**Algorithm Content Based / Collaborative Filtering**

Les algorithmes de recommandation ce base sur 3 principes :

1. **Générations de candidats** :

Méthode est chargée de générer des sous-ensembles plus petits de candidats à recommander à un utilisateur, à partir d'un vaste pool de milliers d'éléments

1. **Systèmes de notation :**

Les générations de candidats peuvent être effectuées par différents générateurs. Nous devons donc tout standardiser et essayer d'attribuer un score à chacun des éléments des sous-ensembles. Ceci est fait par le système de notation.

1. **Systèmes de reclassement :**

Une fois la notation effectuée, le système prend en compte d'autres contraintes supplémentaires pour produire le classement final.

**Algorithm Content Based :**

Le système de recommandation basé sur le contenu tente de deviner les caractéristiques ou le comportement d'un utilisateur en fonction des caractéristiques de l'élément et auquel il réagit positivement.

Une fois que nous connaissons les goûts de l'utilisateur, nous pouvons l'intégrer dans un espace d'intégration à l'aide du vecteur de fonctionnalités généré et le recommander selon son choix.

**Avantages**

* Le modèle n'a pas besoin de données sur les autres utilisateurs, car les recommandations sont spécifiques à cet utilisateur. Cela facilite le scaling pour un grand nombre d'utilisateurs.
* Le modèle peut capturer les centres d'intérêt spécifiques d'un utilisateur et recommander des éléments de niche qui intéressent très peu d'autres utilisateurs.

**Inconvénients**

* Étant donné que la représentation des caractéristiques des éléments est réalisée dans une certaine mesure, cette technique nécessite une connaissance approfondie du domaine. Par conséquent, les caractéristiques du modèle ne peuvent être meilleures que celles conçues manuellement.
* Le modèle ne peut formuler de recommandations qu'en fonction des centres d'intérêt existants de l'utilisateur. En d'autres termes, le modèle a des capacités limitées en fonction des centres d'intérêt des utilisateurs

**Collaborative Filtering :**

Chaque utilisateur et élément est décrit par un vecteur de fonctionnalités ou une intégration. Il crée lui-même une intégration pour les utilisateurs et les éléments. Il intègre à la fois les utilisateurs et les éléments dans le même espace d'intégration.

Il prend en compte les réactions des autres utilisateurs tout en recommandant un utilisateur particulier.

Il note les éléments qu'un utilisateur particulier aime ainsi que les éléments que les utilisateurs ayant un comportement et des goûts comme lui aiment, pour recommander des éléments à cet utilisateur.

Il collecte les commentaires des utilisateurs sur différents éléments et les utilise pour formuler des recommandations.

**Sources d'interactions utilisateur-élément**

**Commentaires implicites :**

Les goûts et les aversions de l'utilisateur sont notés et enregistrés sur la base de ses actions telles que les clics, les recherches et les achats. On les trouve en abondance mais on ne trouve pas de retours négatifs.

**Commentaires explicites :**

L'utilisateur spécifie ses goûts ou ses dégoûts par des actions telles que réagir à un élément ou l'évaluer. Il a des retours à la fois positifs et négatifs mais moins nombreux

**Algorithme type boîte noir :**

L'algorithme de type boîte noire se caractérise par sa capacité à traiter des données en entrée pour produire des données en sortie, tout en maintenant son processus interne dissimulé. Ce modèle opère comme un système offrant un niveau élevé d'abstraction pour les utilisateurs, préservant ainsi leur ignorance des détails internes. Des exemples concrets de ces algorithmes incluent la reconnaissance vocale, la reconnaissance d'image et les systèmes de recommandation. Les avantages de ces algorithmes résident dans leur grande flexibilité et leur facilité de mise en œuvre. Ils peuvent être appliqués à des problèmes complexes sans nécessiter une compréhension approfondie des données sous-jacentes.

Cependant, l'utilisation d'algorithmes boîte noire présente des inconvénients significatifs. En raison du caractère caché du processus interne, il devient ardu de vérifier la validité des résultats produits par l'algorithme. De plus, la détection d'erreurs et de bugs s'avère difficile en raison de cette opacité, entraînant une limitation dans la capacité à garantir la fiabilité des sorties générées. Ainsi, bien que ces algorithmes offrent une solution flexible, leur manque de transparence peut poser des défis en termes de validation et de débogage.

**Source :**

<https://towardsdatascience.com/introduction-to-recommender-systems-1-971bd274f421>

<https://developers.google.com/machine-learning/recommendation/content-based/basics?hl=fr>

<https://inria.hal.science/hal-03851597/file/tractatus-decisions-algorithmiques.pdf>

<https://www.danielnytra.com/fr/marketing/algorithme-de-la-boite-noire/>