



HAL
open science

Extraction de réseaux dynamiques conversationnels par lissage narratif

Xavier Bost, Vincent Labatut, Serigne Gueye, Georges Linarès

► **To cite this version:**

Xavier Bost, Vincent Labatut, Serigne Gueye, Georges Linarès. Extraction de réseaux dynamiques conversationnels par lissage narratif. 7ème Conférence Modèles & Analyse de Réseaux : approches mathématiques et informatiques (MARAMI), Oct 2016, Cergy-Pontoise, France. hal-01385215

HAL Id: hal-01385215

<https://hal.science/hal-01385215v1>

Submitted on 24 Oct 2016

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.



Distributed under a Creative Commons Attribution - NonCommercial - ShareAlike 4.0 International License

Extraction de réseaux dynamiques conversationnels par lissage narratif ¹

Xavier Bost, Vincent Labatut, Serigne Gueye, Georges Linarès

Laboratoire Informatique d'Avignon EA 4128

prenom.nom@univ-avignon.fr

RÉSUMÉ. Les séries télévisées modernes tendent à développer des intrigues continues d'une saison à l'autre, mais sont généralement visionnées de façon très discontinue : il n'est alors pas rare que le spectateur ait besoin de consulter un résumé des saisons précédentes lorsqu'il s'apprête à en découvrir une nouvelle. La production de tels résumés exige une représentation de l'intrigue, que l'analyse du réseau social des personnages en interaction peut contribuer à élaborer. L'extraction de ce réseau passe habituellement par l'agrégation temporelle des interactions, que ce soit par fenêtrage ou pour toute la durée considérée. Ces méthodes apparaissent néanmoins inadaptées aux intrigues complexes des séries modernes : soit l'échelle temporelle est trop large et ne parvient pas à restituer la dynamique de l'intrigue, soit elle est trop fine et bute sur la séquentialité narrative, qui se concentre alternativement et de façon imprévisible sur des groupes d'interactions parallèles. Pour résoudre ces limitations, nous proposons le lissage narratif, une méthode de construction dont l'échelle temporelle est directement déterminée par les interactions entre les personnages. Nous réalisons une évaluation préliminaire qualitative de notre méthode sur les données issues de trois feuilletons populaires actuels.

ABSTRACT. Modern TV series tend to develop complex, multiple, parallel plots, spanning several seasons. However, they are typically watched on a very short time period. Viewers therefore sometimes feel the need to consult a summary before watching a new season. However, such summaries are generally produced manually, which is expensive. This work is the first step in the proposition of an automatic summarization method. We model the plot of a modern TV series through the dynamic conversational network of its characters. Instead of aggregating these relations over the whole considered period or over a sequence of time windows, we propose narrative smoothing, a new approach more appropriate to the complex plots of such series. It automatically determines the temporal scale of the network based on the dynamics of the character interactions. We present the preliminary results obtained on three popular current series: Breaking Bad, Game of Thrones and House of Cards.

MOTS-CLÉS : Séries télévisées, Réseaux sociaux dynamiques, Modélisation d'intrigue.

KEYWORDS: TV Series, Dynamic social networks, Plot modeling

1. Ce travail a été soutenu par le projet GAFES (ANR-14-CE24-0022) de l'Agence Nationale de la Recherche, ainsi que par la Fédération de Recherche Agorantic, Université d'Avignon et des Pays de Vaucluse.

1. Introduction

On observe ces dernières années un engouement croissant pour les séries télévisées de type feuilleton. Par opposition aux séries constituées d'épisodes narrativement auto-suffisants, les feuilletons tendent à développer, parfois en parallèle, des arcs narratifs multiples et complexes qui couvrent communément plusieurs saisons. Cependant, une fois produite, chaque nouvelle saison est généralement diffusée à la télévision sur une courte période de l'ordre de quelques semaines. De plus, les technologies modernes (streaming, téléchargement), tendent à libérer le spectateur du rythme de diffusion officiel, et à écouter encore davantage la durée de visionnage. Les séries modernes, *continues* d'un point de vue narratif, sont donc communément visionnées sur un mode *discontinu* : à peine se retrouve-t-on ré-immersé dans l'intrigue qu'il faut de nouveau patienter pendant encore presque une année avant d'en connaître la suite.

Au terme d'un tel délai d'attente, les spectateurs sont à ce point déconnectés de l'intrigue qu'ils peuvent éprouver le besoin d'en consulter des résumés. Ceux-ci peuvent se présenter sous différentes formes : synopsis textuels, parfois illustrés par quelques images ; résumés vidéo par sélection d'extraits des saisons précédentes, tels que les résumés officiels habituellement introduits au début du tout premier épisode de la nouvelle saison ; ou bien même enregistrements vidéos de fans rappelant, voire commentant, les principaux événements de la précédente saison. Informatifs et divertissants, l'élaboration de tels résumés repose cependant sur une expertise humaine coûteuse et gagnerait à être, au moins partiellement, automatisée.

