

# Prédiction de l'intérêt dans un SPOC

K. NAMIR<sup>(1)</sup>, N. BELARBI<sup>(2)</sup>, H. BENLAHMER<sup>(3)</sup> et A. NAMIR<sup>(4)</sup>

(1) [namirkhalil.95@gmail.com](mailto:namirkhalil.95@gmail.com) ; (2) [naimbel2000@gmail.com](mailto:naimbel2000@gmail.com) ; (3) [h.benlahmer@gmail.com](mailto:h.benlahmer@gmail.com) ; (4) [abd.namir@gmail.com](mailto:abd.namir@gmail.com)

LTIM, Faculté des Sciences Ben M'Sick de Casablanca

**Résumé :** Dans ce travail, nous présentons d'abord une revue de la littérature concernant l'analyse du comportement des utilisateurs avec les vidéos aussi bien celles présentes sur le web que celles des environnements MOOCs, SPOCs et e-learning. Également, nous proposons un modèle pour prédire l'intérêt d'un utilisateur par rapport à une vidéo dans un SPOC (Small Private Online Course) en utilisant les probabilités conditionnelles. Il consiste à suivre et enregistrer les interactions d'un utilisateur avec la vidéo au niveau clic, en l'occurrence : Play, Pause, Move Back, Move Forward, Replay et Download. Ensuite, nous utilisons les probabilités conditionnelles pour inférer l'intérêt d'un utilisateur par rapport à la vidéo visionnée d'une manière implicite. Pour cela, nous considérons les comportements observables suivants comme des indicateurs implicites d'intérêt : le temps total de visionnement, l'action de relecture (Replay), l'action de revoir certains segments de la vidéo (Move Back) et l'action de téléchargement de la vidéo (Download). Des calculs sur un échantillon de test sont présentés pour illustrer le modèle proposé.

**Mots clés :** Clic, Inférence, Modélisation, MOOC/SPOC, Prédiction, Probabilités conditionnelles, Vidéo.

## 1. Introduction

Les vidéos sont des ressources largement utilisées sur le web et en E-learning. Elles constituent une composante décisive dans les environnements de type MOOC ou SPOC. Concernant le champ de recherche portant sur l'extraction de l'information et du sens à partir des vidéos, on distingue principalement deux grands types de méthodes :

- Les méthodes basées sur le contenu qui tentent d'extraire de l'information en analysant la vidéo elle-même, par exemple, changement de scène, changement du son, sous-titrage, etc. (voir : Money AG, Agius H., 2008) ;
- Les méthodes basées sur l'utilisateur qui tentent d'extraire du sens en analysant les interactions de l'utilisateur avec la vidéo.

Plusieurs recherches antérieures avaient déjà reconnu les avantages d'une analyse basée sur l'utilisateur (voir : Chorianopoulos, K., 2013 ou Avlonitis, M. and Chorianopoulos K., 2014). On distingue dans ce cas de figure deux sous-catégories pour récupérer l'activité de l'utilisateur :

1. Une approche explicite qui consiste à recueillir les informations directement à partir des utilisateurs via l'usage de formulaires en ligne, d'enquêtes ou de notations, etc. ;
2. Une approche implicite qui consiste à inférer les préférences d'un utilisateur en analysant ses divers comportements avec le système (tels que l'exploitation des données générées lors des événements de lecture / pause, de mouvements de curseur, des activités de défilement, la vitesse de la souris, etc.) ou toute information sur les mouvements de l'utilisateur tels que les yeux, les battements du cœur, etc.).

D'après (Halawa, S., Greene, D., & Mitchell, J., 2014), le niveau d'intérêt d'un utilisateur concernant un matériel d'apprentissage est un paramètre important pouvant influencer l'engagement de l'utilisateur vis-à-vis de ce matériel. En général, il y'a deux types d'indicateurs d'intérêt :

- Indicateur explicite (par exemple : Attribuer une note (rating) ou cliquer sur « Like », etc.) ;
- Indicateur implicite (par exemple : le temps de lecture, les clics, l'annotation, l'impression, etc.).

Les évaluations ou notations explicites offrent un moyen assez précis pour mesurer l'intérêt de l'utilisateur par rapport aux objets, mais elles présentent par contre certains inconvénients qui peuvent être résumés dans les points suivants :

- Une tâche supplémentaire à attribuer à l'utilisateur qui doit arrêter ce qu'il fait pour évaluer ce qu'il lit ou ce qu'il regarde et attribuer une note ;
- Les utilisateurs, en général, ont tendance à ne pas évaluer ou à ne pas donner de note explicite que s'ils en perçoivent un intérêt ou un avantage ;
- Parfois ces notations ne sont pas crédibles, elles sont attribuées d'une façon aléatoire ou hâtive (voir : Claypool, M. et al, 2001).

Vus les inconvénients de l'approche explicite et puisque les vidéos sont une composante cruciale dans le fonctionnement des MOOCs / SPOCs ainsi que leur consultation par les utilisateurs génèrent de grandes quantités de données au niveau clic, nous proposons dans ce travail d'exploiter ces données pour proposer un modèle prédictif qui va prédire d'une manière implicite l'intérêt de l'utilisateur vis-à-vis de la vidéo visionnée. Cette modélisation se base sur l'utilisation des probabilités conditionnelles et en exploitant les données issues des interactions de l'utilisateur au niveau clic avec les vidéos.

