



HAL
open science

Apprendre à contrôler une interface cerveau-ordinateur

Fabien Lotte, Camille Jeunet

► **To cite this version:**

Fabien Lotte, Camille Jeunet. Apprendre à contrôler une interface cerveau-ordinateur. Mokrane Bouzeghoub; Jamal Daafouz; Christian Jutten. Vers le cyber-monde: Humain et numérique en interaction, CNRS édition, 2020, 978-2-271-13459-2. hal-04002174

HAL Id: hal-04002174

<https://inria.hal.science/hal-04002174>

Submitted on 23 Feb 2023

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.

Apprendre à contrôler une interface cerveau-ordinateur

Fabien Lotte^{1,2} et Camille Jeunet³

Les interfaces cerveau-ordinateur (ICO ou BCI, pour *Brain-Computer Interfaces*) permettent de contrôler des ordinateurs, des jeux vidéo ou des prothèses sans bouger, uniquement grâce à notre activité cérébrale. Avec une ICO, il est ainsi possible de faire se déplacer un curseur vers la gauche ou la droite d'un écran en imaginant des mouvements de la main gauche ou de la main droite. Ces tâches, dites « d'imagerie motrice », sont sous-tendues par des modulations d'activité cérébrale spécifiques, détectables par Electroencéphalographie (EEG), ce qui permet de les utiliser pour contrôler le système. Lorsque ces commandes mentales sont produites, l'activité cérébrale EEG associée est transmise à un ordinateur, analysée et traduite en action (comme le mouvement du curseur). Les ICO reposent donc sur un double apprentissage. Il s'agit pour la machine d'apprendre à reconnaître les commandes mentales envoyées par l'utilisateur, qui doit quant à lui apprendre à envoyer des commandes mentales claires et stables, facilement reconnaissables par la machine. Ce qui n'est pas chose aisée, d'où la faible utilisation de ces technologies en dehors des laboratoires. L'une des raisons de ce manque de fiabilité provient de l'apprentissage humain. En effet, l'entraînement proposé de manière standard aux utilisateurs n'est pas suffisamment adapté. Comprendre et améliorer l'entraînement des utilisateurs ICO, afin de rendre ces technologies plus efficaces et utilisables, est au centre des recherches menées par Inria et le CNRS.

Comment apprendre à contrôler une BCI ?

Contrôler une ICO est donc une compétence qui s'apprend et qui demande de l'entraînement. Plus l'utilisateur s'entraînera à produire des signaux EEG clairs, stables et bien distincts pour chaque commande mentale, plus la machine sera capable de reconnaître ces commandes mentales correctement, en faisant de moins en moins d'erreurs.

Il faut tout d'abord identifier les tâches mentales (comme un mouvement imaginé de la main gauche, ou bien un calcul mental) qui donneront lieu aux changements d'activité EEG les plus nets. Pour cela, il est nécessaire de demander à l'utilisateur d'effectuer plusieurs fois les différentes tâches mentales, pendant l'enregistrement des signaux EEG. En analysant ces derniers, on va ensuite pouvoir identifier quelles tâches donnent lieu à des changements d'activité EEG les plus stables et les plus clairs, de façon à pouvoir les associer à des commandes différentes.

La plus grosse partie de l'entraînement consiste à aider l'utilisateur à identifier comment effectuer ces tâches mentales, pour qu'elles soient de mieux en mieux reconnues par la machine. Pour cela, on demande à l'utilisateur d'effectuer ces tâches mentales, tandis que l'ICO analyse ses signaux EEG, et lui fournit un retour sensoriel, aussi appelé « *feedback* ». Ce feedback indique généralement à l'utilisateur quelle commande mentale a été reconnue par l'ICO dans ses signaux EEG, et avec quelle confiance (figure 1). Il permet à l'utilisateur de tester différentes stratégies pour effectuer les tâches mentales et d'identifier les plus efficaces. Par exemple, pour imaginer un mouvement de la main gauche qui soit bien reconnu par l'ICO, faut-il mieux s'imaginer faire coucou ou se voir taper au clavier ?

