

Détection Visuelle de Communautés: Une Evaluation des Approches 2D, 3D Perspective et 3D Stéréo

Nicolas Greffard*, Fabien Picarougne*
Pascale Kuntz*

*Equipe COD - LINA - Polytech`Nantes, rue Christian Pauc
BP50609 F-44306 Nantes Cedex 3
{prénom.nom}@univ-nantes.fr,
<http://http://www.polytech.univ-nantes.fr/COD/>

Résumé. Depuis les années 90, les problèmes de tracés de graphes en 3D ont été principalement restreints à la 3D perspective. Cependant, les avancées technologiques récentes permettent d'implémenter des solutions 3D stéréoscopiques d'une grande qualité et à faible coût via l'intégration de la disparité binoculaire, l'un des facteurs principaux de la perception de la profondeur. Ce papier explore l'intérêt de la stéréoscopie dans le cadre de la détection visuelle de communautés, qui est une tâche de grande importance dans l'analyse de réseaux sociaux. Une évaluation menée sur 35 utilisateurs avec des graphes de complexité croissante indique que dans la majorité des cas, la stéréoscopie offre de meilleurs performances que la 3D perspective. En comparant la stéréoscopie avec des tracés 2D, bien que le temps de réponse soit en faveur de ces derniers, la qualité des résultats dépend principalement de la complexité des graphes observés. Pour un grand nombre de clusters et une probabilité de chevauchements importante, la stéréoscopie connaît de meilleurs de résultats que l'approche 2D qui, quant à elle, semble plus appropriée pour les structures les plus simples.

1 Introduction

Longtemps après les travaux pionniers de Kolmogorov et Barzdin (1967), les tracés de graphes en 3D ont connu une phase de grand intérêt dans les années 90 dans la communauté de Graph Drawing. Mis à part la beauté théorique de la question, l'intérêt était principalement motivé par le développement de nouvelles technologies 3D et par l'exploration de nouvelles applications émergentes comme le VLSI design (ex. Rosenberg (1983) Battista et al. (1998), Eades et al. (2000), Wood (2003)).

Cependant, l'intérêt envers la 3D a rapidement décliné, à tel point, qu'il est parfois considéré comme un épiphénomène préjudiciable dans la communauté de Graph Drawing (cf. la conférence invitée de Eades à GD'10¹). La critique principale de la 3D concerne principalement le manque de visibilité entraîné par l'occlusion, inhérente à l'utilisation de la troisième

1. <http://www.graphdrawing.org/gd2010/invited.html>

Détection de communautés

dimension.

Nous pensons cependant que ce declin est dû à une mauvaise définition de la 3D qui a été le plus souvent employée comme de la 2D, sans se soucier de la perception de la dimension supplémentaire. Or, les avancées technologiques récentes en matière de 3D stéréoscopique permettent d'implémenter des restitutions d'une grande qualité tout en introduisant la disparité binoculaire, l'un des facteurs principaux de la perception de la profondeur. Bien que la question générale des bénéfices de la stéréoscopie par rapport à la 2D reste une question largement ouverte, les investigations concernant l'utilité de la 3D attirent une communauté grandissante de chercheurs (se référer à Teyseyre et Campo (2009) pour une vue d'ensemble).

Dans la visualisation de graphes, des travaux récents ont montré l'intérêt de représentations en 3D stéréoscopique de tracés de graphes pour des tâches d'analyse local. En particulier, Ware et Mitchell (2008) ont confirmé de manière empirique la valeur ajoutée de la 3D stéréoscopique dans une tâche de tracé de plus court chemin entre deux nœuds dans des graphes de taille limitée (Belcher et al. (2003)).

