotti che una persona ha acquistato o apprezzato in passato per raccomandare le opzioni in futuro. Se un utente ama un libro nella categoria "Letteratura", ha senso raccomandare all'utente libri della stessa categoria, inoltre potrebbe essere un'ottima idea consigliargli libri pubblicati nello stesso anno e/o dallo stesso autore.

A differenza del filtraggio collaborativo, gli approcci basati sui contenuti utilizzano informazioni aggiuntive sull'utente o altri elementi per fare previsioni. Un tale sistema potrebbe considerare l'età, il sesso, l'occupazione e altri fattori personali. Questa è la ragione per cui quando ci si iscrive a siti web e servizi online vengono richieste la data di nascita, il sesso ed altre informazioni: sono più dati per

il sistema per fare previsioni migliori. I metodi basati sui contenuti sono i più simili al classico apprendimento automatico (Machine Learning), fra gli output del sistema è possibile prevedere se l'utente sarà interessato o meno all'articolo.

FILTRAGGIO IBRIDO

I sistemi di maggior successo utilizzano **approcci ibridi** che combinano entrambi i metodi di filtraggio. Gli approcci ibridi possono essere implementati in diversi modi, facendo separatamente e poi combinando le previsioni basate sui contenuti e quelle basate sulla collaborazione. Diversi studi hanno confrontato le prestazioni dell'ibrido con i metodi puramente collaborativi o basati sui contenuti e hanno dimostrato che quelli ibridi possono fornire raccomandazioni più accurate rispetto agli approcci puri.

Questi metodi possono essere utilizzati per superare alcuni dei problemi comuni come **"l'avviamento a freddo"** e il **"problema della scarsità"**, che si riscontrano all'inizio dell'applicazione, quando i dati sono pochi, di qualità non certa e che quindi danno risultati poco affidabili.

Netflix è un buon esempio di sistema ibrido: formula raccomandazioni confrontando le abitudini di visione e di ricerca di clienti simili (quindi con il filtraggio collaborativo) e offrendo film che condividono caratteristiche con film che un cliente ha valutato positivamente (quindi con il filtraggio basato sui contenuti).

Sono molto importanti le spiegazioni e le note che vengono affiancate alle raccomandazioni. Queste spiegazioni

hanno lo scopo sia di fornire informazioni sugli elementi raccomandati, sia di convergere verso un maggiore coinvolgimento degli utenti, grazie ad una maggiore trasparenza delle raccomandazioni stesse. Gli utenti rispondono alle spiegazioni in maniera differente e di conseguenza vi è la necessità di ottimizzare sia le voci che le spiegazioni. Gli stessi utenti possono avere reazioni differenti di fronte alle spiegazioni a seconda del contesto e dell'intenzione, ad esempio, le persone che utilizzano apparecchiature mobili, es. i cellulari, possono richiedere raccomandazioni più concise.

Nel caso di **YouTube** il problema è leggermente diverso: quando gli utenti guardano la pagina, viene visualizzato un elenco di video consigliati che l'utente potrebbe gradire in un ordine diverso da quello proposto. L'algoritmo si concentra su due obiettivi: di coinvolgimento (clic, tempo trascorso) e di soddisfazione (mi piace) ma occorre ridurre il **"bias (distorsione) di selezione"**.

Questa distorsione è introdotta dal sistema in quanto gli utenti, a causa della posizione sullo schermo, hanno maggiori probabilità di fare clic sulla prima raccomandazione, anche se i video in posizione più bassa potrebbero aumentare il coinvolgimento e la soddisfazione.

Il modello genera una previsione per ciascuno degli obiettivi. Le caratteristiche del video corrente (contenuto, titolo, argomento, tempo di caricamento, ecc.) ed i dati dell'utente che sta guardando (tempo, profilo utente, ecc.) vengono utilizzati come input.