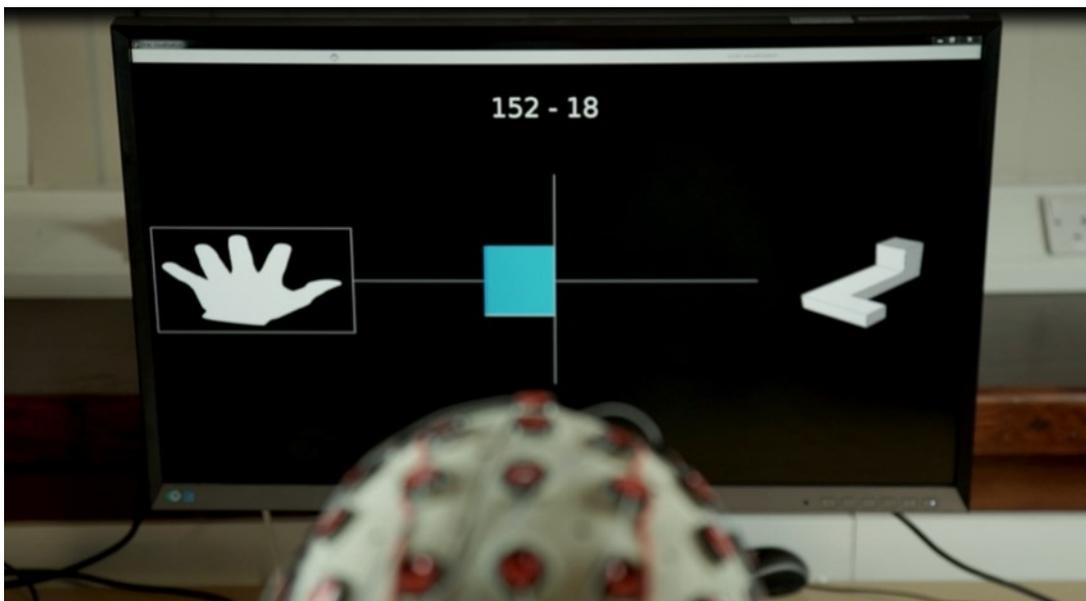


Figure 1 : Une illustration d'un entraînement classique au contrôle d'une ICO basée sur l'imagination mentale. Ici, on demande à l'utilisateur d'effectuer soit un mouvement imaginé de la main gauche, soit une soustraction mentale, soit une rotation mentale de figure géométrique (chaque tâche mentale est représentée par l'icône correspondante à l'écran). Lorsqu'il l'exécute, il peut voir à l'écran une barre bleue dont la taille et la direction varient de manière dynamique : c'est le feedback. Si la barre apparaît dans la direction de l'icône représentant la tâche demandée, c'est que l'ICO a bien reconnu la bonne tâche mentale, sinon c'est qu'elle s'est trompée de tâche. Ici, l'ICO a bien reconnu un mouvement imaginé de la main gauche. Plus la barre est longue, plus cela indique que l'ICO est confiante dans la justesse de la reconnaissance de la tâche. Ici, la barre est courte, donc l'ICO n'est pas très confiante dans son choix.

Enfin, une fois que l'utilisateur aura appris à effectuer des tâches mentales que l'ICO pourra bien reconnaître, il pourra s'entraîner à utiliser cette ICO pour contrôler une vraie application, comme faire

tourner son fauteuil roulant vers la gauche ou vers la droite en imaginant des mouvements des mains gauche et droite.

Il est important de noter que cet entraînement peut durer plusieurs jours, voire des mois, au cours desquels l'ICO reconnaîtra les commandes mentales de l'utilisateur en faisant de moins en moins d'erreurs, car ce dernier aura appris à la contrôler. De plus, la durée d'entraînement « idéale » peut être très différente d'un utilisateur à l'autre : tout le monde n'apprend pas aussi vite ni aussi bien !

Qui peut apprendre à utiliser une ICO ?