Le présent travail est organisé comme suit : dans le paragraphe 2, nous présentons une analyse sur les comportements des utilisateurs avec les vidéos sur le web, ainsi que dans des environnements MOOCs, SPOCs et e-learning. En suite dans le paragraphe 3, nous donnons une méthodologie des comportements observables aux indicateurs implicites d'intérêt. Dans le paragraphe 4, nous proposons un modèle mathématique pour prédire implicitement l'intérêt d'un utilisateur pour une vidéo visionnée dans un SPOC en utilisant les probabilités conditionnelles et en se basant sur les données produites lors du comportement de l'utilisateur avec la vidéo pendant son parcours d'apprentissage. Dans le paragraphe 5, nous illustrons le modèle proposé par une expérimentation avec deux groupes d'étudiants. Enfin, une conclusion et des références.

## **2. Analyse des comportements des utilisateurs avec les vidéos**

### **2.1. Travaux portant sur les Vidéos sur le web**

Les auteurs dans (Avlonitis, M. and Choriantopoulos K., 2014) ont analysé les actions de relecture des vidéos (Replay) de la part des utilisateurs et ont rapporté que cette action correspond d'une manière significative aux segments importants des vidéos et qui sont riches en informations. Ils ont ainsi présenté une méthode basée sur l'utilisateur qui détecte les régions d'intérêt dans une vidéo afin de fournir des résumés de vidéos. Dans (Zhang, J.H, Chong, W. Man, K.L.: 2017), les auteurs analysent les mouvements de curseur, les activités de défilement et la vitesse de la souris lors des interactions des utilisateurs avec les vidéos comme étant des indicateurs d'intérêt implicites afin de recommander les vidéos en E-marketing.

Les auteurs dans (Zen, G. et al, 2016) montrent que l'activité avec la souris lors du visionnage de vidéos est très révélatrice de l'intérêt et permet la détection automatique de segments intéressants dans une vidéo.

Dans (Syeda-Mahmood, T., & Ponceleon, D., 2001), les auteurs proposent une modélisation par les chaînes de MARCOV, des interactions des utilisateurs avec les vidéos au niveau clic et présentent également une méthode pour déterminer les segments intéressants et générer des aperçus d'une vidéo en exploitant les comportements des utilisateurs qui révèlent un intérêt pour la vidéo. Dans (Choriantopoulos, K., 2013), les auteurs ont présenté une approche basée sur l'utilisateur pour la détection de segments intéressants d'une vidéo et ce par le biais du traitement des interactions des utilisateurs avec les vidéos du web au niveau clic.

### **2.2. Travaux portant sur les vidéos dans les MOOCs**

#### **2.2.1. Au Niveau macro**

Selon (Li, N., Kidzinski, L., Jermann, P., & Dillenbourg, P., 2015a), plusieurs recherches existantes portant sur l'analyse des vidéos dans les MOOCs ne prennent en compte que les des activités des utilisateurs à un niveau macro. Dans (Anderson, A. et al, 2014) par exemple, les auteurs analysent la relation entre l'engagement des étudiants dans un MOOC et le nombre de vidéos visionnées, re-visionnée ou téléchargées. Dans (Guo, P. J., Kim, J., Rubin, R., 2014), les auteurs étudient l'impact de la conception et la production des vidéos sur la participation et l'engagement des élèves dans un MOOC où l'engagement est mesuré en fonction de la durée pendant laquelle les élèves regardent chaque vidéo. Les auteurs dans (Kizilcec, R. F., Piech, C., Schneider, E., 2013) explorent et proposent une classification des trajectoires d'engagement des étudiants dans un MOOC en analysant leurs activités dont la lecture des vidéos. Dans (Halawa, S., Greene, D., & Mitchell, J., 2014), les auteurs analysent les activités des étudiants dans un MOOC afin de prédire ceux qui présentent un risque élevé de décrochage du MOOC. Parmi les activités analysées concernant les vidéos, les auteurs proposent "le saut des vidéos" comme facteur important pouvant donner des indications sur le manque d'intérêt et le risque d'abandon chez les étudiants.

#### **2.2.2. Au Niveau clic**

Dans (Kim, J. et al, (2014a), Les auteurs ont analysé les activités des étudiants dans quatre MOOCs Edx en utilisant les données de leurs interactions avec les vidéos au niveau clic avec l'objectif de comprendre les taux d'abandon des vidéos et aussi avoir des éclairages concernant les pics associés à la relecture (Replay). Ils ont rapporté que le taux d'abandon est d'autant plus élevé dans les vidéos qui sont longues et que les actions de relecture sont révélatrices aussi bien d'intérêt que d'incompréhension et de confusion. Ils estiment que cette analyse permet de comprendre comment les étudiants apprennent via les vidéos dans les MOOCs et aussi présentent d'importantes implications en termes de conception et de création des vidéos dans un MOOC.

