

A thick dark grey vertical bar runs down the left side of the page. A red arrow points to the right from this bar, containing the date.

11/05/2020

CONCEPTION WEB AVANCEE

Netflix et le domaine de la
recommandation

Alexis Guyot

MASTER 1 INFORMATIQUE DIJON

LA RECOMMANDATION NETFLIX

TABLE DES MATIERES

Introduction	2
Concepts Web importants liés à Netflix.....	3
Géants du web	3
Streaming.....	3
Stockage de masse multimédia.....	4
Système de recommandation	4
Définition	5
Présentation de quelques systèmes	5
Evaluation de la pertinence d'une recommandation	5
Et Netflix dans cette histoire ?.....	6
La recommandation sur Netflix	7
Avant de commencer	7
Récupération des données.....	7
Les algorithmes de recommandation	8
Personalized Video Ranker : génération des lignes labellisées	8
Top N Video-ranker : les meilleures sélections pour l'utilisateur	8
Continue Watching Ranker : l'historique évolutif	8
Video-Video Similarity : les recommandations basées sur le contenu	9
Page Generation : l'assemblage de la page d'accueil.....	9
Evidence selection : la présentation du contenu	9
Les recommandations lors de la recherche.....	10
Critiques émises contre ces algorithmes	10
Exemple concret.....	11
Conclusion.....	14
Bibliographie.....	15

INTRODUCTION

Netflix est une entreprise américaine créée en 1997 par Reed Hastings, qui est toujours son actuel PDG, et Marc Randolph. Initialement spécialisée dans la vente et la location en ligne de DVD livrés directement à domicile, cette dernière s'est reconvertie en 2007, puis s'est imposée comme l'un des pionniers, jusqu'à devenir aujourd'hui l'un des acteurs les plus importants (si ce n'est le plus important), de la vidéo-à-la-demande par abonnement, service aussi désigné comme streaming légal. Le principe consiste à mettre à la disposition des utilisateurs, en l'échange d'un abonnement¹, un catalogue de films, séries et documentaires, produits ou non par la compagnie, en total libre accès et en bonne qualité audio et visuelle.

Netflix est aujourd'hui considérée comme Facebook, Google ou Amazon, comme un Géant du Web. Son chiffre d'affaires s'élevait fin 2019 à 22 milliards de dollars, soit 11 fois plus que 10 ans auparavant, et l'entreprise représentait à ce moment-là 12.60% du trafic Internet mondial². L'une des raisons de l'énorme succès de la compagnie réside dans son algorithme de recommandation de contenu, qui a joué une part importante dans l'apparition de nouvelles formes de consommation du divertissement sur Internet, comme le « binge-watching » (ou « visionnage boulimique », comme proposé par la commission d'enrichissement de la langue française³).

Nous allons dans ce dossier étudier un peu plus en détails les différents concepts du web liés à Netflix, puis nous nous pencherons plus en détails sur le fonctionnement de leur système de recommandation. Ce présent rapport a été documenté à travers diverses recherches personnelles sur Internet, et, pour les parties en rapport avec les systèmes de recommandation, grâce aux excellents papiers édités par Netflix eux-mêmes [1] et par l'organisme New America [2]. L'ensemble des sources sont disponibles dans la partie « [Bibliographie](#) ».

¹ Mensuel dans le cas de Netflix

² Source : <https://la-rem.eu/2019/11/netflix-occupe-1-4-de-la-bande-passante/>

³ NB : Ce qui, si vous me permettez de donner mon avis, est quand même très nul/drôle comme traduction.

CONCEPTS WEB IMPORTANTS LIÉS À NETFLIX

Dans cette partie, nous allons définir et expliquer quelques concepts, liés au monde du web, que l'étude de Netflix nous permet de découvrir.

GEANTS DU WEB

Les **géants du web** est une désignation couramment utilisée pour qualifier les acteurs les plus importants du numérique à l'échelle mondiale. Ce sont des entreprises possédant un très **gros chiffre d'affaires**, comme Google, Amazon, Facebook, Airbnb, etc., et qui chaque année participent à la création **d'innovations informatiques**, utilisées par un **nombre massif d'utilisateurs** partout à travers le monde. Avec le développement très rapide de l'innovation numérique qui a tendance à vite multiplier les acteurs, il est aussi courant de plutôt considérer une entreprise comme Géant du Web lorsque sa présence sur le marché mondial entraîne également **d'importants changements sociaux**, comme Netflix a pu le faire avec son impact sur la façon de produire et de consommer du contenu audio-visuel. De nombreux acronymes ont vu le jour au cours du temps pour représenter les géants du web. Parmi eux, on retrouve le fameux **GAFAM**, pour Google-Amazon-Facebook-Apple-Microsoft, qui a pendant longtemps été le plus utilisé de tous. Mais aujourd'hui, de petits nouveaux apparaissent, comme **NATU**, pour Netflix-Airbnb-Tesla-Uber, ou encore **FAANG**, qui est l'équivalent de GAFAM où Netflix a pris la place de Microsoft (Facebook-Amazon-Apple-Netflix-Google). Cela montre une fois de plus la montée en puissance de l'entreprise de vidéo à la demande depuis ces dernières années.

STREAMING

Le **streaming**, ou lecture en continu en français, est un procédé de téléchargement très utilisé pour des fichiers multimédias tels que la musique ou la vidéo, car permettant leur **lecture en simultané**, sans avoir à attendre que ceux-ci ne soient entièrement présents sur la machine de l'utilisateur. L'idée derrière ce concept existe depuis très longtemps, 1920 pour la culture, mais s'est concrétisée uniquement à partir des années 90 avec l'émergence **d'Internet**, puis s'est démocratisée dans les années 2010 avec l'apparition de connexions plus **haut débit**. Le fonctionnement du streaming est assez simple : plutôt que d'entièrement télécharger sur une machine un fichier parfois très volumineux pour ensuite le consommer une seule fois et le supprimer, on le **télécharge petit à petit** dans la mémoire vive de l'ordinateur, où l'information est directement **traitée, affichée** puis **remplacée** par la nouvelle portion de fichier arrivée. Ainsi, il suffit uniquement d'attendre un petit temps au début du téléchargement, jusqu'à ce que suffisamment de contenu soit présent dans la mémoire dite « tampon », et la lecture peut ensuite commencer, le téléchargement du reste s'effectuant pendant que l'utilisateur regarde ce qu'il possède déjà. Il existe ensuite deux types de streaming : la **lecture progressive** et la **lecture continue**. Dans le premier cas, chaque qualité de streaming proposée par le lecteur (144p, 480p, 1080p, ...) entraîne la création **d'un fichier différent** sur le serveur. Ce dernier est alors totalement passif⁴ dans ses échanges avec l'utilisateur. Dans le second cas, **un seul fichier** est présent sur le serveur, et c'est celui-ci qui se charge d'envoyer les données à la bonne qualité selon la stabilité de la connexion qu'il entretient avec la machine où se trouve le lecteur. Cela permet de mieux gérer les éventuels problèmes et ralentissements dus à la connexion Internet, et cela permet à l'utilisateur d'être totalement passif, la diffusion s'adaptant sans son intervention et **sans interruption**. Netflix a depuis quelques années maintenant opté pour la **deuxième option**, celle-ci étant plus en accord avec leur stratégie de proposer une façon **confortable** de consommer du contenu audio-visuel à la demande.