Cet article présente la première étape d'un travail visant à réaliser cette tâche via une approche à base de réseaux complexes. Nous utilisons en effet le réseau conversationnel des personnages pour modéliser l'intrigue. Dans le cas de séries classiques caractérisées par des épisodes narrativement indépendants, on peut faire l'hypothèse d'une certaine stabilité dans les relations entre personnages, que l'histoire viendrait seulement révéler sans jamais les affecter. Mais nous nous attachons ici à l'étude de feuilletons, aux intrigues complexes et évolutives, induisant des relations changeantes pouvant se stabiliser temporairement. De plus, la présence de plusieurs fils narratifs parallèles introduit une difficulté supplémentaire, puisque ceux-ci sont rendus séquentiellement en raison de la linéarité du média. Les scènes montrées consécutivement à l'écran ne se succèdent pas forcément dans la chronologie de l'histoire, compliquant l'élaboration d'une vue complète de l'état instantané du réseau social des personnages en interaction.

Nous proposons de minimiser la dépendance à la séquentialité narrative en lui appliquant un lissage qui nous permette de mesurer à n'importe quel moment l'état courant de n'importe quelle relation. Nos principales contributions sont les suivantes : la première est l'introduction du *lissage narratif*, la méthode que nous proposons pour extraire le réseau dynamique des personnages en interaction. La seconde est l'anno-

tation d'un corpus de 96 épisodes de 3 séries TV, *Breaking Bad*, *Game of Thrones*, et *House of Cards*. La troisième est une évaluation préliminaire de notre approche sur ces données, par comparaison avec les principales méthodes existantes.

Le reste de l'article est construit comme suit. Dans la Section 2, nous passons en revue les approches communément utilisées pour modéliser l'intrigue d'œuvres de fiction sous forme de réseaux sociaux. Puis, dans la Section 3, nous détaillons la manière dont une vue dynamique des relations entre personnages dans les séries TV peut être construite indépendamment des contingences narratives. Dans la Section 4, nous illustrons l'intérêt de notre méthode en l'appliquant à chacune des trois séries TV mentionnées, par comparaison avec les méthodes existantes.

2. Travaux connexes

Nous distinguons deux types de travaux utilisant des réseaux complexes pour modéliser des œuvres de fiction. Les premiers adoptent une approche statique, et agrègent toutes les interactions inter-personnages sur la durée étudiée. Les seconds réalisent également une intégration temporelle, mais cette fois via une fenêtre temporelle, ce qui produit un réseau dynamique.

2.1. Agrégation complète

Les réseaux agrégés ont été abondamment utilisés pour modéliser l'intrigue des œuvres de fiction. Chaque interaction est ajoutée au réseau des personnages sous la forme d'une arête supplémentaire. Le graphe unique qui en résulte, parfois pondéré et/ou orienté, agrège toutes les interactions passées, indépendamment de leur ordre d'apparition.

Dans le contexte des œuvres littéraires, Moretti (2011) applique ainsi cette méthode à *Hamlet* pour produire un réseau conversationnel, dont il parvient à révéler des motifs invisibles à une analyse de détail purement littéraire. Weng *et al.* (2007) procèdent de même pour ce qui est de l'intrigue de films. Le réseau d'interaction des personnages est construit comme suit : une fois les limites de scènes indiquées et les tours de parole annotés en locuteurs, le réseau agrégé est déduit de la co-occurrence des personnages dans les différentes scènes. Les communautés en présence sont alors automatiquement détectées, et les scènes catégorisées en arcs narratifs selon l'appartenance communautaire des personnages qui y interagissent. Dans (Weng *et al.*, 2009), la même approche est utilisée pour détecter des points de rupture dans le récit : une rupture narrative est insérée entre deux scènes dès lors que les personnages qui y sont respectivement impliqués apparaissent socialement distants dans le réseau agrégé. Dans (Ercolessi *et al.*, 2012), le même type de réseau agrégé est utilisé, parmi d'autres descripteurs, pour regrouper les scènes en arcs narratifs, définis comme des sous-intrigues centrées autour de chacun des personnages principaux.