Dans (Li, N., Kidzinski, L., Jermann, P., & Dillenbourg, P., 2015a), les auteurs présentent une analyse des interactions des utilisateurs avec les vidéos au niveau clic. Ils analysent la relation entre les comportements vis-à-vis des vidéos et les difficultés des étudiants. Ils trouvent qu'une diminution de la vitesse de la vidéo, les longues

pauses, une grande fréquence de Replay ou de saut vers l'avant sont des comportements révélateurs de difficultés chez les étudiants.

Dans (Sinha, T., Jermann, P., Li, N., Dillenbourg, P., 2014a), les auteurs explorent les données issues des interactions des utilisateurs avec les vidéos au niveau clic dans un MOOCs. Ils proposent une taxonomie des comportements avec les vidéos et analysent leur relation avec l'engagement des étudiants. Les auteurs utilisent les données collectées pour prédire les futurs clics des étudiants et aussi pour comprendre les obstacles et les insatisfactions des étudiants qui peuvent engendrer leur décrochage du MOOC.

Dans (Sluis, F.V., Ginn, J., and Zee, T.V., 2016), les auteurs examinent la relation entre la complexité du langage dans les vidéos et deux aspects du comportement des élèves vis-à-vis des vidéos, à savoir le temps de visualisation (dwelling Time) qui correspond à la durée passée par les élèves à regarder une vidéo et le taux de visualisation (dwelling rate) qui représente la portion de la vidéo réellement vue. Leur analyse s'est basée sur le traitement des données issues des interactions des utilisateurs avec les vidéos au niveau clic.

Dans (Li, N., Kidzinski, L., Jermann, P., & Dillenbourg, P., 2015b), les auteurs présentent une analyse à grande échelle des interactions des utilisateurs avec les vidéos dans les MOOCs au niveau clic. Les utilisateurs sont classés selon leurs comportements avec les vidéos. L'analyse a porté sur l'exploration de la relation entre le modèle d'interaction vidéo et la difficulté perçue de la vidéo et aussi avec les performances des élèves.

Dans (Li, N. et al, 2014), les auteurs tentent de mettre en évidence la relation entre les interactions avec les vidéos et la dynamique de synchronisation dans des groupes d'étudiants qui apprennent via les MOOCs en même temps. Ils analysent le comportement de groupes d'étudiants avec les vidéos au niveau clic et aussi les comportements individuels. Ils mettent en évidence la relation entre la façon de visualiser les vidéos 'au niveau individuel et la synchronisation dans le groupe en termes de communication et d'échange.

Dans (Kim, J. et al, 2014b), les auteurs combinent entre l'approche basée sur l'analyse du contenu vidéo tel que les visuels, les textes et les paroles, la voix de l'instructeur, etc. et l'approche basée sur l'utilisateur en exploitant les données issues des interactions avec les vidéos dans les MOOCs au niveau clic. Ils analysent les pics des activités des étudiants et montrent l'importance de ces pics pour révéler les points d'intérêt ou de confusion dans la vidéo pour les utilisateurs et peuvent aussi servir pour les instructeurs et concepteurs de vidéos pour l'amélioration de ces matériels et de l'expérience des étudiants.

Dans (Brinton, C. G. et al, 2016), les auteurs proposent une technique de prédiction de la performance des étudiants dans un MOOC en exploitant les données comportementales collectées à partir des interactions des utilisateurs avec les vidéos sur deux plateformes MOOC au niveau clic.

Dans (Kloft, M. et al, 2014), les auteurs, proposent une approche pour prédire l'abandon dans un MOOC en exploitant les données issues des interactions des utilisateurs aussi bien dans le forum que ses interactions au niveau clic. Dans (Sinha, T., Jermann, P., Li, N., Dillenbourg, P., 2014b), les auteurs proposent d'exploiter les données issues aussi bien des activités des étudiants des forums et celles qui résultent de leurs interactions avec les vidéos dans un MOOC afin de comprendre les traits susceptibles de prédire la décroissance de l'engagement des étudiant tout au long de leurs parcours d'apprentissage dans un MOOC.

Le tableau 1 récapitule les travaux qui se sont intéressés aux comportements et interactions de l'utilisateur avec la vidéo au niveau clic dans les MOOCs :

**TABLEAU 1** : RECAPITULATIF DES TRAVAUX PORTANT SUR LES VIDEOS DANS LES MOOCs AU NIVEAU CLIC

Auteur/Année	Comportements clics vidéo observés	Contribution/Apports
(Kim, J. et al, (2014a)	Play, Pause, replay et Stop	Exploration de la relation entre les comportements des utilisateurs avec les vidéos et les informations suivantes : le taux d'abandon des vidéos, les segments des vidéos qui présentent un intérêt, une incompréhension ou une confusion.
(Li, N., Kidzinski, L., Jermann, P., & Dillenbourg, P., 2015a),	play/pause, seek forward, seek backward, video speed	Analyse de la relation entre les comportements vis-à-vis des vidéos et les difficultés des étudiants.
(Sinha, T., Jermann, P., Li, N., Dillenbourg, P., 2014a)	play, pause, seek forward, seek backward, scroll forward, scroll backward, rate change	Proposition d'une taxonomie des comportements avec les vidéos et analyse de la relation avec l'engagement des étudiants.
(Sluis, F.V., Ginn, J., and Zee, T.V., 2016)	Play/Pause/seek	Exploration de la relation entre la complexité du langage dans les vidéos et les comportements des utilisateurs avec les vidéos dans les MOOCs
(Li, N., Kidzinski, L., Jermann, P., & Dillenbourg, P., 2015b)	pause, seek, skip, replay, Forward, backward, Speed	La relation entre les comportements avec les vidéos et la Difficulté perçue des étudiants