⁴ Dans le sens où aucune action particulière n'est attendue de lui, à part bien sûr envoyer ce qu'on lui demande.

STOCKAGE DE MASSE MULTIMEDIA

Traditionnellement, les grosses entreprises comme Netflix mettent en place des énormes **datacenters** à travers le monde pour pouvoir stocker la masse exorbitante de données qu'ils possèdent, à la fois sur leurs abonnés, mais surtout, dans le cas d'une entreprise proposant de l'audio-visuel, celles constituant les fichiers vidéo de bonne qualité, qui pèsent parfois très lourd. Pour se donner une idée, il faut comprendre que pour chaque épisode de série, l'entreprise stocke environ 4 fichiers encodés différemment pour convenir à tout type d'écran (H264, HDR, VCI, ...), que chacun de ces fichiers contient une à 5 ou 6 versions audio différentes (anglais, français, espagnol, ...), plus le nombre équivalent de sous-titres. Et on multiplie ensuite tout cela par le nombre d'épisodes de séries et de films que l'entreprise propose à la demande. A titre d'exemple, la saison 2 de la série Stranger Things représente à elle seule pas moins de **9570 fichiers**.

Mais en 2008, seulement après 1 an d'activité en tant que plateforme de streaming, Netflix a fait face à un problème de taille : la **corruption** de ses datacenters, l'empêchant d'effectuer son activité normalement pendant plusieurs mois. Après cet incident, l'entreprise a décidé de migrer la quasi-totalité de ses serveurs vers une **architecture cloud**, fournie par nul autre que ... **Amazon** ! En effet, c'est la maison mère du plus gros concurrent de Netflix dans le domaine de la vidéo à la demande⁵, qui permet à l'entreprise de fonctionner tous les jours, grâce à plusieurs types de **serveurs AWS**⁶. Parmi ceux-ci, les serveurs S3, pour **Amazon Simple Storage Service**, spécialisés dans le stockage pur de données, permettent à Netflix de conserver toutes les données relatives à leurs utilisateurs, et de manière générale toutes les données qui leur serviront ensuite à alimenter leurs algorithmes de recommandation, que nous verrons plus tard. En complément, ils louent des serveurs EC2, pour **Amazon Elastic Compute Cloud**, qui proposent des services de calcul extrêmement performants, qui font tourner les deux types d'algorithmes essentiels à la vie de Netflix : ceux relatifs à la **vérification**, l'**encodage**, la **compression** et l'**amélioration visuelle** des fichiers vidéo ; et ceux relatifs à la **recommandation**. Ils ne stockent cependant pas les fichiers vidéo directement sur le cloud, et passent plutôt par un très grand nombre de petits serveurs – qui sont aux couleurs de l'entreprise, rouges et noirs, pour l'anecdote – qu'ils distribuent à leurs frais un peu partout à travers le monde. Le plus souvent, ils sont directement implantés chez les **fournisseurs d'accès internet**, ce qui leur permet de distribuer et répliquer leurs données localement un peu partout, et réduire ainsi la distance et donc le délai pour l'utilisateur avant de récupérer ce qu'il demande. On appelle ce réseau distribué un peu particulier un CDN, pour **Content Distribution Network**. Cette technique alliant le cloud et le physique, Netflix l'a développée elle-même, et l'a nommée « **Open Connect** ». Leurs serveurs sont d'ailleurs qualifiés comme OCA, pour « **Open Connect Appliance** ».

Il y a trois avantages de taille à la mise en place de cette stratégie pour l'entreprise : l'**efficacité/la rapidité**, obtenue par la réduction de la distance entre l'utilisateur et le serveur ainsi que par la grande puissance des services d'Amazon ; la **sécurité/la fiabilité**, garantie par la réplication des données partout autour du monde, ce qui annule l'impact d'une panne d'une machine ; et enfin le **prix**, puisque cette dernière n'a aucun coût d'entretien de datacenters et qu'Amazon facture les serveurs à l'heure utilisée, ce qui leur permet de ne payer que selon les besoins, et pas tout le temps comme cela serait le cas s'ils possédaient les machines. En revanche, l'inconvénient est qu'ils dépendent d'une autre entreprise pour correctement fonctionner, en l'occurrence un concurrent en plus, et que le dépannage et l'entretien des serveurs OCA sont un peu plus compliqués à gérer.

SYSTEME DE RECOMMANDATION

Maintenant que nous sommes plus familiers avec l'environnement et le contexte qui entoure Netflix, il est temps de s'attaquer au cœur de notre problématique : son **algorithme de recommandation**. Mais avant cela, il est nécessaire de définir plus précisément notre sujet.

⁵ Amazon propose le service de vidéo à la demande Amazon Prime Vidéo.