La performance des ICO – c'est-à-dire le taux de commandes correctement reconnues – est très variable selon les utilisateurs. Certaines personnes atteindront d'excellentes performances très tôt dans l'entraînement, alors que d'autres n'arriveront pas du tout à contrôler l'ICO. D'après une étude menée par Brendan Allison (Université de Californie) et Christa Neuper (Université de Graz, Autriche) en 2010, 10 à 30 % des utilisateurs sont dans ce dernier cas. Mais ce chiffre est à prendre avec des pincettes, car la plupart des études sont réalisées sur un très faible nombre de sessions d'entraînement (souvent une, la plupart du temps moins de trois). Par ailleurs, les procédures d'entraînement standard (utilisées dans la grande majorité des études) ne sont pas adaptées. Ce taux pourrait donc être surestimé car il inclurait des personnes n'ayant pas eu le temps d'apprendre avec le peu de sessions d'entraînement qu'elles ont suivies, et d'autres qui n'ont pas pu atteindre de meilleures performances, faute d'un entraînement adapté. Cette dernière situation permet d'ailleurs de pointer la nécessité de concevoir des entraînements adaptés, offrant la possibilité à chaque utilisateur d'apprendre à contrôler une ICO. Mais pour concevoir de tels entraînements, il faut d'abord comprendre les mécanismes sous-tendant l'apprentissage. Pour ce faire, des chercheurs, notamment d'Inria et du CNRS, tentent d'identifier les facteurs cognitifs, psychologiques et neurophysiologiques (c'est-à-dire liés à l'activité cérébrale) influençant la performance et l'apprentissage des utilisateurs. Ils étudient donc comment et à quel point les caractéristiques des individus permettent d'expliquer, voire de prédire, leur performance et leur progression. Les performances ICO basées sur des tâches d'imagerie mentale seraient influencées par trois familles de facteurs cognitifs et psychologiques :

- Les capacités d'imagerie mentale, c'est-à-dire la capacité à produire et à manipuler des images mentales (notamment de mouvements). Souvent, les athlètes, les musiciens, les pilotes ou encore les chirurgiens utilisent beaucoup l'imagerie mentale et auraient donc de meilleures performances ICO.

- Les capacités attentionnelles et la motivation : l'entraînement ICO nécessite de focaliser son attention pendant un long moment. C'est sûrement en partie pour cela, mais aussi parce qu'elles ont de bonnes capacités d'imagerie mentale, que les personnes pratiquant la méditation ont souvent de bonnes performances ICO. Aussi, plus une personne est motivée, plus elle sera apte à allouer des ressources attentionnelles à la tâche.
- La relation avec la technologie, c'est-à-dire comment la personne perçoit les ICO, à quel point elle les trouve acceptables. Par exemple, une personne anxieuse à l'idée d'utiliser une ICO, ne se sentant pas en contrôle, verra ses performances détériorées.

Au-delà de ces facteurs cognitifs et psychologiques, certaines caractéristiques de l'activité cérébrale pourraient avoir un impact sur les performances ICO. Un prédicteur neurophysiologique en particulier semble pertinent et a été répliqué dans plusieurs études : l'amplitude du rythme mu au repos, un signal EEG spécifique qui est mesuré au niveau du cortex sensori-moteur (l'aire du cerveau responsable des mouvements et des sensations liées aux mouvements), dans la bande de fréquence 8-12Hz. Lors d'une tâche d'imagerie motrice, comme l'imagination d'un mouvement de main, cette amplitude décroît (phénomène ERD pour *Event Related Desynchronisation*). Ainsi, plus l'amplitude du rythme mu au repos est élevée, plus il sera possible de la diminuer au cours de la tâche d'imagerie motrice, et donc meilleure sera la performance ICO.

Bien que de plus en plus étudiée, l'influence du profil des utilisateurs sur les performances ICO n'est pas encore totalement comprise et elle est sujette à controverse. Toutefois, les éléments de connaissances actuels permettent déjà de réfléchir à la conception de procédures d'entraînement plus pertinentes.

Quelles formes d'entraînements au contrôle d'ICO marchent le mieux ?

Les types d'entraînement et de feedback décrits précédemment pour apprendre aux utilisateurs à contrôler une ICO basée sur l'imagination mentale sont les mêmes depuis près de 25 ans. Cependant ils sont loin d'être idéaux et peuvent être délétères à l'apprentissage. En effet, pour enseigner une compétence en général (pas spécifiquement pour les ICO), les sciences de l'éducation et l'ingénierie pédagogique recommandent d'user de protocoles d'apprentissage très différents, voire même parfois opposés à ce qui est fait pour entraîner les utilisateurs d'ICO. Par exemple, en ICO, les utilisateurs font toujours les mêmes exercices jusqu'à ce qu'ils arrivent à contrôler le système, alors qu'il est recommandé de fournir des exercices et des tâches variés, motivants et adaptés à l'utilisateur (notamment à ses préférences et à ses compétences).