(Li, N. et al, 2014),	Play, Pause, Replay, Stop	Mise en évidence de l'effet du style de lecture de vidéo dans un groupe d'étudiants sur la dynamique d'échange et de communication dans le groupe
(Kim, J. et al, (2014b),	Play, pause, Replay, volume control, full screen, video speed.	Identification des parties des vidéos qui présentent un intérêt ou une confusion pour les étudiants dans un MOOC
(Brinton, C. G. et al, 2016	play, pause, rate change, seek	Prédiction de la performance des étudiants dans un MOOC
(Kloft, M. et al, 2014)	Le nombre de ' full plays', start-stop skip-ahead, relisten et low play rate	Prédiction de l'abandon dans un MOOC
(Sinha, T., Jermann, P., Li, N., Dillenbourg, P., 2014b)	Play, Pause, Seek Fw, Seek Bw, Scroll Fw, Scroll Bw, Rate change Increase, Rate change Decrease	Prédiction de la décroissance de l'Engagement chez les étudiants

### 3. Méthodologie des comportements observables aux indicateurs implicites d'intérêt

Dans (Oard, D. W., & Kim, J., 2001), les auteurs avaient proposé une catégorisation des comportements observables qui peuvent être utilisés comme indicateurs implicites d'intérêt sur les pages web (Tableau 2 (Oard, D. W., & Kim, J., 2001)). Par ailleurs, dans les travaux (Claypool, M. et al, 2001) et (Kellar, M. et al, 2004), les auteurs ont souligné l'importance du temps que passe un utilisateur à lire une page ou un article, le nombre de scrolling ou l'impression qui sont des indicateurs en forte corrélation avec l'intérêt de l'utilisateur.

**TABLEAU 2 : CLASSIFICATION DES COMPORTEMENTS OBSERVABLES**

Minimum Scope					Signification
Behavior category		Segment	Objet	Class	
	Examen	View Listen Scroll Find Query	Select	Browse	Examiner : quand un utilisateur étudie un élément
	Retain	Bookmark Save Delete Purchase Email		Subscribe	Rétention : lorsqu'un utilisateur enregistre un élément pour une utilisation ultérieure
	Référence	Copy and paste Quote	Forward Reply Link Cite		Lorsqu'un utilisateur associe tout ou une partie d'un élément à un autre élément
	Annotate	Mark up	Rate Publish	Organize	Annotation
	Create	Type Edit	Author		

Nous nous sommes inspirés de tous ces travaux et de ceux réalisés sur les vidéos et par analogie, nous estimons que si un utilisateur passe beaucoup de temps à visionner une vidéo, s'il la télécharge ou s'il la revoit depuis le début ou revoit à plusieurs reprises des segments de cette vidéo, cela peut indiquer que l'utilisateur a trouvé la vidéo intéressante. Pour cela, nous proposons dans la présente étude, les comportements observables suivants comme indicateurs implicites d'intérêt : Play, Download, Replay, et Move backward (Voir tableau 3).

**TABLEAU 3 : LES COMPORTEMENTS OBSERVABLES SUR LA VIDEO COMME INDICATEURS IMPLICITES D'INTERET**

		Action correspondante
Objet Vidéo	Visionner. Lire	Play
	Revoir/Relire	Replay
	Télécharger	Download
Segment de vidéo	Retour en arrière	Move back

## 4. Modélisation

Dans cette section, on présente le modèle proposé qui permet de prédire l'intérêt d'un utilisateur vis-à-vis d'une vidéo connaissant ses interactions au niveau clic. Nous présentons d'abord la notation et ensuite la formulation de notre modélisation.

### 4.1. Notation

Pour notre modélisation, nous adoptons les notations suivantes :

- $U = \{\text{Utilisateurs accédant au SPOC}\}$  ;
- $n = \text{La taille de la population}$  ;
- $u_i = \text{Un utilisateur accédant au SPOC avec } 1 \leq i \leq n$  ;
- $m = \text{Le nombre de vidéos dans le SPOC}$  ;
- $v_j = \text{Une vidéo du SPOC avec } 1 \leq j \leq m$ .