⁶ AWS : Amazon Web Services

DEFINITION

Un **système de recommandation** est un **filtrage** particulier d'une masse d'informations, afin d'isoler et de mettre en avant certains produits selon des **caractéristiques qui leur sont propres**, auquel cas on parle « **d'approche basée sur le contenu** » (content-based approach), ou des **avis, opinions et habitudes** des utilisateurs, auquel cas on parle de « **filtrage collaboratif** » (collaborative filtering). L'objectif est d'anticiper l'avis du consommateur, afin de ne lui proposer dans l'idéal que du contenu qui l'intéresse, et à terme le pousser à continuer d'utiliser le système pour sa pertinence. Les recommandations se basent dans tous les cas sur une solide connaissance de l'utilisateur qui utilise le produit et de ses goûts, connaissances qui constituent son **profil**. Celui-ci est alimenté par une collecte de données à son égard, qui peut être explicite ou implicite. On considère que la **collecte est explicite** quand le système demande à l'utilisateur une intervention pour construire son profil. Cela peut passer par la **création d'une liste d'intérêt**, de questions pour **comparer des produits**, de création de **classements**, etc. La **collecte implicite**, quant à elle, enrichit le profil de l'utilisateur sans que celui-ci n'ait quoi que ce soit à faire. Cela peut passer par l'**analyse de son historique** ou de la **fréquence de consultation** de certains contenus, l'**analyse de ses réseaux sociaux**, etc. Le profil de l'utilisateur est ensuite utilisé pour calculer son **affinité avec certains contenus** selon les caractéristiques de ces derniers (approche basée sur le contenu), ou pour anticiper ses préférences et ses actions en regardant ce que d'autres **utilisateurs aux profils similaires** ont pu faire et apprécier par le passé (filtrage collaboratif). L'avantage du premier système est sa capacité à **fonctionner avec un petit nombre de données** à la base, le cœur de la méthode étant plutôt basé sur la qualité de la description du contenu. En revanche, elle a pour inconvénient de ne **pas être évolutive** face aux envies changeantes des utilisateurs au cours du temps (un utilisateur qui s'intéresse un jour au sport ne se verra proposer avec cette méthode que des recommandations liées à ce domaine), et de voir ses **performances** beaucoup souffrir de la multiplication excessive des contenus proposés par le système. La seconde approche est, quant à elle, l'inverse en termes d'avantages et inconvénients. En effet, celle-ci souffre énormément du phénomène qualifié de **démarrage à froid** (cold start), c'est-à-dire de l'impact du manque de données à son démarrage (que proposer à un utilisateur inconnu du système ?). Mais en contrepartie, celle-ci est très **peu sensible à l'augmentation de la taille du nombre de propositions**, puisqu'elle ne nécessite pas de compréhension profonde de ces dernières. C'est pour cette raison que les deux sont souvent utilisées de façon complémentaire, dans un système qu'on qualifie en général de **système de recommandation hybride**.

PRESENTATION DE QUELQUES SYSTEMES

Sur le marché, les systèmes basés uniquement sur une approche sur le contenu sont assez rares, et souvent assez anciens. On peut tout de même citer le système **INFOSCOPE**, utilisé par certains médias pour de la recommandation d'articles ; ou le système **LETIZIA**, un assistant personnel datant de 1995, premier système de recommandation basé sur le contenu qui ne nécessitait pas d'intervention explicite de l'utilisateur pour fonctionner. De manière générale, cette famille d'algorithmes est privilégiée par les entreprises et organismes qui ne possèdent pas un nombre de données suffisantes pour mettre en place du filtrage collaboratif. Du côté de cette deuxième approche, on retrouve des technologies comme **TAPESTRY**, qui se basait sur un système d'annotations et reliait les profils grâce à son propre langage de requête, le TQL. Historiquement, on retrouve aussi le système **GRUNDY**, imaginé en 1979, qui rangeait les utilisateurs dans des stéréotypes pour fonctionner (intellectuels, sportifs, femme au foyer, ...). Très rapidement, les modèles hybrides se sont imposés puis améliorés. Du côté d'Amazon, on peut citer leur algorithme de recommandation **DSSTNE**, basé sur le deep learning, que l'entreprise a passé en open source en 2016. Aujourd'hui il est assez difficile d'en savoir plus sur les algorithmes utilisés par les autres géants du web, puisque les technologies sont propriétaires et en général secrètes.

EVALUATION DE LA PERTINENCE D'UNE RECOMMANDATION

Une grande problématique du domaine des systèmes de recommandation reste aujourd'hui leur **évaluation**. Le principal critère est la **précision** des résultats, mais celui-ci reste difficile à juger, et les différentes techniques pour l'évaluer sont très souvent critiquées, à la fois par la communauté scientifique et par les entreprises elles-mêmes. Parmi celles-ci, les plus populaires sont les **études faites auprès des utilisateurs**,

qui souffrent du manque de connaissances et de vision globale des sujets ; les **tests A/B**, qui proposent deux versions d'un algorithme et qui analysent le comportement inconscient, parfois même avec une approche plus psychologique, des utilisateurs, pour déterminer le meilleur résultat (le taux de clic, la vitesse de lecture, la navigation, ...) ; et enfin les **évaluations hors-ligne**, qui se concentrent sur l'analyse de l'historique. Outre la méthodologie qui est souvent critiquée, les résultats le sont aussi, et de nombreuses études déplorent leur fiabilité, et leur tendance à être très sensibles au moindre changement dans les données d'entrée utilisées, et dans l'algorithme mis en place. Pour cette raison, d'autres critères se sont développés au cours du temps : la **diversité** des recommandations, pour éviter que toutes les propositions ne soient trop proches et monotones ; leur **persistance**, le fait que relancer une analyse ne propose pas que des nouveautés avec comme risque de perdre l'utilisateur ; le **respect de la vie privée** ; la prise en compte des **données démographiques** (âge, niveau social, sexe, ...) ; la **robustesse** face aux fraudes, pour éviter la possibilité de pouvoir gonfler artificiellement la chance qu'un contenu soit recommandé ; la **sérendipité**, qui mesure la façon dont les recommandations sont surprenantes ; la **confiance**, la transparence du système concernant son processus de « réflexion » ; et enfin la présence ou non de **labels** (sponsorisé, organisation, ...).

ET NETFLIX DANS CETTE HISTOIRE ?

Pour comprendre l'intérêt de Netflix pour son algorithme de recommandation, il faut savoir que l'entreprise a lancé en 2006 une **compétition** avec à la clé une récompense de **1 million de dollars**, avec comme seul objectif de créer un meilleur algorithme que le leur, au moins **10% plus précis** (basé sur une variante de l'erreur moyenne quadratique⁷). Le concours fut remporté en 2009 par une équipe de chercheurs nommée « BellKor's Pragmatic Chaos », avec un algorithme présentant une meilleure précision que celui de Netflix de 10.06%. Dès ses débuts en tant que plateforme de streaming, l'entreprise a su identifier l'intérêt d'une telle fonctionnalité pour leur modèle économique, et n'a pas eu peur de mettre les moyens pour obtenir les meilleurs algorithmes sur le marché. Il y a beaucoup d'avantages à utiliser un système de recommandation en tant qu'entreprise, mais les principaux restent **l'amélioration de l'expérience utilisateur**, et **l'optimisation du temps de consommation** en réduisant le temps et la difficulté de la recherche. Ainsi, Amazon estime que chaque année, 30% de son chiffre d'affaires est réalisé grâce à leur algorithme de recommandation. Du côté de Netflix, ils ont révélé fin 2015 que 80% du contenu regardé sur la plateforme était sélectionné depuis leur page d'accueil, et était donc le fruit d'un travail de recommandation, ce qui représente tout de même 2 heures sur 3 regardées. En 2014, ce ne sont pas moins de 150 millions de dollars qui ont été investis par l'entreprise pour créer une équipe de 300 employés uniquement concentrés sur le système de recommandation. Investissement heureux, puisqu'ils ont estimé sur l'année 2015 que leur système leur a permis de gagner 1 milliard de dollars. Dans un contexte où il suffit de 60 à 90 secondes en moyenne (ce qui représente 10 à 20 titres avec 3 en détails) pour un abonné de Netflix avant de perdre l'envie de consommer du contenu sur la plateforme, l'existence d'un système de recommandation performant est au cœur du modèle économique de l'entreprise.