En résumé, les réseaux agrégés peuvent être utilisés comme un fondement fiable à l'analyse de l'intrigue d'œuvres de fiction comme les pièces de théâtre, les long-

métrages ou les épisodes isolés de séries TV classiques, où l’histoire vient seulement révéler, sans jamais l’affecter, une topologie stable². Cependant, les intrigues complexes, évolutives, et souvent parallèles des séries télévisées de type feuilleton ne se prêtent pas à une telle analyse statique. Le temps narratif d’agrégation peut s’y étendre sur plusieurs dizaines d’épisodes et déboucher sur un réseau très dense difficile à interpréter. Ainsi, si la présence persistante de communautés dans le graphe agrégé peut à bon droit être considérée comme révélatrice d’autant de sous-histoires, la réciproque n’est pas nécessairement vraie : certaines sous-intrigues peuvent se manifester dans des communautés dynamiques peu apparentes dans le graphe agrégé.

2.2. Fenêtrage temporel

Certains travaux s’efforcent d’analyser l’intrigue des œuvres de fiction en tenant compte de l’évolution du réseau social des personnages. [Agarwal et al. \(2012\)](#) soulignent les limites du réseau agrégé dans l’analyse de la centralité de divers personnages d’*Alice au pays des merveilles*. Une représentation dynamique du réseau des personnages est alors introduite : chacune des vues successives résulte de l’agrégation dans chaque chapitre de toutes les interactions qui y ont lieu, avant que des mesures classiques de centralité n’y soient calculées séparément pour quelques personnages et que leur variation dans le temps ne soit commentée. Chaque vue est alors obtenue par agrégation des interactions dans les limites de ce qu’on désigne comme des *fenêtres temporelles*.

Bien que largement utilisé pour représenter l’évolution des réseaux complexes en général ([Holme, Saramäki, 2012](#)), le fenêtrage temporel n’en est pas moins problématique. [Clauset et Eagle \(2012\)](#) se concentrent en particulier sur la question délicate de la durée de la fenêtre temporelle utilisée. Elle doit en effet être fixée avec soin, de manière à ce que la quantité d’interactions capturées soit suffisante, mais sans être excessive. À défaut, les mesures calculées sur chaque vue du réseau risquent d’être peu significatives. Ces auteurs décrivent alors une méthode pour fixer automatiquement la durée naturelle de la fenêtre d’observation pour suivre dans le temps l’évolution d’un système d’interactions quotidiennes dans un contexte professionnel.



FIGURE 1. Trois ensembles de personnages en interaction dans trois scènes consécutives de *Game of Thrones*.

Dans le cas des séries télévisées à intrigue continue, la fenêtre d’observation doit être à la fois suffisamment brève pour permettre de capturer des événements ponc-

2. Le site ([Kaminski et al., 2012](#)) permet de visualiser et de manipuler de tels réseaux agrégés pour environ 700 longs-métrages.

tuels, mais suffisamment longue pour livrer une vue complète de l'état courant du réseau des personnages. Non seulement la taille idéale d'une telle fenêtre est particulièrement délicate à fixer pour ces séries, mais elle est en plus susceptible de varier au cours du temps, en raison du média lui-même. À la différence du réseau de contacts physiques décrit dans (Clauset, Eagle, 2012), l'état courant de l'ensemble des relations n'est pas instantanément disponible, mais doit être reconstitué à partir de la narration même. Or, l'histoire se concentre séquentiellement sur certaines relations, qui peuvent se rattacher à des arcs narratifs parallèles. Certaines de ces interactions montrées successivement peuvent même avoir lieu au même moment, mais en différents lieux. La Figure 1 illustre le caractère séquentiel de la narration : trois ensembles disjoints de personnages en interaction, potentiellement en parallèle, sont montrés séquentiellement à l'écran dans trois scènes successives.

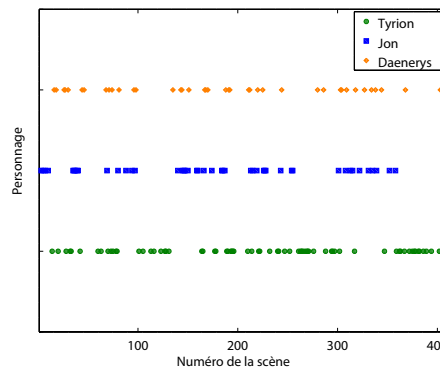


FIGURE 2. *Fréquence d'apparition de trois arcs narratifs durant les deux premières saisons de Game of Thrones.*