Chaque utilisateur  $u_i$ , est suivi dans ses interactions avec chaque vidéo  $v_j$  visionnée lors de son parcours d'apprentissage dans un SPOC. On capture particulièrement les informations suivantes :

- $(PL)_{ij} = \text{Le nombre de clics Play de l'utilisateur } u_i \text{ sur la vidéo } v_j$  ;
- $(PA)_{ij} = \text{Le nombre clics Pause de l'utilisateur } u_i \text{ sur la vidéo } v_j$  ;
- $(MB)_{ij} = \text{Le nombre clics Move back de l'utilisateur } u_i \text{ sur la vidéo } v_j$  ;
- $(RP)_{ij} = \text{Le nombre de clics Replay de l'utilisateur } u_i \text{ sur la vidéo } v_j$  ;
- $(DL)_{ij} = \text{Le nombre de clics Download de l'utilisateur } u_i \text{ sur la vidéo } v_j$  ;
- $(VT)_{ij} = \text{(Viewing Time) le temps de visionnement de l'utilisateur } u_i \text{ concernant la vidéo } v_j$ .

On constitue ainsi le tableau  $(VVS)_{ij}$  qui représente la séquence de visionnement  $u_i$  pour la vidéo  $v_j$  :

$$(VVS)_{ij} = (c_{ij}^k)_{1 \leq k \leq 6} \text{ avec } c_{ij}^k = [(PL)_{ij} (PA)_{ij} (PA)_{ij} (RP)_{ij} (DL)_{ij} (VT)_{ij}] \quad (1)$$

### 4.2. Événements aléatoires correspondant aux indicateurs implicites d'intérêt

A partir des données provenant des interactions de l'utilisateur  $u_i$  avec la vidéo  $v_j$ , nous nous intéresserons aux événements suivants :

- $B_1$  : "l'utilisateur se trouve dans le 4<sup>ème</sup> quart de la série des temps de lecture des utilisateurs qui ont vu la vidéo".  $B_1$  est réalisé pour l'utilisateur  $u_i$  ayant visionné la vidéo  $v_j$  avec un temps de visionnement  $(VT)_{ij}$  si  $(VT)_{ij} \geq Q_3^{VT}$ , où  $Q_3^{VT}$  est le troisième quartile de la série statistique  $(VT)$  et  $(VT)$  est l'ensemble des temps de visionnement de la population relativement à la vidéo  $v_j$  ;
- $B_2$  : "l'utilisateur se trouve dans le 4<sup>ème</sup> quart de la série des utilisateurs qui ont cliqué sur 'Move Back' sur la vidéo".  $B_2$  est réalisé pour l'utilisateur  $u_i$  ayant visionné la vidéo  $v_j$  avec un nombre de Move back  $(MB)_{ij}$  si  $(MB)_{ij} \geq Q_3^{MB}$ , où  $Q_3^{MB}$  est le troisième quartile de la série statistique  $(MB)$  et  $(MB)$  est l'ensemble des nombres de 'Move Back' de la population concernant la vidéo  $v_j$  ;
- $B_3$  : "l'utilisateur a cliqué au moins une fois sur 'Replay' pour revoir la vidéo".  $B_3$  est réalisé pour l'utilisateur  $u_i$  ayant visionné la vidéo  $v_j$  avec un nombre de 'Replay'  $(RP)_{ij}$  si  $(RP)_{ij} \geq 1$  ;
- $B_4$  : "l'utilisateur a cliqué au moins une fois sur 'Download' pour télécharger la vidéo".  $B_3$  est réalisé pour l'utilisateur  $u_i$  ayant visionné la vidéo  $v_j$  avec un nombre de 'Download'  $(DL)_{ij}$  si  $(DL)_{ij} \geq 1$ .

**Remarque** : Pour  $1 \leq m \leq 4$ ,  $P(B_m) = P(X_m = 1)$  où  $X_m$  est la v. a :  $X_m = \begin{cases} 1 & \text{si } B_m \text{ est réalisé} \\ 0 & \text{si non} \end{cases}$

### 4.3. Prédiction de l'intérêt

Dans notre modèle, on propose de prédire implicitement si un utilisateur est intéressé ou non par une vidéo qu'il visionne en se basant sur son comportement avec cette vidéo au niveau clic. Considérons l'événement suivant :

**A** : "Intérêt de l'utilisateur vis-à-vis de la vidéo".

Pour un utilisateur  $u_i$  ayant visionné une vidéo  $v_j$  avec une séquence de visionnement  $(VVS)_{ij}$  (Equation 1), nous proposons l'utilisation des probabilités conditionnelles pour la prédiction de l'événement A pour cet utilisateur concernant cette vidéo.

Pour cela, nous proposons de calculer la probabilité  $I_u$  pour que l'événement A soit réalisé pour l'utilisateur  $u_i$  sachant les événements  $B_1, B_2, B_3, B_4$  c'est-à-dire :

$$I_u = P(A/B_1, B_2, B_3, B_4) = \frac{P(B_1, B_2, B_3, B_4/A) \times P(A)}{P(B_1, B_2, B_3, B_4)}$$

Nous pouvons alors prédire que l'utilisateur  $u_i$  est intéressé par la vidéo  $v_j$  si :

$$P(A/B_1, B_2, B_3, B_4) > P(\bar{A}/B_1, B_2, B_3, B_4)$$

Donc statistiquement si :

- $0,8 \leq I_u \leq 1 \Rightarrow$  l'intérêt de l'utilisateur est extra fort ;
- $0,6 \leq I_u < 0,8 \Rightarrow$  l'intérêt de l'utilisateur est fort ;
- $0,4 \leq I_u < 0,6 \Rightarrow$  l'intérêt de l'utilisateur est moyen ;
- $0,2 \leq I_u < 0,4 \Rightarrow$  l'intérêt de l'utilisateur est faible ;
- $0 \leq I_u < 0,2 \Rightarrow$  l'intérêt de l'utilisateur est nul.