⁷ Erreur moyenne quadratique (ESM) : Indicateur qui mesure l'efficacité d'un estimateur

LA RECOMMANDATION SUR NETFLIX

Le contexte et les enjeux étant posés, intéressons-nous maintenant aux solutions mises en place par Netflix pour son système de recommandation.

AVANT DE COMMENCER ...

D'abord, il est important de préciser qu'il n'existe pas d'algorithme de recommandation de Netflix à proprement parler, car le système global est en réalité constitué de **plusieurs algorithmes** avec des objectifs variés. Ces « modules » de recommandation travaillent ensuite ensemble pour deux systèmes distincts : la recommandation de contenu de la **page d'accueil**, dont nous avons déjà souligné l'importance dans la partie précédente, et la recommandation de contenu de la **barre de recherche**. Ces deux entités fonctionnent de façon différente pour proposer la meilleure expérience à l'utilisateur selon ses besoins, à savoir vouloir se divertir en regardant du contenu audiovisuel sans forcément d'idée précise derrière la tête, ou avec. Dans cette partie, nous détaillerons plus en détails la première entité, tout simplement puisqu'il s'agit de la plus documentée et de la plus importante pour Netflix. Nous parlerons cependant du mieux possible de la deuxième entité à la fin de cette partie. Ces descriptions ne seront malheureusement que très **peu techniques**, car les technologies restent **propriétaires** ; et même si les ingénieurs de Netflix ne sont pas très avares en informations concernant fonctionnement général du système, les solutions concrètement mises en place restent un mystère. Mais avec les quelques éléments disséminés à travers les différentes présentations, on peut sans trop de risques annoncer que les technologies sont basées sur des algorithmes de **machine** et **deep learning**, construits sur des **réseaux de neurones**. Il est également fait mention à de nombreuses reprises d'une approche globalement très mathématique et statistique, à base de **maximisation de fonctions** et de **variables aléatoires**.

RECUPERATION DES DONNEES

Pour fonctionner, les algorithmes de recommandation de Netflix ont besoin de données. Ces dernières sont récupérées en utilisant les deux méthodes présentées précédemment : **explicitement** et **implicitement**. Pour les **données explicites**, leur récupération s'effectue en deux temps. D'abord, à la création d'un utilisateur sur la plateforme, un **ensemble de questions** lui sont posées, en lui demandant notamment de choisir les films et séries qu'il a déjà vus, qu'il a envie de voir, etc. Cette étape, bien que facultative, sert en grande partie à construire le tout premier **profil** de l'utilisateur, solution qui permet de minimiser l'effet du démarrage à froid. Si le consommateur souhaite passer cette partie de la création de son compte, les recommandations commencent avec un profil initial basé sur les tendances actuelles. La seconde étape consiste à la présence de **pouces vers le haut et vers le bas**, qui permettent d'indiquer à la plateforme si le contenu regardé ou proposé lui plaît ou non. Du côté des **données implicites**, qui sont selon Netflix les plus intéressantes pour appréhender le comportement d'un utilisateur, il est difficile de faire une liste précise de toutes les informations collectées par l'entreprise à chaque instant d'utilisation de la plateforme. Cependant, il est possible de citer les quelques-unes communiquées par l'entreprise, comme les contenus regardés (**l'historique**), le **moment de la journée** et le **jour de la semaine** où ceux-ci sont consommés, les types **d'appareils utilisés**, la **durée de chaque session**, la **place** où se trouvait le contenu sélectionné sur l'interface graphique ou quels étaient les **titres recommandés mais non-sélectionnés**. Netflix a assuré ne pas récupérer de **données démographiques** comme l'âge, l'origine ou le genre de l'utilisateur, mais de nombreux chercheurs et journalistes soulignent que même si c'était le cas, il ne serait pas impossible pour l'entreprise de les deviner à partir d'autres données et de tout de même les utiliser. Quand l'utilisateur commence à posséder assez de données explicites et implicites pour pouvoir lui proposer des recommandations jugées assez précises, l'algorithme commence à attribuer un poids aux informations récoltées, en donnant plus d'importance aux plus récentes qu'aux plus anciennes. Selon Todd Yellin, l'ex-vice-président de l'innovation chez Netflix, les moteurs de recommandation de l'entreprise sur **trois types d'informations** différentes : les données des **profils utilisateurs**, les données sur le **contenu**, et enfin les données mises en évidence par leurs algorithmes de machine learning, qui consistent globalement en des « **patterns** », des **comportements** et **habitudes** types détectés, qui forment des communautés

d'utilisateurs (que Netflix nomment également les « **taste communities** », ou « **communautés de goûts** » en français).

LES ALGORITHMES DE RECOMMANDATION

Pour construire sa page d'accueil, Netflix utilise principalement **6 algorithmes** : Le **Personalized Video Ranker (PVR)**, le **Top N Video Ranker (TNVR)**, le **Continue Watching Video Ranker (CWR)**, le **Video-Video Similarity (Sims)**, le **Page Generation (PG)** et enfin le **Evidence Selection (ES)**. Ceux-ci permettent de créer environ une quarantaine de lignes (selon la taille de l'appareil utilisé) de contenus rangés par thèmes, pour mieux appréhender la masse d'informations, elles-mêmes constituées de jusqu'à 75 propositions. Sur chaque page d'accueil, **3000 recommandations** sont donc faites à chaque chargement, d'où le besoin d'utiliser des algorithmes aux objectifs et aux résultats différents, afin de ne pas perdre et/ou ennuyer le consommateur. Le choix de proposer une si vaste diversité de titres est justifié par Netflix par le fait que chaque session de visionnage s'accompagne d'une **humeur particulière**, et que chaque profil peut couvrir en réalité **plusieurs personnes**. Ils espèrent ainsi, en proposant tant de recommandations, permettre à un membre d'ignorer sur le moment un contenu susceptible de lui plaire, tout en le gardant dans un coin de sa tête pour plus tard, dans la session en cours ou non, ou pour le conseiller à quelqu'un d'autre.