Dans cet article, nous explorons l'intérêt de la stéréoscopie dans une tâche de plus haut niveau : l'identification de communautés (i.e. des sous ensembles de nœuds avec une forte densité de connexions entre eux). Cette tâche est d'une extrême importance dans l'analyse de réseaux sociaux où la visualisation connaît un engouement croissant. La plupart du temps, ces communautés sont d'abord identifiées par une approche de classification automatique (voir Fortunato (2010) pour un état de l'art), et une représentation visuelle de ces clusters est ensuite utilisée. Cependant, la détection de communauté souffre d'un problème majeur : dans beaucoup de jeux de données réels, les communautés ne forment pas de partitions non-ambigües du graphe, et de nombreux chevauchements existent. De façon à surmonter cette difficulté, différentes stratégies alternatives ont été proposées : ex. donner un placement particulier à certains nœuds pré-définis (acteurs centraux) qui sont membres de communautés différentes (Auber et al. (2003)), ou encore, dupliquer les nœuds qui appartiennent à différentes communautés (ex. Henry et al. (2008)). D'autres techniques utilisant une autre représentation que les diagrammes nœuds-liens existent, mais nous nous concentrons sur cette représentation dans cet article, puisqu'elle est de loin, la plus populaire, et la seule à avoir été étudiée en 3D.

Dans ce contexte, nous analysons l'utilisation de la stéréoscopie pour la détection de communautés dans une représentation "brute" de graphes -obtenue via l'algorithme Fruchterman-Reingold. Bien que cet algorithme ne soit pas le plus adapté pour cette tâche, notre choix s'est porté sur lui pour deux raisons. Tout d'abord, il permet de mettre en évidence ces communautés sans nécessiter de pré ou post traitement. Mais il est également applicable aussi bien à la 2D qu'à la 3D, ce qui limite considérablement les biais liés à la comparaison de tracés différents. Autrement dit, nous essayons de répondre à la question suivante : "Quelle est la différence entre la représentation stéréoscopique d'un graphe et ses correspondances 2D et 3D perspective dans le cadre d'une tâche d'identification de communautés dans des graphes de tailles moyennes et de différentes complexités?". Nous avons donc conduit une expérience utilisateur avec des graphes pseudo-aléatoires : nous avons demandé aux participants de déterminer le nombre de communautés qu'ils pouvaient détecter tout en mesurant leurs temps de réponse.

La suite de cet article est organisée comme suit. La section 2 introduit quelques notions psycho-visuelles qui ont guidé notre recherche. La section 3 détaille la procédure expérimentale que nous avons menée. Et enfin, les résultats sont analysés dans la Section 4.

2 Perception de la Profondeur

Nous vivons dans un espace tridimensionnel et une longue période d'évolution nous a doté d'organes nous permettant de percevoir cet espace via l'information visuelle. Un grand nombre de recherches dans le domaine des sciences cognitives ont été dédiées à l'étude des mécanismes impliqués dans la perception de cet environnement 3D (e.g. Landy et al. (1991)).

En sus de ceux associés à la détection des formes et des objets, les mécanismes biologiques qui gouvernent la perception de la distance le long de l'axe optique -la profondeur- jouent un rôle crucial. La perception de la profondeur est certainement le fruit de la combinaison de plusieurs mécanismes perceptifs et de nombreuses études ont porté sur l'évaluation de leurs performances relatives (e.g. Hubona et al. (1999), van Schooten et al. (2010), Ware et Mitchell (2005)). Succinctement, il semblerait que l'occlusion (un objet cachant partiellement un autre objet) soit le facteur principal, quelle que soit la distance entre la personne et l'objet. Pour des distances limitées (moins de 40m), la disparité binoculaire associée à la vision stéréoscopique et la perspective de mouvement ont également un impact important. Concernant les distances les plus grandes -qui ne sont pas considérées dans cet article- d'autres facteurs telle que la perspective aérienne rentrent en jeu (Cutting (1997), Saracini et al. (2009)).

La comparaison des effets relatifs de la stéréoscopie et de la perspective de mouvement reste sujette à débat. Le consensus semble pourtant indiquer que ces deux facteurs sont équivalents ou complémentaires dans de nombreuses tâches (e.g. Ware et Franck (1996), Domini et al. (2006)). Plus précisément, le mouvement associé à une projection 3D perspective peut restituer une impression de profondeur authentique : la rotation d'un objet agit conjointement avec la mémoire spatiale afin de former une représentation mentale de l'objet en 3D (van Schooten et al. (2010)). Cependant, le mouvement est également utile tant en perspective qu'en stéréoscopie afin de révéler des objets cachés dans un axe visuel particulier. Ainsi, mesurer l'interdépendance entre ces deux facteurs est une tâche très difficile. Ce papier se restreint donc à la comparaison de la stéréoscopie et de la 3D perspective combinées à des mouvements basiques à un niveau macroscopique.