## 5. Expérimentation

Dans le but d'illustrer le modèle proposé, nous avons mené une expérimentation avec deux groupes d'étudiants totalisant 44 participants qui ont constitué notre échantillon de test. Les étudiants étaient suivis pendant leur parcours d'apprentissage et toutes leurs interactions avec la vidéo au niveau clic étaient capturées. Pour cela, nous avons conçu un script (javascript) pour capturer les événements « Play » et « Pause », les clics sur les boutons « Download » et « like » ou « unlike ». En utilisant la propriété « CurrentTime » des différents événements « Play » et « Pause », nous avons pu déduire le nombre des événements « Move Back » et « Replay ».

En utilisant le logiciel Microsoft Excel, nous avons réalisé une analyse statistique sur les données recueillies de l'échantillon de test (voir Tableau 3).

A partir de ce Tableau 3, nous avons ainsi estimé les probabilités suivantes :

- $P\{(X_1, X_2, X_3, X_4) = (x, y, z, t)\}$  pour  $x, y, z, t \in \{0,1\}$  (voir Tableau 4 et figure 1) ;
- $P\{\sum X_i = x\}$  pour  $x \in \{0,1,2,3,4\}$  (voir Tableau 5 et figure 2).

Figure 3

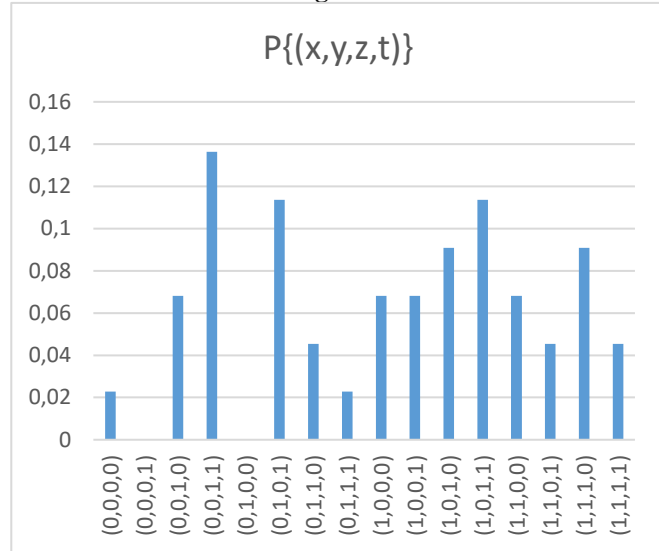
Indicateurs Utilisateur : i	VT (Ind1)	MB (Ind2)	DL (Ind3)	RP (Ind4)	Intérêt recueilli explicitement
1	1	1	0	0	1
2	1	1	1	0	1
3	1	0	0	1	1
4	1	0	1	0	1
5	1	1	1	0	1
6	1	1	1	1	1
7	1	0	1	1	1
8	0	1	0	1	0
9	0	0	1	1	1
10	0	0	1	0	1
11	1	1	0	0	1
12	1	0	1	1	0
13	0	0	1	1	0
14	0	1	0	1	1
15	1	0	1	0	1
16	1	0	1	1	1
17	0	0	1	0	0
18	1	1	1	0	1
19	0	1	1	0	0
20	1	0	1	1	1
21	1	1	0	1	1
22	0	0	1	1	1
23	0	0	1	0	1
24	1	1	0	0	1
25	1	0	1	1	0
26	0	0	1	1	0
27	0	1	0	1	1
28	1	1	1	0	1
29	1	0	0	0	0
30	1	0	0	1	0
31	1	0	1	0	1
32	1	0	0	1	1

33	0	0	1	0	0
34	0	0	1	1	1
35	0	1	1	0	0
36	0	1	0	1	1
37	1	1	1	1	1
38	1	0	0	0	0
39	0	0	0	0	0
40	1	0	0	0	0
41	1	0	1	0	1
42	0	0	1	1	1
43	1	1	0	1	1
44	0	1	1	1	1

**Tableau 4**

(x,y,z,t)	P{(X <sub>1</sub> ,X <sub>2</sub> ,X <sub>3</sub> ,X <sub>4</sub> )=(x,y,z,t)}
(0,0,0,0)	0,022727273
(0,0,0,1)	0
(0,0,1,0)	0,068181818
(0,0,1,1)	0,136363636
(0,1,0,0)	0
(0,1,0,1)	0,113636364
(0,1,1,0)	0,045454545
(0,1,1,1)	0,022727273
(1,0,0,0)	0,068181818
(1,0,0,1)	0,068181818
(1,0,1,0)	0,090909091
(1,0,1,1)	0,113636364
(1,1,0,0)	0,068181818
(1,1,0,1)	0,045454545
(1,1,1,0)	0,090909091
(1,1,1,1)	0,045454545