PERSONALIZED VIDEO RANKER : GENERATION DES LIGNES LABELLISEES

Le premier algorithme utilisé par Netflix est le **PVR**, le Personalized Video Ranker. Celui-ci manipule la plupart du temps **l'entièreté du catalogue** proposé par l'entreprise dans la région où se situe l'utilisateur, ou au pire une sous-partie de celui-ci **filtrée par genre** selon ses préférences. C'est grâce à ce système que chaque profil possède des lignes de contenus aux thèmes différents. Son rôle n'est donc pas de déterminer une recommandation précise, mais plutôt de sélectionner une **sous-partie pertinente** du catalogue afin d'alimenter la **page d'accueil**. Les résultats qu'il produit sont donc assez **conséquents** et relativement **généraux**. L'ordre utilisé à l'intérieur de chaque ligne reste celui produit par le PVR, un peu remodelé en introduisant dans l'équation pour chaque contenu sa **popularité** sur la plateforme. Cette donnée permet d'éviter à l'utilisateur de devoir rechercher une œuvre dont il a entendu parler, en le trouvant plus rapidement directement sur l'interface de la page d'accueil.

TOP N VIDEO-RANKER : LES MEILLEURES SELECTIONS POUR L'UTILISATEUR

Le deuxième algorithme est le **TNVR**, le Top N Video-ranker. Celui-ci permet d'alimenter une ligne particulière, « **Top Picks** », ou en français « **Notre sélection pour ...** ». Contrairement à son prédécesseur, le TNVR a pour objectif particulier de sélectionner uniquement un **nombre limité** des **meilleures recommandations** proposées par Netflix par rapport à l'entièreté de son catalogue. Il utilise pour cela des indicateurs similaires au PVR, comme le **profil de l'utilisateur** et la **popularité de l'œuvre**, mais prend en plus de cela en considération les **tendances en cours** et **à venir**. Ces dernières sont calculées par rapport aux **résultats d'audiences** en temps réel des contenus, mais aussi à partir des événements propres à la période en cours, que ce soient des **événements réguliers** (Noël, Saint-Valentin, vacances, rentrée scolaire, ...), ou des **événements ponctuels** (catastrophe naturelle, scandale, décès d'une personnalité, ...). La technologie pour analyser des tendances est également celle utilisée pour la ligne « **Trending Now** » / « **Tendances actuelles** ».

CONTINUE WATCHING RANKER : L'HISTORIQUE EVOLUTIF

Le troisième algorithme utilisé est le **CWR**, le Continue Watching Ranker. Celui-ci sert à remplir la ligne « **Continue Watching** » / « **Reprendre avec le profil** ». Contrairement aux algorithmes précédents, le CWR ne se base pas sur des données interprétées mais bien sur une **réalité de consommation** via l'historique. Mais même pour une fonctionnalité aussi simple, Netflix implémente des notions de recommandations pour améliorer le confort d'utilisation. L'objectif principal du CWR est de déterminer si l'utilisateur va continuer de regarder par la suite un **contenu** qu'il n'a **pas terminé**, ou s'il l'a quitté parce que celui-ci ne lui plaisait pas. Sa

seconde mission est ensuite de **ranger les œuvres** qu'il décidera de garder par ordre de pertinence, du contenu le plus susceptible d'être continué à la **session en cours**, jusqu'à celui le moins improbable. Ce système se base sur plusieurs indicateurs comme le **temps écoulé** depuis la **dernière fois** que l'utilisateur a vu le contenu, du **moment** auquel il a **quitté précédemment** le visionnage (plutôt au début, à la fin, au milieu, ...), si d'autres titres ont été **regardés depuis**, sur le **type d'appareil** sur lequel tourne la session en cours, etc. Un tel travail permet d'éviter de proposer pendant des semaines du contenu non-pertinent à un utilisateur sous prétexte qu'il a un jour cliqué dessus, d'éviter de repropose un contenu terminé mais dont la lecture n'a pas atteint la fin du fichier (par exemple si l'utilisateur part avant les crédits de fin), le tout en proposant un outil capable de faciliter la lecture de contenus épisodiques (séries) et de rendre les pauses dans l'utilisation de la plateforme moins punitives.

VIDEO-VIDEO SIMILARITY : LES RECOMMANDATIONS BASEES SUR LE CONTENU

Le quatrième algorithme principal utilisé par Netflix est le **Sims**, aussi appelé Video-Video Similarity. Celui-ci a la charge de la ligne « **Because You Watched** » / « **Parce que vous avez regardé** », qui propose des recommandations basées sur la consommation d'une **œuvre en particulier**. Son objectif est d'identifier dans le catalogue de l'entreprise les titres qui sont **similaires** entre eux, pour pouvoir ensuite proposer des idées selon ce qui a été regardé par l'utilisateur, avec des recommandations ici uniquement **basées sur le contenu**. Ce type de ligne est l'un des rares (si ce n'est le seul) qui n'est **pas personnalisé** pour chaque utilisateur. C'est-à-dire que l'algorithme Sims produira le même résultat pour deux utilisateurs différents ayant tous deux regardé le titre qui servira de base pour la recherche de similarités. Cependant, le titre qui donnera naissance à une ligne « **Because You Watched** » est lui choisi de façon personnalisée pour chaque utilisateur, parmi la liste des titres qu'il a regardés et vraisemblablement aimés. De même, le contenu exact de la ligne, qui est une sous-partie du résultat de l'algorithme Sims, et l'ordre sont eux aussi personnalisés, en enlevant les œuvres déjà regardées et en mettant plus en avant celles qui correspondent le plus au profil du consommateur.

PAGE GENERATION : L'ASSEMBLAGE DE LA PAGE D'ACCUEIL

Ces quatre algorithmes sont ensuite soutenus par la **Page Generation**, qui a pour objectif de **combiner** tous les résultats précédents et de les **présenter** correctement et intelligemment pour former la page d'accueil de l'utilisateur. Pour chaque génération, d'une dizaine à plusieurs milliers de lignes sont produites. L'algorithme de recommandation derrière se charge d'estimer la **relevance** de chaque et sélectionne d'abord les plus **pertinentes**, toujours selon les mêmes critères de profil, d'humeur détectée et de moment de la journée, mais aussi d'autres facteurs comme le nombre de fois où chaque thème est déjà apparu comme recommandation par le passé, la proximité de genre avec les choix déjà faits, etc. Il construit ensuite un ensemble de dispositions candidates. Ces dernières sont finalement **analysées** et **optimisées** pour améliorer leur pertinence et leur diversité par un algorithme mathématique. Celui-ci consiste en une **maximisation de fonction**, constituée de scores calculés pour chaque ligne, et de poids apportés aux différentes localisations de l'interface selon leur importance dans le processus psychologique de recherche et de lecture de l'être humain. Enfin, une fois la disposition choisie, un dernier filtre est appliqué pour limiter, voire retirer, les **doublons** d'une ligne à l'autre. Avant 2015, Netflix utilisaient une disposition prédéfinie et identique pour tous les utilisateurs (rule-based approach). Ils ont ensuite décidé de passer à un modèle incluant lui aussi de la recommandation pour pousser encore plus loin le confort de l'« **expérience Netflix** », comme ils l'appellent.