3 Protocole Expérimental

Trois méthodes de visualisation ont été employées durant cette expérience.

- 2D : Un tracé 2D était pré-calculé en utilisant l'algorithme de Fruchterman-Reingold et affiché sur une surface 2D. Les participants avaient la possibilité de (dé)zoomer et d'effectuer une rotation sur l'axe optique en bougeant la souris.
- 3D Perspective (3D persp) : Un tracé 3D était pré-calculé en utilisant la version tridimensionnelle de l'algorithme de Fruchterman-Reingold et affiché sur une surface 2D via une projection perspective. En plus du (dé)zoom et de la rotation sur l'axe optique,

Détection de communautés

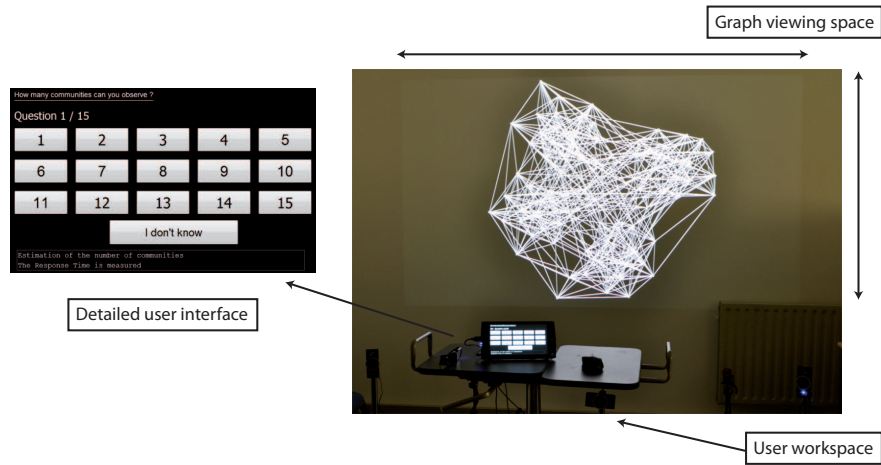


FIG. 1 – Photographie de l'installation ainsi qu'une capture d'écran de l'interface utilisée par les participants.

les participants avaient la possibilité de faire tourner leur point de vue autour du graphe (rotation sur x et y).

- 3D Stéréoscopique (3D stereo) : Le même tracé et la même projection perspective que pour le cas précédent étaient utilisés mais avec l'introduction d'un deuxième point de vue -calculé en temps réel- permettant d'introduire la disparité binoculaire : un point de vue pour chaque œil avec un léger décalage le long de l'axe horizontale afin d'imiter la séparation naturelle entre les yeux humains. Les mêmes interactions que pour la perspective étaient disponibles.

3.1 Matériel

Le système de visualisation utilisé tournait sur un ordinateur doté d'un processeur Intel Core 2 Duo (3.00 Ghz) E8400 avec 4 GB de RAM et une carte graphique Nvidia Quadro FX 3800. Tous les graphes étaient affichés en nuances de gris sur un fond noir, avec un algorithme d'anticrénelage afin d'améliorer la qualité de la restitution. La visualisation était projetée sur un mur blanc via un projecteur 3D Acer H5360 (écran de $2,30 \times 1,30 \text{ m}^2$) ayant une résolution de 1280×720 pixels (angle de vue de 0.05 degrés pour un pixel au centre de l'écran). Notre système utilisait une technique de stéréoscopie dite active avec des lunettes à obturateur Nvidia 3D Vision. Utiliser ces lunettes entraîne une baisse significative de la luminosité perçue. Ainsi, afin d'éviter tout biais lié au port de ces lunettes, les participants devaient les garder durant toute l'expérience, quelle que soit la méthode de visualisation utilisée. Les participants pouvaient interagir avec le système via une souris sans fil. Les réponses étaient entrées en utilisant une tablette tactile : différents numéros (allant de 1 à 15, plus une option "Je ne sais pas") étaient affichés et l'utilisateur avait comme instruction de toucher (cliquer) sur le numéro correspondant à sa réponse. Une photographie de l'installation est présentée sur la Fig. 1.