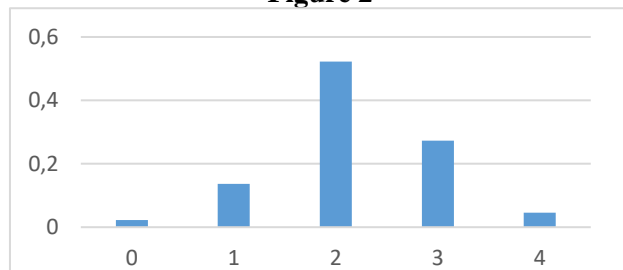
**Figure 1**



**Tableau 5**

x	P{∑ X <sub>i</sub> = x}
0	0,022727273
1	0,136363636
2	0,522727273
3	0,272727273
4	0,045454545

**Figure 2**



**Conclusion :** A partir de l'analyse des résultats donnés par les tableaux 4, 5, 6 et les figures 1, 2 ci-dessus, on constate que :  $P(A/B_1, B_2, B_3, B_4) = \frac{30}{44}$  et  $P(\bar{A}/B_1, B_2, B_3, B_4) = \frac{14}{44}$ .

Donc, nous pouvons prédire que l'utilisateur  $u_i$  serait intéressé par la vidéo  $v_j$  si  $\sum X_i \geq 2$ .

## 6. Conclusion générale

Dans ce travail, nous avons proposé un modèle mathématique pour prédire implicitement l'intérêt d'un utilisateur pour une vidéo visionnée dans un SPOC en utilisant les probabilités conditionnelles et en se basant sur les données produites lors du comportement de l'utilisateur avec la vidéo pendant son parcours d'apprentissage. Ce modèle a l'avantage d'être un modèle probabiliste simple d'utilisation en comparaison avec d'autres modèles notamment la régression logistique et éventuellement nécessite peu de données de test pour élaborer les paramètres du modèle. En plus, les classificateurs Bayésiens ont déjà prouvé leur efficacité dans de nombreuses situations.

Ce travail est une contribution dans plusieurs domaines de recherche :

- Dans le domaine de recherche sur l'utilisation de méthodes implicites pour prédire l'intérêt d'un utilisateur pour une vidéo en se basant sur l'analyse de son comportement ;
- Dans le domaine de recherche de l'approche basée sur l'utilisateur par opposition aux méthodes basées sur l'analyse du contenu de la vidéo elle-même ;

- Dans le domaine de recherche concernant l'application des techniques de datamining dans un SPOC puisque nous avons suggéré une méthode permettant de tirer parti des énormes données générées par les interactions des utilisateurs avec des vidéos au niveau des clics et l'utilisation des probabilités conditionnelles.

L'estimation de l'intérêt par rapport à une vidéo peut être très utile. D'abord les vidéos susceptibles d'intéresser un utilisateur peuvent lui être recommandées dans un SPOC afin de personnaliser son parcours et d'améliorer son expérience d'apprentissage. D'un autre côté, cette estimation de l'intérêt d'une vidéo peut servir comme un moyen d'évaluation de la qualité de ces ressources pour les instructeurs et les concepteurs des vidéos dans un SPOC.