EVIDENCE SELECTION : LA PRESENTATION DU CONTENU

Enfin, le dernier algorithme propre à la page d'accueil se nomme l'Evidence Selection, ou l'**ES**. Celui-ci correspond un peu à la cerise sur le gâteau à la recommandation, puisqu'il s'occupe de formater la **présentation des contenus** eux-mêmes pour correspondre au mieux au profil de l'utilisateur qui clique dessus. Son objectif est simple : identifier les informations les plus pertinentes, celles qui vont le plus donner au consommateur envie de regarder l'œuvre. Parmi celles-ci, on retrouve le **synopsis** de l'œuvre, sa **miniature**⁸, les membres du

⁸ L'image qui représente le contenu sur la page

casting, les potentiels **récompenses**, les **genres**, les **descriptifs** (palpitant, ...), etc. Cet algorithme a par exemple la charge de déterminer s'il est plus utile, selon les préférences de l'utilisateur, d'indiquer que le film considéré a gagné un Oscar, ou s'il vaut mieux juste dire qu'il est similaire à un autre titre regardé récemment. Depuis 2017, l'ES s'occupe également de déterminer la **miniature** affichée, qui joue un rôle primordial dans le choix de regarder ou non le contenu, en tant que premier contact visuel⁹. En effet, chaque série et chaque film du catalogue de Netflix possède plusieurs illustrations, et celle choisie pour apparaître à l'écran est celle déterminée comme la plus pertinente selon l'Evidence Selection. Si l'utilisateur a regardé récemment une œuvre avec un acteur particulier, alors l'algorithme choisira probablement une illustration où celui-ci est présent pour les œuvres dont il fait partie du casting. Si le profil de l'utilisateur indique plutôt qu'il est friand de séries romantiques, les miniatures choisies opteront plus pour des tons rouges ou roses et mettront plutôt en scène un couple ou une romance, etc. Cette personnalisation s'étend également aux **synopsis** et **bandes-annonces** des titres.

LES RECOMMANDATIONS LORS DE LA RECHERCHE

Pour finir et comme promis dans l'introduction de cette partie, nous allons rapidement parler du système de recommandation propre au **moteur de recherche** de la plateforme. Celui-ci est également constitué de plusieurs algorithmes qui travaillent ensemble, dont certains sont de simples dérivés de ceux présentés précédemment. Le système de recommandation pour la recherche est, par rapport à celui de la page d'accueil, confronté à une problématique supplémentaire : gérer les requêtes de l'utilisateur pour des titres, acteurs, genres, etc., qui **ne sont pas disponibles** dans le catalogue, de son pays ou de Netflix de manière générale. De plus, ces recherches peuvent aussi être **incomplètes**, ce qui complique encore plus la tâche. Trois algorithmes sont alors déployés spécifiquement pour traiter ce problème. Le premier a pour objectif de trouver des **titres d'œuvres** qui pourraient correspondre aux attentes de l'utilisateur. Par exemple, s'il entre le mot-clé « fan » dans la barre, cet algorithme pourra retourner « Fantasia » comme résultat. Le deuxième a pour objectif d'imaginer un **centre d'intérêt possible** pour la requête envoyée, selon ceux de l'utilisateur. Toujours avec « fan », le deuxième algorithme pourrait proposer le genre « fantasy ». Enfin, le dernier algorithme prend en entrée les résultats des deux précédents, et a comme mission de trouver du contenu dans le catalogue Netflix qui les exploite (ex : d'autres titres de films dans le genre « fantasy »). L'objectif est de **minimiser la déception** de ne pas trouver sur la plateforme un contenu recherché, en proposant un résultat de **recommandation au plus proche de l'attente** de l'utilisateur à l'instant T.

CRITIQUES EMISES CONTRE CES ALGORITHMES

De nombreuses critiques ont été émises concernant les algorithmes de recommandation de Netflix. Après la modification de l'Evidence Selection pour prendre en considération le choix des illustrations des œuvres, beaucoup de personnes afro-américaines ont remarqué sur leur profil que de plus en plus de miniatures mettaient en scène des personnages et acteurs noirs, parfois même de façon totalement injustifiée (alors que l'acteur en question ne possède qu'un rôle minime dans la série), et ce bien que l'entreprise ait répété plusieurs fois au cours de son histoire ne jamais collecter et prendre en compte de données démographiques. Une autre critique courante faite à l'entreprise de vidéo à la demande est le manque de transparence de leurs algorithmes, autant dans leur fonctionnement que dans leurs résultats, ce qui empêche la vérification que les données récoltées sont bien utilisées comme elles le devraient. De même, de nombreuses expériences faites par les utilisateurs et chercheurs tendent à montrer que les systèmes seraient volontairement biaisés pour mettre plus en avant les films de niches, moins chers à négocier, et surtout le contenu original de la plateforme. Depuis 2020, l'entreprise a également rajouté une nouvelle ligne à sa page d'accueil, contenant les 10 plus gros succès du moment du catalogue, et la transparence concernant les réels chiffres est de nouveau énormément critiquée, certains voyant cet ajout comme une nouvelle étape de recommandation, uniquement influencée par les besoins de Netflix de mettre certains programmes en avant.

⁹ 82% du processus d'attention sur un contenu est dû à la miniature, selon une étude menée par Netflix eux-mêmes.

EXEMPLE CONCRET

Pour en finir avec cette partie, prenons un exemple concret de construction de page d'accueil à l'aide des outils de recommandation présentés précédemment. Le commencement de tout ce processus se trouve à la création du compte de l'utilisateur. On lui demande de choisir ses centres d'intérêts, et on construit ainsi son profil. A partir de ce moment-là, l'entreprise possède déjà assez de données pour proposer des recommandations à travers sa page d'accueil. Evidemment, leur précision selon les goûts de l'utilisateur s'améliorera au fur et à mesure que celui-ci utilise la plateforme, à travers l'augmentation de données d'entrées à étudier pour les réseaux de neurones, mais aussi à travers quelques tests A/B pour évaluer ses réactions et comportements.

Dès que l'utilisateur se connecte à la plateforme, une construction de page d'accueil s'enclenche. Le PVR est lancé, et selon le profil de l'utilisateur, des thèmes vont être mis en avant et agrémentés de contenu : films primés, SF futuriste, Anime, Séries palpitantes, etc.