Afin de rendre l'entraînement aux ICO plus efficace, les scientifiques cherchent donc à concevoir des entraînements qui respectent les recommandations venant des sciences de l'éducation, en particulier en les rendant plus motivants et adaptés à l'utilisateur. Ainsi, plusieurs laboratoires s'intéressent à l'utilisation de jeux vidéo. Ricardo Ron Angevin, de l'Université de Malaga, a montré que dans un jeu de courses, entraîner les utilisateurs à déplacer une voiture vers la gauche ou la droite en imaginant des mouvements de la main gauche ou droite, permet d'obtenir de meilleures performances qu'en contrôlant la classique barre à l'écran.

L'entraînement ICO peut également être amélioré en l'adaptant à chacun. Les utilisateurs les moins à l'aise avec les ICO étant souvent des personnes anxieuses, il semble pertinent de leur proposer un entraînement spécifique grâce à des compagnons d'apprentissage artificiels. Ce sont des avatars numériques ou robotiques qui guident et encouragent les apprenants en fonction de ce qu'ils font et de leurs performances. Les chercheurs d'Inria et du LaBRI ont donc développé PEANUT (pour *Personalized Emotional Agent for Neurotechnology User Training*), le premier compagnon d'apprentissage pour l'entraînement aux ICO (figure 2). Il donne des conseils et des encouragements à l'utilisateur pendant son entraînement à l'ICO, en fonction de ses performances et de sa progression au contrôle d'ICO. Après une phase de tests avec et sans PEANUT, les scientifiques ont montré que ce petit robot permettait d'augmenter les performances de contrôle ICO des utilisateurs qui préfèrent travailler en groupe, mais qu'il diminuait les performances de ceux qui préfèrent travailler seuls. PEANUT est donc utile pour certains utilisateurs, mais pas pour tous. Cela montre qu'il est bien nécessaire d'adapter l'entraînement à chaque utilisateur et à ses préférences.

De nombreuses recherches doivent encore être menées pour mieux comprendre et améliorer cet entraînement. En particulier, il s'agira d'identifier précisément quels sont les facteurs principaux qui influencent le plus les performances et la progression des entraînements au BCI, que ce soient des facteurs à propos de l'utilisateur (sa personnalité, ses capacités cognitives, son état, attentionnel ou motivationnel...), du feedback qu'on lui fournit, de la façon dont on analyse les signaux EEG, ou des exercices qu'on lui demande de faire. Quand les chercheurs auront compris l'influence de tous ces éléments, alors ils pourront optimiser l'entraînement, en manipulant les éléments influençant ce dernier, afin de fournir à chaque utilisateur le meilleur feedback et les meilleurs exercices d'entraînement à chaque instant.



Figure 2 : Utilisation d'un compagnon d'apprentissage artificiel (à gauche sur l'image), baptisé PEANUT, pour encourager et motiver l'utilisateur à persévérer dans son entraînement au contrôle d'une ICO. © Inria / Photo C. Morel

Exemple d'application 1 : la rééducation post-accident vasculaire avec une ICO

D'après l'INSERM, l'accident vasculaire cérébral (AVC) est la première cause de handicap moteur acquis en France. Cela représente plus de 140 000 nouveaux cas chaque année. Parmi les patients survivant à un AVC, 80 % présentent une hémiparésie du membre supérieur controlatéral à la lésion. Autrement dit, si l'AVC survient au niveau de l'hémisphère cérébral droit, la plupart des patients présenteront des troubles moteurs sévères au niveau du bras gauche, pouvant aller jusqu'à la paralysie. Dans ce contexte, lors des séances de rééducation, le thérapeute demande au patient d'essayer de bouger son bras et mobilise le membre. La limitation majeure de cette technique est que le thérapeute ne peut pas savoir exactement quand le patient tente de bouger son bras, si ce dernier est paralysé. Ainsi, le feedback fourni (mobilisation du bras par le thérapeute) n'est pas synchronisé avec la tentative de mouvement. C'est dans ce contexte que les ICO se révèlent utiles. Elles permettent en effet de mesurer l'activité cérébrale des patients pendant qu'ils essayent de bouger, ces tentatives de mouvement étant reflétées par une diminution de l'amplitude du rythme mu au niveau du cortex sensori-moteur. Ainsi, il devient possible de fournir un feedback synchronisé aux patients, par exemple sous forme de stimulations électriques au niveau du bras générant une contraction musculaire. Ce feedback synchronisé a un double avantage. Tout d'abord, sur le plan neurophysiologique, il permet un retour au niveau du cortex sensorimoteur qui laisse penser au cerveau qu'il a « réussi à faire bouger » le bras du patient. Cela permet de renforcer le réseau neuronal sollicité et donc, de favoriser la plasticité cérébrale et la récupération motrice. Par ailleurs, cette technique