Par conséquent, la temporalité de la narration peut être assez différente de la temporalité du réseau de personnages qu'elle révèle : en particulier, la disparition à l'écran d'un groupe de personnages en interaction ne devra généralement pas être interprétée comme la disparition réelle des relations correspondantes dans le réseau ; le réalisateur aura simplement choisi de se concentrer provisoirement sur d'autres personnages. Cependant, le délai entre deux activations narratives d'une même région dans le réseau d'interactions demeure largement imprévisible, en particulier lorsque de multiples arcs narratifs se déploient en parallèle. La Figure 2 représente la position des scènes dans lesquelles apparaissent trois personnages majeurs de *Game of Thrones* durant les deux premières saisons de cette série. À l'exception du tout début de la première saison, où Jon Snow et Tyrion Lannister interagissent, les trois personnages ciblés évoluent dans des communautés disjointes, rattachées à des fils narratifs parallèles. Comme on peut le voir, le rythme d'activation dans le récit de chacun de ces arcs narratifs demeure largement imprévisible et aucune durée idéale pour la fenêtre d'observation ne se laisse discerner : trop large, elle occulterait les changements relationnels rapides qui caractérisent les fils narratifs fréquemment activés, par exemple celui centré autour de Tyrion Lannister ; trop étroite, elle induirait des interprétations

inadéquates de la disparition de certains personnages : la disparition narrative de Jon Snow entre les scènes 250 et 300 n’implique nullement qu’il ne soit resté entre-temps actif de manière latente dans sa propre communauté.

3. Construction du réseau dynamique

Nous introduisons maintenant le *lissage narratif*, une nouvelle manière de construire le réseau dynamique des personnages en interaction dans les séries TV, à même de capturer l’état courant de n’importe quelle relation, quelle que soit la fréquence d’activation narrative de chaque sous-histoire.

La première étape consiste à pré-traiter les données multimédia, afin d’identifier les personnages et leurs interactions. Pour schématiser, nous identifions d’abord les frontières de scène manuellement (aucune approche automatique existante n’est pour l’instant satisfaisante) et les tours de paroles annotés en locuteurs. Le temps d’interaction verbale $h_{ij}^{(t)}$ entre deux locuteurs s_i et s_j dans la scène t est indirectement déduit de la suite des tours de paroles. Le lecteur trouvera plus de détails sur ce prétraitement dans (Bost *et al.*, 2016), notamment une présentation détaillée des quatre règles, simples mais fiables, que nous avons appliquées pour déduire de la suite des tours de paroles les interactions verbales entre personnages.

Une fois le temps d’interaction entre deux personnages estimé dans chaque scène, nous souhaitons obtenir une mesure du poids de n’importe quelle relation à un moment donné, indépendamment des aléas de la narration (comme souligné en Section 2). Intuitivement, une relation entre personnages doit être considérée comme prégnante à un moment donné si leurs interactions tendent à la fois à être exclusives et longues. Nous considérons 4 situations fondamentales pour pondérer une relation : 1) la relation est active au moment considéré, 2) elle est inactive mais précédée et suivie par des relations actives, 3) elle est inactive et uniquement suivie d’une relation active, 4) elle est inactive et uniquement précédée d’une relation active.

1. Relation active. Dans chaque scène t où la relation ciblée est active, le poids $w_{ij}^{(t)}$ de la relation entre les locuteurs s_i et s_j est simplement donné par la durée d’interaction $h_{ij}^{(t)}$ entre les deux personnages dans cette scène. La Figure 3 montre quatre images extraites de quatre scènes consécutives de *House of Cards*, où cinq personnages au total sont impliqués : les deux personnages principaux Francis Underwood et sa femme Claire interagissent l’un avec l’autre dans les première et quatrième scènes (encadrées en rouge), respectivement pendant 30 et 20 secondes. Dans la seconde, Claire interagit avec une autre personne, Evelyn, pendant 40 secondes, alors que la troisième implique encore deux autres personnages, Peter Russo et sa compagne, en interaction pendant 50 secondes. Dans les première et quatrième scènes, le poids de la relation entre les deux premiers personnages (Francis et Claire) est donc simplement déterminé par le temps d’interaction, soit : $w_{1,2}^{(1)} = 30$ et $w_{1,2}^{(4)} = 20$.

2. Entre deux activations narratives. Si la relation est inactive à la scène t mais qu’il existe des occurrences narratives de cette relation avant et après t , nous introduisons

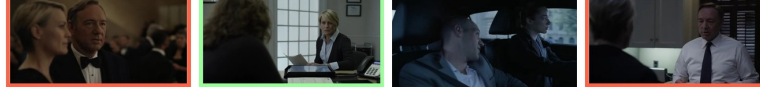


FIGURE 3. Application des règles de pondération à une relation spécifique.

un principe de pondération qui conserve autant que possible à la relation ses poids passé et futur. Si aucun des deux personnages n'interagit séparément de son côté avec d'autres personnages, la relation conserve tout son poids et reste pleinement inscrite dans l'état courant du réseau. Inversement, la relation s'affaiblira en cas d'interaction séparée d'un des deux personnages. Un tel lissage permet de contourner les aléas de la narration en évitant de faire disparaître du réseau des relations toujours actives de manière latente.