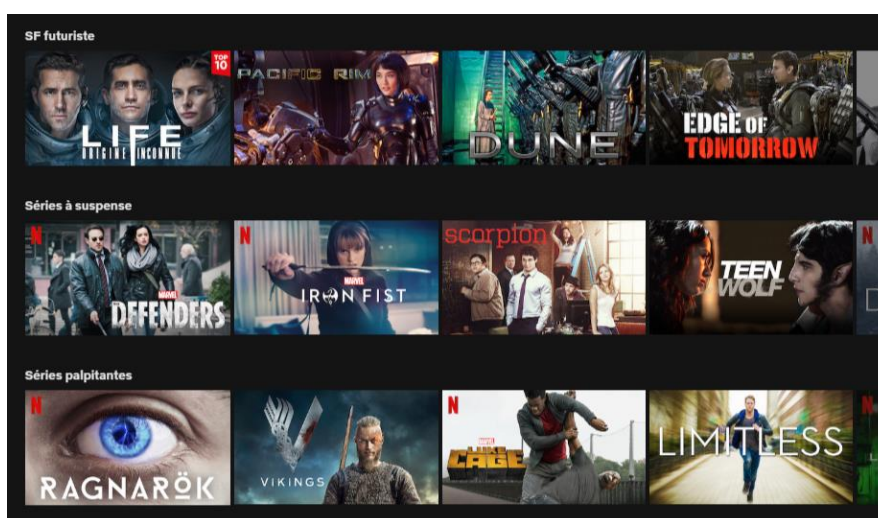


Figure 1 - Lignes créées par le PVR

Ensuite, le TNVR va être appelé et le catalogue va être analysé pour ne ressortir que les recommandations avec le meilleur score pour l'utilisateur, quelque soit son thème. La ligne « Notre sélection pour » est créée.

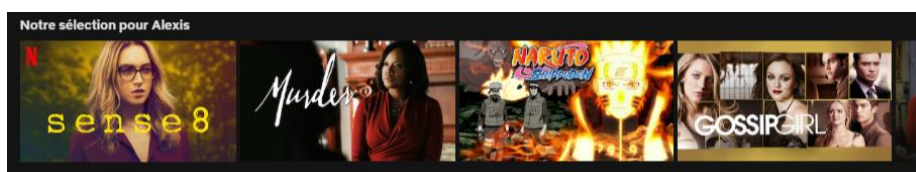


Figure 2 - Ligne créée par le TNVR

Dans le même temps, le CWR va commencer à étudier l'historique de l'utilisateur, afin de déterminer les séries et films qu'il n'a pas terminés, et qu'il est pourtant susceptible de vouloir continuer durant la session qui va suivre. Pour cela, seront étudiés un ensemble d'indicateurs pour déterminer si l'utilisateur est parti parce que le contenu ne lui plaisait pas, ou s'il est parti pour une autre raison. La ligne « Reprendre avec le profil de » est créée.

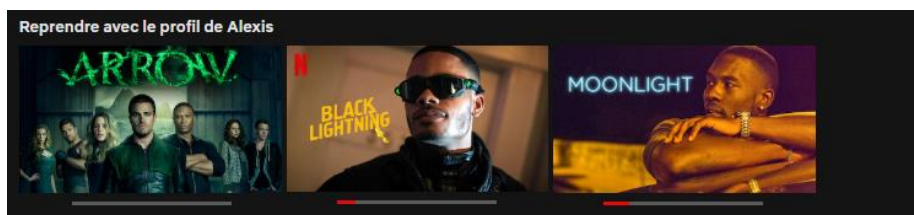


Figure 3 - Ligne créée par le CWR

Pour pousser l'utilisateur à découvrir de nouvelles œuvres qui pourraient lui plaire, le Sims est lancé, avec pour objectif de détecter du contenu similaire à un titre particulier qui a vraisemblablement été apprécié par le passé. Cette opération peut être menée plusieurs fois, et produit à la fin une ou plusieurs lignes du type « Parce que vous avez regardé », basées uniquement sur le contenu, mais rangées et placées sur la page uniquement si jugées pertinentes par rapport au profil de l'utilisateur.

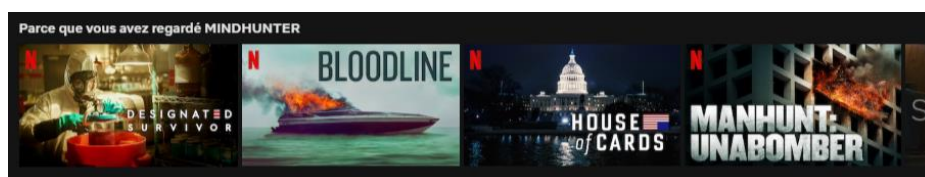


Figure 4 - Ligne créée par le Sims

Toutes les lignes générées jusque-là sont ensuite rassemblées, et transférées à l'algorithme de Page Generation, qui va maintenant s'occuper de conserver uniquement les plus pertinentes, tout en préservant assez de diversité pour éviter la monotonie et la redondance. Les programmes présents sur plusieurs lignes seront également supprimés dans toutes sauf une. Des critères psychologiques et culturels¹⁰ sont également pris en compte pour optimiser au maximum la lecture des recommandations.

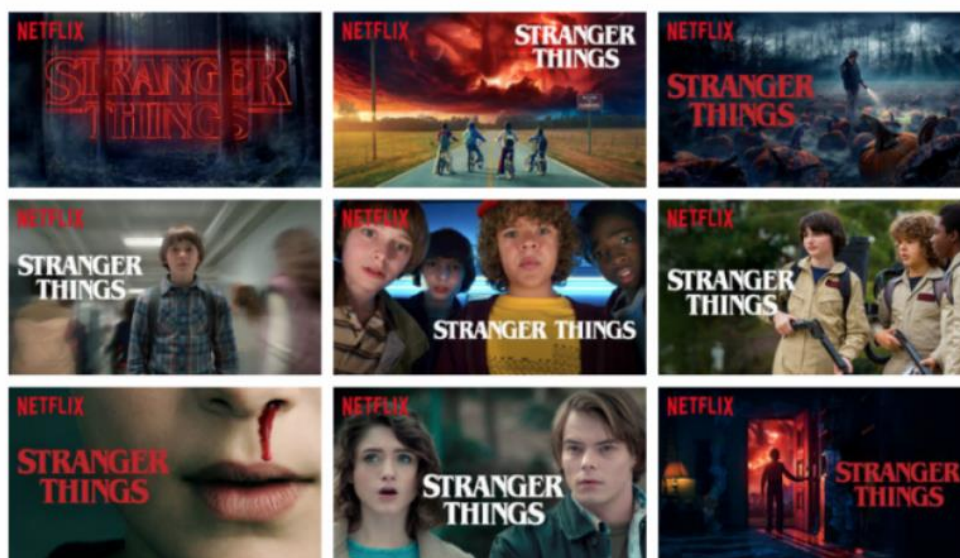


Figure 5 - Le choix de la miniature par l'ES

Enfin, l'Evidence Selection va choisir les informations les plus pertinentes à afficher pour chaque média, à commencer par son illustration. Si on prend le cas d'un utilisateur dont le profil le catégorise comme fan de films d'horreur, la miniature de la série « Stranger Things » sera probablement celle en haut à droite ou en haut

¹⁰ Dans les pays qui utilisent des langues sémitiques (arabe, hébreu), Netflix propose un déroulement des programmes de droite à gauche, pour respecter la méthode de lecture de ces régions.