de rééducation basée sur les ICO permet aux patients d'être en contrôle du feedback qu'ils reçoivent, et donc potentiellement d'augmenter leur motivation et leur engagement. Une analyse récente, menée notamment par l'université Polytechnique de Hong-Kong en Chine et recoupant les résultats d'une quinzaine d'études, a montré que les ICO étaient plus efficaces que les thérapies standards pour la récupération motrice des patients. Malgré cela, les ICO demeurent peu utilisées dans ce domaine. Dans le cas de la rééducation, la fiabilité n'est peut-être pas le problème principal, l'acceptabilité pourrait aussi entrer en jeu. C'est une question majeure et pourtant largement négligée à l'heure actuelle. Il s'agirait là aussi de comprendre les facteurs (psychologiques, cognitifs, socio-démographiques...) influençant l'acceptabilité des ICO, afin de concevoir des dispositifs adaptés à chacun. Améliorer l'acceptabilité des ICO augmenterait la motivation et l'engagement des patients, et par voie de conséquence, l'efficacité des procédures de rééducation.

Exemple d'application 2 : un jeu de course contrôlé par ICO pour des utilisateurs tétraplégiques

La compétition internationale du Cybathlon – sorte de jeux Olympiques des technologies d'assistance – a été créée pour stimuler et rendre visibles les recherches sur les technologies d'assistance pour usagers paralysés. Lors du Cybathlon, des laboratoires de recherche et/ou des entreprises travaillent avec des utilisateurs paralysés, pour qu'ils puissent utiliser des exosquelettes, des prothèses électriques, ou encore des ICO lors d'épreuves compétitives.

Pour l'épreuve d'ICO du Cybathlon, des utilisateurs tétraplégiques doivent s'affronter dans un jeu vidéo de course contrôlé par ICO (figure 3). Dans ce jeu, une voiture avance tout droit en permanence, et l'utilisateur peut la faire tourner à gauche, à droite ou allumer ses phares grâce à une ICO. Lors de la course, le pilote doit donc parvenir à envoyer la bonne commande mentale au bon moment : par exemple en tournant à gauche dans un virage à gauche ou en allumant les phares dans une zone sombre. S'il y parvient, la voiture accélère, sinon elle ralentit. L'objectif est de terminer la course le plus rapidement possible.



Figure 3 : Quelques images de l'entraînement pour le Cybathlon et de la compétition. A gauche, le pilote de l'équipe d'Inria Bordeaux Sud-Ouest, Wilfried, s'entraîne à contrôler le jeu vidéo de course du Cybathlon, à la maison, avec une ICO. Au milieu, l'équipe NITRO (Neurotechnology Inria Team Racing Odyssey) à Graz pendant la compétition. A droite, Wilfried en train de participer à la compétition. C'est l'équipe d'Italie qui a remporté la victoire, bravo à eux !