3.2 Base de Données de Graphes

Afin d'analyser l'impact de la stéréoscopie pour différentes topologies, nous avons généré des graphes en utilisant un modèle pseudo aléatoire (ex. Garbers et al, 1990). Le modèle générique $G(k, nv, p_{int}, p_{ext})$ employé, dépend de 4 paramètres : le nombre k de communautés *a priori*, le nombre de nœuds par communauté nv et la probabilité p_{int} (resp. p_{ext}) d'avoir un lien entre deux nœuds appartenant à une même communauté (resp. à des communautés différentes). Nous avons ainsi généré 545 graphes avec les paramètres suivants : $k \in \{4, 5, \dots, 11\}$, $nv = 10, 20, 30, 40$, $p_{int} = 0.5, 0.6, 0.7, 0.8$ and $p_{ext} = 0.02, 0.03, 0.04, 0.05, 0.065, 0.07, 0.08, 0.1$. Les paramètres p_{int} et p_{ext} ont été déterminés de manière empirique lors d'une étude précédente menée par deux utilisateurs confirmés. Notons que les paramètres p_{int} et p_{ext} ont été considérés par paires formant ainsi les ratios de complexité :

$$\frac{p_{int}}{p_{ext}} = \left\{ \frac{0.02}{0.8}, \frac{0.02}{0.7}, \frac{0.03}{0.8}, \frac{0.03}{0.7}, \frac{0.03}{0.6}, \frac{0.04}{0.7}, \frac{0.03}{0.5}, \frac{0.05}{0.8}, \frac{0.05}{0.7}, \frac{0.05}{0.6}, \frac{0.065}{0.6}, \frac{0.07}{0.6}, \frac{0.1}{0.8}, \frac{0.08}{0.6} \right\}$$

Trois exemples de graphes 2D générés par ce modèle sont présentés sur la Fig. 2.

3.3 Participants

35 participants (25 hommes et 10 femmes) ont pris part à cette expérience. Agés de 20 à 50 ans, 30 d'entre eux venaient d'un cursus informatique (chercheurs et étudiants). Trois des participants étaient gauchers avec une utilisation de la souris de la main droite. Seulement deux des participants n'avaient jamais visualisé la moindre image stéréoscopique et 11 parmi les 35 n'étaient pas familiers avec les logiciels 3D comme les jeux vidéos.

3.4 Procédure Expérimentale

Afin de limiter la durée de l'expérience, 15 tracés successifs par méthode de visualisation étaient présentés à chaque participant. Ces tracés étaient tirés de manière aléatoire (sans duplication dans une même méthode) depuis la base de données. Afin d'éviter tout biais potentiel lié à l'apprentissage, les 3 méthodes de visualisation apparaissaient dans un ordre aléatoire (par exemple : 15 tracés en stéréoscopie suivis de 15 en perspective suivis de 15 en 2D). La durée moyenne d'une session était de 15 minutes (28 au maximum).

Avant le début de chaque session, quelques questions étaient posées aux participants afin de recueillir leurs degrés de familiarité avec la théorie des graphes, la visualisation de graphes, les affichages stéréoscopiques et l'utilisation de logiciels 3D. Une fiche de présentation expliquant la procédure à suivre était distribuée et une démonstration rapide du système était effectuée. Cette démonstration présentait le système de visualisation (les interactions disponibles, la tâche à effectuer) ainsi que les trois méthodes de visualisation sur un graphe facilement appréhendable (3 communautés, 20 nœuds par communauté une importante probabilité p_{int} et une faible probabilité p_{ext}). A la suite de la démonstration, les participants devaient compléter une session d'entraînement afin de se familiariser avec le système. Cet entraînement comprenait 3 tracés de complexité croissante par méthode de visualisation.