à gauche par rapport à la figure ci-dessus. Si son profil le catégorise comme romantique, celle en bas au centre sera choisie. S'il est catégorisé comme fan de thrillers, il s'agira plus de l'illustration en bas à gauche, ou celle à gauche de la ligne du milieu. S'il est catégorisé comme fan de comédies ou de « teen series », il s'agira probablement plus des autres de la ligne du milieu, etc. Cette réflexion est faite pour chaque contenu proposé sur la page d'accueil.



Figure 6 - Le choix des informations par l'ES

Les informations présentes dans la description ouverte lorsque l'utilisateur sélectionne le média sont aussi générées par l'ES. Un score représentant le pourcentage de chances que le programme plaise à l'utilisateur selon son profil est proposé (en vert ci-dessus), et le reste des compléments peuvent varier.

Toutes ces informations forment finalement la page d'accueil de Netflix, le fruit du travail de nombreux algorithmes de recommandation.

CONCLUSION

Pour conclure, nous avons vu pu découvrir tout au long de ce dossier quelques concepts du monde du Web liés à l'entreprise de vidéo à la demande Netflix. L'un d'eux, le domaine de la recommandation, a particulièrement attiré notre attention. Après une nécessaire définition du contexte, des enjeux et du concept de système de recommandation, nous nous sommes intéressés plus en détails à ce que celui-ci signifie pour l'entreprise.

Suite à l'étude détaillée des différents moteurs de recommandation de Netflix, et ce malgré l'absence de données concernant la mise en place concrète de telles technologies, nous pouvons tout de même maintenant mettre en avant deux problématiques principales à la mise en place de systèmes de recommandations : la sélection des contenus les plus pertinents parmi l'ensemble des possibilités fournies par un catalogue, tout en gardant une certaine diversité, et l'organisation de toutes ces informations pour garantir un confort à l'utilisateur, tout en le poussant à l'exploration. Un bon système de recommandation s'applique donc à la fois sur l'aspect invisible pour le consommateur, le backend, mais également, et il ne faut pas négliger son importance, sur le visible, le frontend. Les bénéfices d'une telle fonctionnalité sont multiples : proximité avec l'utilisateur, qui entraîne une plus grande confiance envers le système ; rétention du consommateur, qui le pousse à plus consommer ou à plus être exposé à des potentielles sources de revenus pour l'entreprise (publicités notamment) ; ergonomie, etc. Le système de Netflix est pour cela un exemple à comprendre et à respecter, puisque le filon a été identifié depuis très longtemps par l'entreprise, à une époque où ils ne faisaient même pas encore de vidéo à la demande, et parce qu'ils ont depuis investi beaucoup d'efforts et d'argent dedans, à juste titre puisqu'il participe aujourd'hui entièrement à la viabilité du modèle économique de l'entreprise, et leur rapporte chaque année plusieurs milliards de dollars.

Je vous remercie pour votre attention lors de la lecture de ce présent rapport, et j'espère qu'il aura su vous intéresser et vous plaire.

BIBLIOGRAPHIE

- [1] C. A. G.-U. a. N. HUNT, «The Netflix Recommender System: Algorithms, Business Value, and Innovation,» 2015. [En ligne]. Available: <https://dl.acm.org/doi/pdf/10.1145/2843948>.
- [2] P. Singh, «How Video and E-Commerce Platforms Use Recommendation Systems to Shape User Experiences,» 25 04 2020. [En ligne]. Available: <https://www.newamerica.org/oti/reports/why-am-i-seeing-this/case-study-netflix/>.
- [3] «"Big Tech",» [En ligne]. Available: https://en.wikipedia.org/wiki/Big_Tech.
- [4] JDN, «Streaming : définition, fonctionnement technique et utilisation,» 16 09 2019. [En ligne]. Available: <https://www.journaldunet.fr/web-tech/dictionnaire-du-webmastering/1445184-streaming-definition-fonctionnement-technique-et-utilisation/>.
- [5] Wikipédia, «Streaming,» [En ligne]. Available: <https://fr.wikipedia.org/wiki/Streaming>.
- [6] Yanis, «Les coulisses techniques de Netflix,» 27 12 2017. [En ligne]. Available: <https://www.bbox-mag.fr/tv/2741506-les-coulisses-techniques-de-netflix/>.
- [7] «Que se passe-t-il quand vous appuyez sur lecture dans Netflix ?,» [En ligne]. Available: <https://www.macg.co/ailleurs/2018/03/que-se-passe-t-il-quand-vous-appuyez-sur-lecture-dans-netflix-101639>.
- [8] Wikipédia, «Amazon Web Services,» [En ligne]. Available: https://fr.wikipedia.org/wiki/Amazon_Web_Services.
- [9] Netflix, «Open Connect,» [En ligne]. Available: https://openconnect.netflix.com/fr_fr/.
- [10] Wikipédia, «Système de recommandation,» [En ligne]. Available: https://fr.wikipedia.org/wiki/Syst%C3%A8me_de_recommandation.
- [11] Wikipédia, «Recommender System,» [En ligne]. Available: https://en.wikipedia.org/wiki/Recommender_system.
- [12] Wikipédia, «Netflix Prize,» [En ligne]. Available: https://en.wikipedia.org/wiki/Netflix_Prize.
- [13] N. Bechet, «Etat de l'art sur les Systèmes de Recommandation,» [En ligne]. Available: <http://people.irisa.fr/Nicolas.Bechet/Publications/EtatArt.pdf>.
- [14] J. Lausson, «IA : Amazon bascule son système de recommandation en open source,» 17 05 2016. [En ligne]. Available: <https://www.numerama.com/tech/170774-ia-amazon-bascule-son-systeme-de-recommandation-en-open-source.html>.

- [15] C. A. e. J. Basilico, «Learning a Personalized Homepage,» 9 04 2015. [En ligne]. Available: <https://netflixtechblog.com/learning-a-personalized-homepage-aa8ec670359a>.
- [16] H. Guillaud, «« Tout est recommandation » : comment Netflix s'est transformé,» 25 10 2017. [En ligne]. Available: <http://www.internetactu.net/2017/10/25/tout-est-recommandation-comment-netflix-sest-transforme/>.
- [17] G. Ledit, «Comment Netflix choisit les images des séries selon votre profil,» 11 12 2017. [En ligne]. Available: <https://usbeketrica.com/article/netflix-personnalisation-illustrations-algorithme>.