Afin de formaliser ce principe de pondération, nous introduisons deux quantités auxiliaires : la *persistance* et l'*anticipation narratives*. Tout d'abord, $\Delta_{ij}^{(l)}(t)$ est définie comme la persistance narrative dans la scène t de la dernière occurrence l de la relation entre les personnages s_i and s_j . Cette quantité est donnée par la différence entre le temps d'interaction lors de la dernière occurrence de la relation et le temps que les deux personnages s_i and s_j ont consacré séparément à d'autres personnages depuis :

$$\Delta_{ij}^{(l)}(t) = h_{ij}^{(l)} - \sum_{t'=l+1}^t \sum_{k \neq i,j} (h_{ik}^{(t')} + h_{jk}^{(t')}) \quad (1)$$

Symétriquement, l'anticipation sur la prochaine occurrence n de la relation est définie par la différence entre la durée de la prochaine interaction entre les deux personnages et le temps qu'ils auront consacré d'ici-là à d'autres interlocuteurs :

$$\Delta_{ij}^{(n)}(t) = h_{ij}^{(n)} - \sum_{t'=t}^{n-1} \sum_{k \neq i,j} (h_{ik}^{(t')} + h_{jk}^{(t')}) \quad (2)$$

Le poids de la relation entre les locuteurs s_i et s_j dans une scène t située entre deux de ses activations narratives est alors donné par :

$$w_{ij}^{(t)} = \max \left\{ \Delta_{ij}^{(l)}(t), \Delta_{ij}^{(n)}(t) \right\} \quad (3)$$

Ainsi, dans la seconde scène, le poids de la relation entre Francis et Claire est décrétementée par les 40 secondes que Claire y consacre à un autre personnage, et la persistance narrative de la dernière occurrence de leur relation s'élève à $\Delta_{1,2}^{(1)}(2) = 30 - 40 = -10$. D'autre part, l'anticipation narrative sur la prochaine occurrence de leur relation est de $\Delta_{1,2}^{(4)}(2) = 20 - 0 - 40 = -20$. Le poids de leur relation dans la deuxième scène est alors de $w_{1,2}^{(2)} = \max\{-10, -20\} = -10$. Dans la troisième scène, aucun des deux personnages n'est impliqué. La persistance narrative de la dernière occurrence de leur relation est donc inchangée. En revanche, plus

aucune interaction séparée n’aura lieu d’ici leur prochaine interaction, qui doit dès lors être considérée comme déjà présente, avec une anticipation narrative s’élevant à $\Delta_{1,2}^{(4)}(3) = 20 - 0 = 20$ et un poids pour cette relation de $w_{1,2}^{(3)} = \max\{-10, 20\} = 20$.

3. Avant la première activation narrative. Le poids d’une relation dans toute scène t qui précède la première occurrence narrative de cette relation est donnée par l’anticipation narrative sur sa première occurrence, à condition que l’un des deux interlocuteurs au moins ait déjà été montré en interaction avec d’autres. Dans le cas contraire, le poids de la relation est fixé à $-\infty$.

4. Après la dernière activation narrative. Le poids d’une relation dans toute scène t qui suit la dernière occurrence narrative de cette relation est donnée par la persistance narrative de sa dernière occurrence, à condition que l’un des deux interlocuteurs ait encore été montré en interaction avec d’autres. Dans le cas contraire, le poids de la relation est fixé à $-\infty$.

Une étape finale de normalisation des poids de type sigmoïdale est appliquée pour produire chaque vue instantanée $\mathcal{G}^{(t)}$ du réseau de personnages en interaction dans la scène t :

$$n_{ij}^{(t)} = \frac{1}{1 + e^{-\lambda w_{ij}^{(t)}}} \quad (4)$$

où $n_{ij}^{(t)}$ désigne le poids normalisé de la relation entre les locuteurs s_i and s_j dans la scène t . Le paramètre λ de la fonction sigmoïde correspond dans ce contexte à un paramètre de sensibilité aux états passés et futurs de la relation, et a été fixé à 0,01 pour les expériences décrites dans la section suivante.

4. Évaluation expérimentale

Dans cette section, nous procédons à une évaluation qualitative du lissage narratif par comparaison avec les deux méthodes classiques présentées dans la Section 2 (agrégation complète et fenêtrage temporel). Nous nous concentrons en particulier sur 96 épisodes issus de trois séries TV populaires : *Breaking Bad* (BB), *Game of Thrones* (GoT) et *House of Cards* (HoC). Les principales caractéristiques de notre corpus sont données dans le Tableau 1. Les réseaux construits sur la base du corpus annoté sont publiquement disponibles en ligne³, et accompagnés de courtes animations montrant l’évolution du réseau de personnages en interaction.