Détection de communautés

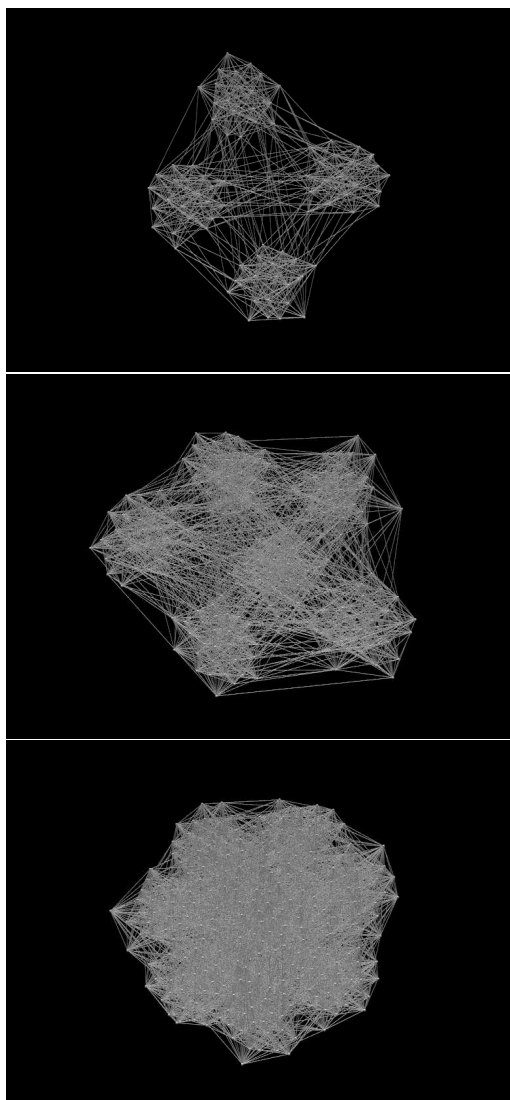


FIG. 2 – Captures de tracés de graphes de complexité croissante. $G_1 = G(k = 4, nv = 20, p_{ext} = 0.05, p_{int} = 0.8)$; $G_2 = G(k = 6, nv = 30, p_{ext} = 0.05, p_{int} = 0.7)$; $G_3 = G(k = 8, nv = 30, p_{ext} = 0.07, p_{int} = 0.8)$

Il était ainsi demandé aux participants d'estimer le nombre de communautés présentes dans les graphes affichés le plus rapidement possible sans l'aide de l'expérimentateur. Si un participant n'arrivait pas à discerner les différentes communautés, la consigne était de passer au tracé suivant via la sélection du bouton "Je ne sais pas". Une fois tous les tracés d'une méthode de visualisation analysés, le participant passait à la série suivante. Cette transition était accompagnée par l'expérimentateur qui introduisait la série suivante ("Vous avez terminé la série XX, vous vous apprêtez à commencer la série YY). A la fin de la session, quelques questions étaient de nouveau posées aux participants afin d'estimer leurs préférences (méthode la plus facile et la plus difficile) ainsi que leur impression de réussite (méthodes avec les meilleurs et moins bonnes performances).

4 Résultats

4.1 Qualité de la Détection de Communautés

Soit I l'ensemble des instances i présentés aux participants avec le même ratio p_{ext}/p_{int} , $k_{i,ans}$ le nombre de communautés proposé par un participant pour une instance i et k_i le nombre *a priori* de communautés dans le modèle. Pour chaque méthode de visualisation vm , l'erreur est mesurée par la moyenne des différences entre $k_{i,ans}$ et k_i :

$$Error_{vm}(I) = \frac{1}{card(I)} \sum_{i \in I} (|k_{i,ans} - k_i|)$$

Notons que la réponse "Je ne sais pas" était comptée comme une erreur (càd la détection d'une seule communauté), et que pour les valeurs les plus grandes de p_{ext} et les plus faibles de p_{int} , le terme "erreur" n'est pas parfait car la détection peut être très ambiguë. Mais dans ces cas, l'évaluation de la qualité de la détection de communautés reste une question délicate (cf. Fortunato et al, 2010). Notons que des travaux récents (Delest et al. (2006)) ont permis d'améliorer l'évaluation avec des mesures classiques telles que la modularité mais cette question dépasse largement le cadre de cet article.