## 7. Références

- [1] C. Romero and S. Ventura, "Educational data science in massive open online courses," *Wiley Interdisciplinary Reviews: Data Mining and Knowledge Discovery*, vol. 7, no. 1, p. e1187, Sep. 2016.
- [2] J. Qiu, J. Tang, T. X. Liu, J. Gong, C. Zhang, Q. Zhang, and Y. Xue, "Modeling and Predicting Learning Behavior in MOOCs," *Proceedings of the Ninth ACM International Conference on Web Search and Data Mining - WSDM '16*, 2016, pp. 93-102 .
- [3] M. Fei and D.-Y. Yeung, "Temporal Models for Predicting Student Dropout in Massive Open Online Courses," *2015 IEEE International Conference on Data Mining Workshop (ICDMW)*, Nov. 2015.
- [4] Y. Hou, P. Zhou, J. Xu, and D. O. Wu, "Course recommendation of MOOC with big data support: A contextual online learning approach," *IEEE INFOCOM 2018 - IEEE Conference on Computer Communications Workshops (INFOCOM WKSHPS)*, Apr. 2018.
- [5] S. Halawa, D. Greene, and J. Mitchell, "Dropout prediction in MOOCs using learner activity features", *Proceedings of the Second European MOOC Stakeholder Summit*, vol. 37, no. 1, pp. 58-65, 2014.
- [6] M. Claypool, P. Le, M. Wased, and D. Brown, "Implicit interest indicators," *Proceedings of the 6th international conference on Intelligent user interfaces - IUI '01*, 2001.
- [7] G. Jawaheer, P. Weller, and P. Kostkova, " Modeling user preferences in recommender systems: A classification framework for explicit and implicit user feedback," *ACM Transactions on Interactive Intelligent Systems (TiIS)*, vol. 4, no. 2, 8 (2014).
- [8] D. W., Oard, and J. Kim, "Modeling information content using observable behavior", 2001.
- [9] M. Kellar, C. Watters, J. Duffy, and M. Shepherd, "Effect of task on time spent reading as an implicit measure of interest," *Proceedings of the American Society for Information Science and Technology*, vol. 41, no. 1, pp. 168-175, Sep. 2005.
- [10] D. Kelly and J. Teevan, "Implicit feedback for inferring user preference," *ACM SIGIR Forum*, vol. 37, no. 2, pp. 18-28, Sep. 2003.
- [11] A. G. Money and H. Agius, "Video summarisation: A conceptual framework and survey of the state of the art," *Journal of Visual Communication and Image Representation*, vol. 19, no. 2, pp. 121-143, Feb. 2008.
- [12] K. Chorianopoulos, "Collective intelligence within web video," *Human-centric Computing and Information Sciences*, vol. 3, no. 1, Jun. 2013.
- [13] M. Avlonitis and K. Chorianopoulos, "Video pulses: User-based modeling of interesting video segments", *Advances in Multimedia*, 2014.
- [14] W.T. Peng, W. T. Chu, C. H. Chang, C. N. Chou, W. J. Huang, W. Y. Chang, and Y.P. Hung, "Editing by Viewing: Automatic Home Video Summarization by Viewing Behavior Analysis," *IEEE Transactions on Multimedia*, vol. 13, no. 3, pp. 539-550, Jun. 2011.
- [15] J. H Zhang, W. Chong, K.L. Man, "Improving Video Recommendation Systems from Implicit Feedback in the E-marketing Environment," *International MultiConference of Engineers and Computer Scientists, IMECS 2017; Volume 2228*: pp. 723-727, 2017.
- [16] G. Zen, P. de Juan, Y. Song, and A. Jaimes, "Mouse Activity as an Indicator of Interestingness in Video," *Proceedings of the 2016 ACM on International Conference on Multimedia Retrieval - ICMR '16*, pp. 47-54, 2016.
- [17] T. Syeda-Mahmood and D. Ponceleon, "Learning video browsing behavior and its application in the generation of video previews," *Proceedings of the ninth ACM international conference on Multimedia - MULTIMEDIA '01*, pp. 119-128, 2001.
- [18] N. Li, L. Kidzinski, P. Jermann, and P. Dillenbourg, "How do in-video interactions reflect perceived video difficulty?," *Proceedings of the European MOOCs Stakeholder Summit 2015, No. EPFL-CONF-207968*, pp. 112-121, (2015). PAU Education.
- [19] A. Anderson, D. Huttenlocher, J. Kleinberg, and J. Leskovec, "Engaging with massive online courses," *Proceedings of the 23rd international conference on World wide web - WWW '14*, pp. 687-698, 2014.
- [20] P. J. Guo and K. Reinecke, "Demographic differences in how students navigate through MOOCs," *Proceedings of the first ACM conference on Learning @ scale conference - L@S '14*, 2014, pp. 21-30. ACM
- [21] P. J. Guo, J. Kim, and R. Rubin, "How video production affects student engagement," *Proceedings of the first ACM conference on Learning @ scale conference - L@S '14*, 2014, pp. 41-50. ACM
- [22] R. F. Kizilcec, C. Piech, and E. Schneider, "Deconstructing disengagement: analyzing learner subpopulations in massive open online courses." *Proceedings of the Third International Conference on Learning Analytics and Knowledge - LAK '13*, 2013, pp. 170-179. ACM.
- [23] J. Kim, P. J. Guo, D. T. Seaton, P. Mitros, K. Z. Gajos, and R. C. Miller, "Understanding in-video dropouts and interaction peaks in online lecture videos," *Proceedings of the first ACM conference on Learning @ scale conference - L@S '14*, 2014, pp. 31-40. ACM.
- [24] T. Sinha, P. Jermann, N. Li, and P. Dillenbourg, "Your click decides your fate: Inferring Information Processing and Attrition Behavior from MOOC Video Clickstream Interactions," *Proceedings of the EMNLP 2014 Workshop on Analysis of Large Scale Social Interaction in MOOCs*, 2014.
- [25] F. Van der Sluis, J. Ginn, and T. Van der Zee, "Explaining Student Behavior at Scale," *Proceedings of the Third (2016) ACM Conference on Learning @ Scale - L@S '16*, 2016.
- [26] J. Kim, S. W Li, W., C. J. Cai , K. Z. Gajos, and R. C Miller, "Leveraging video interaction data and content analysis to improve video learning," *Proceedings of the CHI 2014 Learning Innovation at Scale workshop*.
- [27] H., Zhang, "The optimality of naive Bayes", *AA, I(2)*, 3, 2004.
- [28] D. W. Hosmer, S. Lemeshow and R.X. Sturdivant, "Applied logistic regression" Vol. 398, John Wiley & Sons (2013).
- [29] C. Y. J., Peng, K. L., Lee and G. M. Ingersoll, "An introduction to logistic regression analysis and reporting". *The journal of educational research*, 96(1), 3-14, 2002