Nous concentrons d’abord notre analyse sur certains protagonistes majeurs. Leur importance est caractérisée par la force des nœuds correspondants dans le réseau, qui dépend elle-même de la durée totale d’interaction avec les interlocuteurs : la force est obtenue par sommation des poids des arêtes entrantes, soit lissés et normalisés (lissage narratif), soit donnés directement par le temps d’interaction (réseaux statiques agrégés et réseaux dynamiques obtenus par fenêtrage temporel).

3. <https://dx.doi.org/10.6084/m9.figshare.2199646>

Tableau 1. Propriétés des chacune des trois séries : *Breaking Bad* (BB), *Game of Thrones* (GoT) et *House of Cards* (HoC).

Corpus	BB	GoT	HoC
Nombre d'épisodes	20	50	26
Durée totale (heures)	$\simeq 15$	$\simeq 42$	$\simeq 19$
Temps de parole (secondes)	23 403	67 578	39 175
Nombre de sous-titres	11 544	33 834	21 005
Nombre de scènes	402	1 073	912
Proportion de scènes parlées (%)	95,03	96,36	97,70
Nombre moyen de locuteurs par scène	2,38	2,93	2,49
Écart-type du nombre de locuteurs par scène	1,16	1,60	1,12

Considérons tout d'abord Walter White, le personnage principal de *Breaking Bad*, et Tuco Salamanca, un des trafiquants de drogue auxquels il a affaire. Dans le réseau obtenu par agrégation de l'ensemble des interactions durant les deux premières saisons, la force de Walter White, c'est-à-dire son temps total d'interaction avec d'autres personnages, est 20 fois supérieure à celle de Tuco, et rend mal compte du rôle central que joue ponctuellement Tuco dans la série. Par contraste, une fois projetée dans la temporalité du réseau dynamique obtenu par lissage narratif, la force de Tuco ressort bien plus nettement. Comme la Figure 4 le montre, l'importance de Tuco croît nettement après la scène 100, au point même de supplanter celle de Walter, pour brutalement décroître après la scène 135, marquée par la mort de Tuco (ligne verticale). La perspective dynamique permet clairement d'exhiber un épisode narratif majeur dans l'intrigue qui reste largement occulté dans le graphe agrégé.

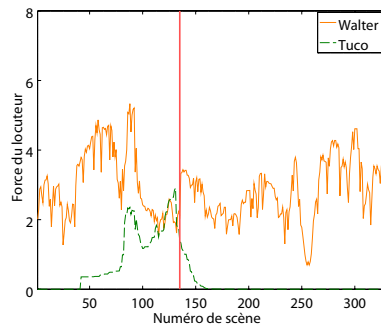


FIGURE 4. Évolution de la force de deux personnages importants de BB.

Le cas de Daenerys Targaryen et Tyrion Lannister, quant à lui, illustre les limitations de l'approche par fenêtrage temporel. Il s'agit là de deux personnages majeurs de *Game of Thrones*. La colonne de gauche de la Figure 5 montre l'évolution de leur force respective au cours du temps de la narration. Les deux premiers graphiques sont obtenus par fenêtrage temporel, en utilisant des fenêtres respectives de 10 et 40 scènes, tandis que le dernier est obtenu par lissage narratif. Comme on peut l'observer,

ver, une fenêtre trop brève fait disparaître du réseau le personnage de Daenerys, dont l'arc narratif est caractérisé (dans les saisons considérées) par un rythme d'activation relativement lent. Inversement, une fenêtre d'observation plus longue couvre deux activations successives des fils narratifs associés aux deux personnages, mais empêche de capturer des changements ponctuels dans l'importance d'un personnage. Ainsi, la nomination de Tyrion en tant que conseiller du roi (matérialisé par une ligne verticale sur les figures), qui est narrativement un événement majeur pour ce personnage et pour la série en général, passe inaperçue dans les graphiques issus du fenêtrage, alors que le lissage narratif lui fait correspondre un pic de force. Ce cas montre comment notre méthode parvient à préserver la présence de chaque personnage dans le réseau tout en permettant d'en suivre finement les fluctuations.