Les résultats dépendent de la complexité de la structure du graphe mesurée ici par le ratio p_{ext}/p_{int} : pour de petites valeurs, les communautés sont facilement identifiables tandis que pour de plus grandes valeurs, d'importants chevauchements et des densités de communauté faibles rendent la détection délicate. Le tableau 1 montre que la 2D est significativement meilleure pour les complexités les plus faibles (Anova2 : $p = 0.01$) : les communautés sont bien séparées sur le tracé et facilement détectables sur un plan. Pour les complexités les plus importantes, la stéréoscopie est légèrement plus performante (Anova2 $p = 0.1$). Mais cette différence n'est significative que pour $k > 7$ et pour des complexités supérieures à 0.06 (Anova2 : $p = 0.02$), tel que nous le montre le tableau 2. La dimension perçue additionnelle combinée au mouvement semble aider à faire la distinction entre les différents agrégats ; et ce, même en présence de "bruit" (chevauchements). La situation est cependant différente pour la 3D perspective pour laquelle l'occlusion explique certainement les différences avec la stéréoscopie. Quoi qu'il en soit, notons que, quelle que soit la méthode employée, la variation de l'erreur devient vite très importante dès la complexité croît (tableau 3). Nous avons observé que cette variation est indépendante de k et qu'elle ne peut pas, dans notre échantillon de participants,

TAB. 1 – Erreur dans la détection de communautés. Pour chaque méthode de visualisation vm et pour chaque intervalle de complexité (p_{ext}/p_{int}) I , l'erreur moyenne $Error_{vm}(I)$

Complexité (p_{ext}/p_{int})	2D	3D persp	3D stereo
[0.02; 0.04]	0.10	0.37	0.27
]0.04; 0.06]	1.62	1.64	1.40
]0.06; 0.11]	3.27	3.22	2.78
]0.11; 0.15]	3.47	3.71	2.99

être expliquée par l'absence de familiarité avec les logiciels 3D. Cependant des expériences complémentaires sont nécessaires avant de totalement rejeter cette hypothèse.

4.2 Temps de Réponse

Pour chaque méthode de visualisation, le temps de réponse est la moyenne des temps de réponse $Time_{vm}(I)$ des participants. Le tableau 4 nous montre que le temps de réponse de la 2D est significativement plus faible que pour la 3D (Anova2 : $p \leq 0.001$), quelle que soit la complexité des graphes. De plus, les temps de réponse de la 3D perspective et de la 3D stéréoscopique sont très similaires. Cette différence entre 2D et 3D est probablement due à la nécessité d'interagir avec les graphes en 3D afin de les analyser dans leur ensemble.

4.3 Perception des Participants

Le tableau 5 indique que les participants semblent préférer la stéréoscopie et semblent l'avoir trouvée plus facile à appréhender que les autres méthodes. Cependant, nous sommes conscients qu'un biais peut exister. En effet, l'expérience en elle-même illustre notre intérêt pour la 3D stéréoscopique, et les participants pouvaient être enclain (même inconsciemment) à partager notre enthousiasme. Quoi qu'il en soit, une part de cette subjectivité est corroborée par les résultats de l'expérience. En effet, parmi les participants ayant indiqué avoir mieux réussi en 3D stéréo, 54% ont vu leur intuition confirmée par les résultats (tandis que seulement 15.5% ont obtenu leurs meilleurs résultats avec la 3D perspective).