Si utilizza inoltre un algoritmo che

considera i video su cui è stato fatto clic precedentemente ed il dispositivo utilizzato per guardare i video stessi, i vari modelli vengono poi combinati per ottenere il risultato atteso. In conclusione, i sistemi di raccoman-

dazione comprendono un insieme di tecniche e algoritmi in grado di suggerire agli utenti elementi "rilevanti", raggiungendo l'obiettivo.

Quando ci compaiono quindi videate, proposte o "anche gli altri utenti...",

sappiamo che dietro ci sono tecniche sofisticate e lunghi studi, tutto per convincerci a fare click su di un pulsante...



TRANSIZIONE 4.0: LE PROPOSTE DI FEDERMANAGER AL MISE

Il 13 novembre scorso, Federmanager ha partecipato al tavolo **Transizione 4.0** convocato dal **Ministro dello Sviluppo Economico**, on. **Stefano Patuanelli** ed ha avanzato alcune **proposte per un'evoluzione della normativa a sostegno dell'innovazione** e in continuità con le misure del **piano Impresa 4.0**. Tutte le proposte avanzate da Federmanager rispondono all'esigenza, diventata ormai una necessità, di **sostenere il processo di trasformazione tecnologica e digitale del nostro sistema produttivo, uscendo dalla logica di eccezionalità e sporadicità tipica di interventi straordinari e emergenziali per passare a una logica strutturata e diffusa**, che coinvolga l'intero ciclo produttivo e che si concentri sull'importanza, a tutti i livelli e in modo permanente, della **formazione** e dell'**aggiornamento delle competenze**. Le **proposte di intervento** presentate da Federmanager sono articolate su quattro aree di intervento:

SOSTEGNO INNOVAZIONE DIGITALE

- **Voucher per Innovation Manager**

Incremento delle risorse disponibili, attualmente pari a 75 milioni di euro per il triennio 2019 – 2021, ad almeno 50 milioni di euro per ogni anno.

- **Credito di imposta sulla Formazione 4.0**

Continuità dell'incentivo, al momento limitato al solo 2019, che prevede la detrazione al 50% per le aziende di piccola dimensione per le spese di formazione sulle tecnologie digitali e **ampliamento delle attività agevolabili** per ricomprendere anche le tematiche gestionali e di business legate all'Innovazione 4.0.

- **Digital Innovation Hub (DIH)**

Riconoscimento giuridico e forme strutturate di incentivazione con supporti economici di matrice pubblica.

- **Ricerca e Innovazione**

– **Ampliamento della durata della misura di credito di imposta per sostenere ricerca e innovazione** e sua trasformazione in incentivo strutturale;
– **Estensione dell'agevolazione** a favore di spese sostenute dall'azienda per inserire risorse dedicate a Ricerca e Sviluppo, ad esempio risorse con dottorato o titolo specialistico equivalente o manager con esperienza biennale in R&S.

- **Start up**

Continuazione delle azioni di sostegno per la nascita e il consolidamento delle start up innovative anche con investimenti pubblici, come fatto con il programma Smart & Start Italia.

INCENTIVI PER L'ASSUNZIONE DEI MANAGER

Stanziamiento complessivo di almeno 80 milioni di euro per la **managerializzazione delle imprese** italiane attraverso:

- **credito di imposta sulle assunzioni di manager** da parte di soggetti titolari di reddito d'impresa;
- **decontribuzione degli oneri previdenziali per le imprese** che assumono personale con qualifica dirigenziale in stato di disoccupazione, anche sottoforma di temporary management.

INCENTIVI FISCALI PER LA PARTECIPAZIONE DI MANAGER IN START UP E NEL CAPITALE SOCIALE DELLE PMI

Introduzione di **incentivi fiscali a favore dei manager che investono le somme percepite a titolo di incentivazione all'esodo in start-up o in partecipazioni nel capitale sociale delle PMI**.

REGIME FISCALE DEI PREMI DI AGEVOLAZIONE DEL RISULTATO

– **Elevazione dell'importo massimo detassabile della retribuzione variabile** legata alla produttività e ai risultati ottenuti in ogni caso fino alla quota di 4000 €
– **Elevazione della soglia di reddito agevolato** fino a € 100.000.