Les mêmes graphiques exhibent par ailleurs une importante conséquence de notre méthode de construction du réseau dynamique. La force des deux personnages ciblés apparaît remarquablement plus équilibrée dans les graphes obtenus par lissage narratif que dans ceux obtenus par fenêtrage temporel : Daenerys y est presque aussi importante que Tyrion. Si Daenerys apparaît moins fréquemment dans l'histoire que Tyrion, ses interlocuteurs lui sont plus étroitement liés et n'interagissent que très peu séparément, ce qui lui permet de conserver toute son importance. Inversement, l'arc narratif centré sur Tyrion est plus fréquemment activé par l'histoire, mais avec davantage d'interactions séparées de ses interlocuteurs, qui affaiblissent d'autant son importance instantanée. La force correspond donc ici non seulement à une mesure de centralité globale, mais aussi à une mesure de centralité plus locale du personnage au sein de sa propre communauté d'interlocuteurs.

Nous nous concentrons maintenant sur quelques relations entre des paires de personnages, caractérisées par un poids lié au temps d'interaction entre les personnages, soit livré tel quel (réseaux agrégés et réseaux dynamiques obtenus par fenêtrage temporel), soit lissé et normalisé (lissage narratif).

Considérons d'abord deux relations particulières de *House of Cards*, rattachées à deux sous-intrigues : la première correspond à un épisode narratif important dans l'histoire du personnage principal Francis Underwood – son conflit avec un ancien allié, le syndicaliste Martin Spinella ; la seconde correspond à un épisode narratif analogue dans l'histoire du journaliste Lucas Goodwin – sa rencontre et collaboration avec le hacker Gavin Orsay pour enquêter sur Francis. Bien que localement importantes, aucune de ces deux relations n'est suffisamment longue pour ressortir dans le réseau des interactions agrégées sur les deux premières saisons. Cependant, une fois calculé dynamiquement, le poids de chacune de ces deux relations apparaît comme très différent. Comme le montre la Figure 5 (colonne de droite), quelle que soit la méthode de construction du graphe dynamique, elles apparaissent ponctuellement aussi importantes que la relation dominante de la série, à savoir la relation entre Francis et sa femme Claire.

Toutefois, les trois manières de suivre dans le temps l'évolution de ces deux relations sont loin d'être équivalentes : une durée trop courte de fenêtrage temporel (graphique du haut) fait perdre la continuité de la relation Lucas / Gavin, dont l'acti-