5 Conclusion

À notre connaissance, cet article présente une recherche pionnière sur l'utilisation de la stéréoscopie dans un problème de visualisation qui a connu un intérêt croissant durant la dernière décennie : la détection de communautés dans de grands graphes. Notre expérience révèle une différence importante entre la 3D stéréoscopique et la 3D perspective qui a été vivement critiquée par les communautés de Graph Drawing et de visualisation de réseaux sociaux. De plus, bien que le débat reste ouvert, nos résultats expérimentaux indiquent que la stéréoscopie, peut prévaloir sur la 2D pour les graphes aux structures complexes comportant de nombreuses

TAB. 2 – Erreur dans la détection de communautés. Pour chaque méthode de visualisation vm et pour chaque intervalle de complexité (p_{ext}/p_{int}) I , l'erreur moyenne $Error_{vm}(I)$ en fonction de k

Complexité (p_{ext}/p_{int})	Méthode	$k = 4$	$k = 5$	$k = 6$	$k = 7$	$k = 8$	$k = 9$	$k = 10$	$k = 11$
]0.02; 0.04]	2D	0.0	0.0	0.1	0.05	0.06	0.16	0.13	0.67
	3D persp	0.0	0.0	0.13	0.08	0.25	0.35	0.37	1.56
	3D stereo	0.0	0.0	0.0	0.07	0.16	0.11	0.42	1.67
]0.04; 0.06]	2D	0.0	0.14	0.0	0.19	1.27	2.65	3.35	6.94
	3D persp	0.0	0.0	0.08	0.58	1.45	1.92	4.13	5.93
	3D stereo	0.0	0.0	0.13	0.9	0.63	0.69	3.81	5.5
]0.06; 0.11]	2D	0.0	0.0	0.5	1.35	2.24	3.95	6.15	7.9
	3D persp	0.0	0.13	0.32	1.07	1.63	4.44	6.12	7.61
	3D stereo	0.0	0.0	0.21	1.6	1.9	3.42	5	6.88
]0.11; 0.15]	2D	0.28	0.88	2	4.69	6.14	7.13	9	10
	3D persp	0.73	1.23	2.3	5.81	5.44	6	8.75	8.75
	3D stereo	0.93	1.35	2.06	4.75	5.25	8	6.6	6

TAB. 3 – Ecart type de l'erreur dans la détection de communautés en fonction de la complexité (p_{ext}/p_{int})

Complexity (p_{ext}/p_{int})	2D	3D persp	3D stereo
< 0.06	1.28	1.16	1.67
≥ 0.06	3.63	3.69	3.38

TAB. 4 – Temps de réponse moyen $Time_{vm}(I)$ en secondes, pour chaque méthode de visualisation vm et pour chaque intervalle de complexité (p_{ext}/p_{int})

Complexité (p_{ext}/p_{int})	2D	3D persp	3D stereo
]0.02; 0.04]	7.3	14.2	12.3
]0.04; 0.06]	11.1	17.9	17.7
]0.06; 0.11]	12.4	22.5	24.7
]0.11; 0.15]	13.1	21.9	21.1

TAB. 5 – Perception subjective des participants. Pour chaque méthode de visualisation *vm*, pourcentage des participants ayant répondu que *vm* était le plus facile (resp. le plus difficile) et celle avec laquelle ils ont estimé avoir obtenu leurs meilleurs (resp. moins bonnes) performances.

Réponse	2D	3D persp	3D stereo	NSP
Plus facile	14.2	0	68.6	17.2
Plus difficile	37.1	43	5.7	14.2
Meilleures performances	11.3	0	74.3	14.4
Moins bonnes performances	43	34.3	5.7	17

communautés de densités variables avec de nombreux chevauchements. Des études complémentaires sont toutefois nécessaires afin de confirmer ces résultats sur des populations plus larges et pour pouvoir comprendre les différences observées.

Cet article reprend des résultats présentés à Graph Drawing 2011.