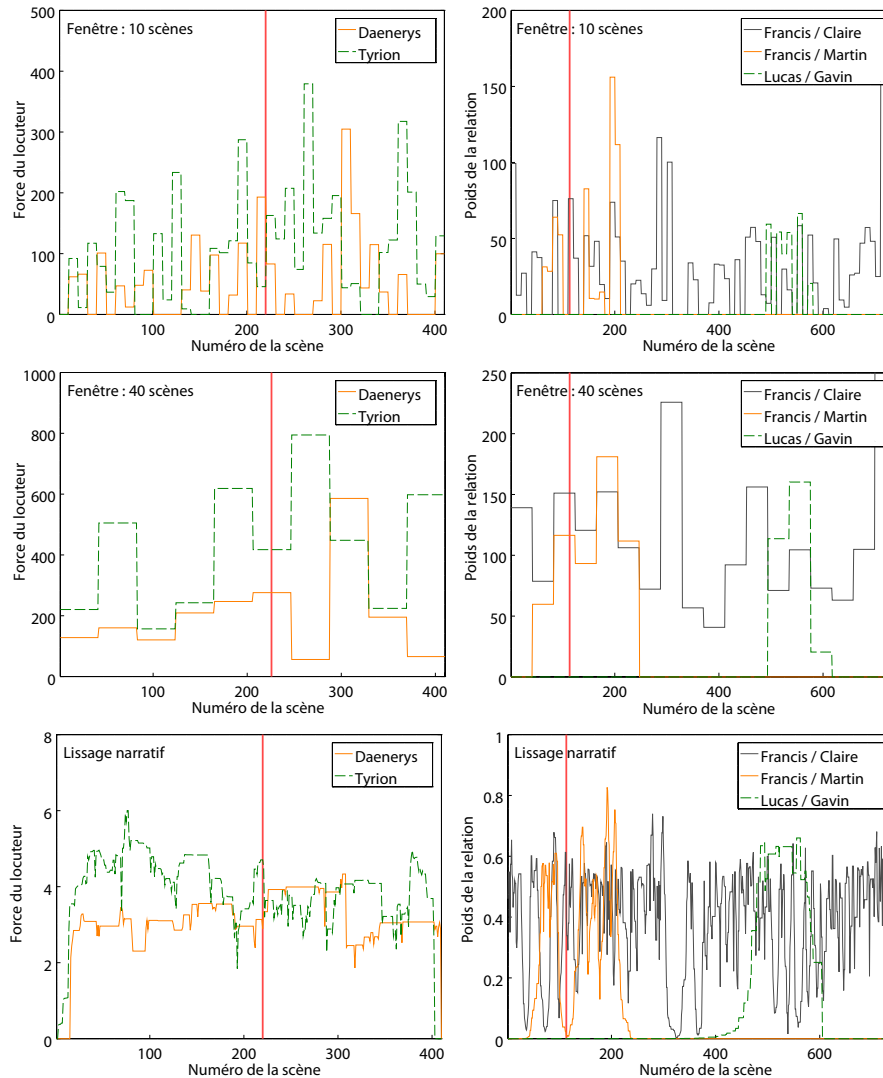


FIGURE 5. Évolution des forces de deux personnages majeurs de *GoT* (gauche) et du poids de trois relations entre cinq personnages de *HoC* (droite). Les deux premières lignes correspondent au fenêtrage temporel, avec des fenêtres de 10 (haut) et 40 scènes (milieu), tandis que la dernière ligne a été obtenue par lissage narratif.

vation narrative reste sporadique. Inversement, une fenêtre d'observation plus longue (graphique du milieu) permet bien d'en préserver la continuité, mais tend à fusionner les deux principales étapes dans la relation de Francis à Martin sans parvenir à capturer la rupture matérialisée par la ligne verticale, bien marquée au contraire dans le réseau dynamique construit par lissage narratif (graphique du bas).

5. Conclusion et perspectives

Dans cet article, nous avons décrit une nouvelle manière d'extraire le réseau dynamique des personnages en interaction dans des séries TV. Par comparaison, l'approche statique reposant sur l'agrégation de l'ensemble des interactions n'est pas adaptée aux intrigues complexes des séries modernes, et l'approche dynamique par fenêtrage temporel butte sur la question de la taille optimale de la fenêtre d'observation : les séries modernes reposent sur des intrigues complexes, où plusieurs arcs narratifs parallèles sont activés séquentiellement, à une fréquence largement imprévisible. Le lissage narratif que nous appliquons pour construire le graphe dynamique permet de s'affranchir partiellement de la séquentialité narrative en parallélisant les groupes de relations indépendants. Les résultats expérimentaux que nous avons obtenus sur trois séries TV, bien que qualitatifs, apparaissent encourageants, à la fois pour mesurer les variations dynamiques de centralité que pour suivre l'évolution de relations particulières.

La prochaine étape de notre travail consiste maintenant à tirer parti du réseau dynamique obtenu par lissage narratif pour produire des résumés multimédia automatiquement. Nous envisageons une approche basée sur l'évolution des voisinages des personnages. Plus généralement, le lissage narratif devrait pouvoir se généraliser, non seulement à d'autres formes de narration où des arcs narratifs parallèles sont décrits séquentiellement, mais aussi à tout autre système dynamique dans lequel l'ensemble des interactions ne peut être observé à tout instant : le graphe dynamique doit alors conserver d'une manière ou d'une autre les relations passées qui, pour n'être plus observées, n'en sont peut-être pas moins actives de manière latente.

Bibliographie

- Agarwal A., Corvalan A., Jensen J., Rambow O. (2012). Social network analysis of Alice in Wonderland. In *NAACL - CLL workshop*.
- Bost X., Labatut V., Gueye S., Linares G. (2016). Narrative smoothing: Dynamic conversational network for the analysis of TV series plots. In *DyNo workshop - IEEE/ACM ASONAM*.
- Clauset A., Eagle N. (2012). Persistence and periodicity in a dynamic proximity network. *arXiv*, vol. physics.data-an, p. 1211.7343.
- Ercolessi P., Sénac C., Bredin H. (2012). Toward plot de-interlacing in TV series using scenes clustering. In *Ieee cbmi workshop*, p. 1–6.
- Holme P., Saramäki J. (2012). Temporal networks. *Physics Reports*, vol. 519, n° 3, p. 97-125.
- Kaminski J., Schober M., Albaladejo R., Zastupailo O., Hidalgo C. (2012, Dec). *Moviegalexies - social networks in movies*. Consulté sur <http://moviegalexies.com/>
- Moretti F. (2011). Network theory, plot analysis. *Stanford Literary Lab*, vol. 2.
- Weng C.-Y., Chu W.-T., Wu J.-L. (2007). Movie analysis based on roles social network. In *IEEE ICME*, p. 1403-1406.
- Weng C.-Y., Chu W.-T., Wu J.-L. (2009). Rolenet: Movie analysis from the perspective of social networks. *IEEE Transactions on Multimedia*, vol. 11, n° 2, p. 256-271.