Références

- Auber, D. ., Y. Chiricota, F. Jourdan, et G. Melancon (2003). Multiscale visualization of small world networks. In *INFOVIS '03 : Proceedings of the IEEE Symposium on Information Visualization (INFOVIS'03)*, pp. 75–81.
- Battista, G. D., M. Patrignani, et F. Vargiu (1998). A split&push approach to 3d orthogonal drawing. In *Proceedings of the 6th International Symposium on Graph Drawing, GD '98*, London, UK, pp. 87–101. Springer-Verlag.
- Belcher, D., M. Billinghamurst, S. Hayes, et R. Stiles (2003). Using augmented reality for visualizing complex graphs in three dimensions. In *ISMAR*, pp. 84–92.
- Cutting, J. (1997). How the eye measures reality and virtual reality. *Behavior Research Methods, Instrumentation, and Computers* 29, 29–36.
- Delest, M., J.-M. Fedou, et G. Melancon (2006). A quality measure for multi-level community structure. In *Proceedings of the Eighth International Symposium on Symbolic and Numeric Algorithms for Scientific Computing*, Washington, DC, USA, pp. 63–68. IEEE Computer Society.
- Domini, F., C. Caudek, et H. Tassinari (2006). Stereo and motion information are not independently processed by the visual system. In *Vision Res.*, Volume 46, pp. 1707–23. Elsevier.
- Eades, P., A. Symvonis, et S. Whitesides (2000). Three-dimensional orthogonal graph drawing algorithms. *Discrete Applied Mathematics* 103(1-3), 55–87.
- Fortunato, S. (2010). Community detection in graphs. *Physics Reports* 486, 75–174.
- Henry, N., A. Bezerianos, et J.-D. Fekete (2008). Improving the readability of clustered social networks using node duplications.

- Hubona, G. S., P. N. Wheeler, G. W. Shirah, et M. Brandt (1999). The relative contributions of stereo, lighting, and background scenes in promoting 3d depth visualization. *ACM Trans. Comput.-Hum. Interact.* 6, 214–242.
- Kolmogorov, A. et Y. Barzdin (1967). About realization of sets in 3-dimensional space, problems cybernet.
- Landy, M. S., L. T. Maloney, et M. J. Young (1991). Psychophysical estimation of the human depth combination rule. Volume 1383, pp. 247–254. SPIE.
- Rosenberg, A. L. (1983). Three-dimensional vlsi : a case study. *J. ACM* 30, 397–416.
- Saracini, C., R. Franke, E. Blümel, et M. Belardinelli (2009). Comparing distance perception in different virtual environments. *Cognitive Processing* 10, 294–296. 10.1007/s10339-009-0314-7.
- Teyseyre, A. et M. Campo (2009). An overview of 3d software visualization. *IEEE Trans. on Visualization and Computer Graphics* 15(1), 114–135.
- van Schooten, B. W., E. M. A. G. van Dijk, E. Zudilova-Seinstra, A. Suinesiaputra, et J. H. C. Reiber (2010). The effect of stereoscopy and motion cues on 3d interpretation task performance. In *Proceedings of the International Conference on Advanced Visual Interfaces, AVI '10*, New York, NY, USA, pp. 167–170. ACM.
- Ware, C. et G. Franck (1996). Evaluating stereo and motion cues for visualizing information nets in three dimensions. In *ACM Transactions on Graphics*, Volume 15, pp. 121–139.
- Ware, C. et P. Mitchell (2005). Reevaluating stereo and motion cues for visualizing graphs in three dimensions. In *Proceedings of the 2nd Symposium on Applied Perception in Graphics and Visualization, APGV 2005*, Volume 95. ACM.
- Ware, C. et P. Mitchell (2008). Visualizing graphs in three dimensions. In *ACM Transactions on Applied Perception*, Volume 5, pp. 2–15.
- Wood, D. R. (2003). Optimal three-dimensional orthogonal graph drawing in the general position model. *Theor. Comput. Sci.* 299, 151–178.

Summary

3D drawing problems of the 90s were essentially restricted on representations in 3D perspective. However, recent technologies offer 3D stereoscopic representations of high quality which allow the introduction of binocular disparities, which is one of the main depth perception cues, not provided by the 3D perspective. This paper explores the relevance of stereoscopy for the visual identification of communities, which is a task of great importance in the analysis of social networks. A user study conducted on 35 participants with graphs of various complexity shows that stereoscopy outperforms 3D perspective in the vast majority of the cases. When comparing stereoscopy with 2D layouts, the response time is significantly lower for 2D but the quality of the results closely depends on the graph complexity : for a large number of clusters and a high probability of cluster overlapping stereoscopy outperforms 2D whereas for simple structures 2D layouts are more efficient.