Pour l'édition de 2019 se déroulant à Graz, en Autriche, Wilfried Panatier a été entraîné pendant trois mois par les chercheurs d'Inria Bordeaux Sud-Ouest. Ce jeune tétraplégique, président de l'association *Pratikable* pour la valorisation du handicap au travers du sport, a dû apprendre les commandes nécessaires à la manipulation de la voiture virtuelle. Cette ICO utilisait des mouvements imaginés de la main gauche ou droite pour faire tourner la voiture à gauche ou droite, et un calcul mental pour allumer les phares. L'entraînement a été progressif, tout d'abord au rythme d'une séance par semaine, puis deux, puis trois, juste avant la compétition. Wilfried a d'abord appris à contrôler une ICO avec seulement deux commandes à la fois, puis avec toutes les commandes ensemble. Sa progression sur trois mois a été très nette, mais ça n'a pas malheureusement pas suffi à lui faire remporter la compétition. Il a en effet fait face à des concurrents plus aguerris que lui et qui avaient déjà participé à d'autres éditions du Cybathlon, et aussi malheureusement à divers problèmes techniques indépendants de sa volonté. Cela confirme une fois de plus l'importance de l'entraînement de l'utilisateur pour contrôler une ICO.

Conclusion

Les ICO sont une technologie prometteuse pour de nombreuses applications, mais elle n'est pas encore très fiable. L'entraînement des utilisateurs est un facteur déterminant pour améliorer cette fiabilité. Cet apprentissage peut être facilité grâce à des feedbacks et à des exercices appropriés, tels que des jeux vidéo ou des compagnons d'apprentissage. Il reste toujours une grande marge de progression, et de nombreuses choses à découvrir. Mais restons optimistes : les recherches actuelles devraient permettre de rendre cet

entraînement plus optimal, afin, notamment, de parvenir à rééduquer efficacement des personnes ayant subi un AVC ou bien de permettre à des personnes tétraplégiques de piloter précisément, grâce à une ICO, une voiture... dans un jeu vidéo !

Ce travail a été en partie financé par le Conseil Européen de la Recherche, avec le projet ERC BrainConquest (ERC-2016-STG-714567).

Références

Allison, Brendan Z, and Christa Neuper. 2010. "Could Anyone Use a BCI?" In *Brain-Computer Interfaces*, 35–54. Springer.

Bai, Zhongfei, Kenneth NK Fong, Jack Jiaqi Zhang, Josephine Chan, and KH Ting. 2020. "Immediate and Long-Term Effects of BCI-Based Rehabilitation of the Upper Extremity After Stroke: A Systematic Review and Meta-Analysis." *Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation* 17: 1–20.

Blankertz, Benjamin, Claudia Sannelli, Sebastian Halder, Eva M Hammer, Andrea Kübler, Klaus-Robert Müller, Gabriel Curio, and Thorsten Dickhaus. 2010. "Neurophysiological Predictor of SMR-Based BCI Performance." *Neuroimage* 51 (4): 1303–9.

Botrel, Loic, and Andrea Kübler. 2018. "Reliable Predictors of SMR BCI Performance—Do They Exist?" In *2018 6th International Conference on Brain-Computer Interface (BCI)*, 1–3. IEEE.

Clerc, Maureen, Laurent Bougrain, and Fabien Lotte. 2016. "Les Interfaces Cerveau-Ordinateur 1 : fondements et méthodes", *ISTE-Wiley*

Jeunet, Camille, Emilie Jahanpour, and Fabien Lotte. 2016. "Why Standard Brain-Computer Interface (BCI) Training Protocols Should Be Changed: An Experimental Study." *Journal of Neural Engineering* 13 (3): 036024.

Jeunet, Camille, Fabien Lotte, and Bernard N’Kaoua. 2016. "L’apprentissage Humain Dans Les Interfaces Cerveau-Ordinateur." In, 233–50. ISTE Group.

Jeunet, Camille, Bernard N’Kaoua, and Fabien Lotte. 2016. "Advances in User-Training for Mental-Imagery-Based BCI Control: Psychological and Cognitive Factors and Their Neural Correlates." In *Progress in Brain Research*, 228:3–35. Elsevier.

Pillette, Léa, Camille Jeunet, Boris Mansencal, Roger N’kambou, Bernard N’Kaoua, and Fabien Lotte. 2020. "A Physical Learning Companion for Mental-Imagery BCI User Training." *International Journal of Human-Computer Studies* 136: 102380.

Ron-Angevin, Ricardo, and Antonio Díaz-Estrella. 2009. "Brain–Computer Interface: Changes in Performance Using Virtual Reality Techniques." *Neuroscience Letters* 449 (2): 123–27.

¹Inria Bordeaux Sud-Ouest, 200 avenue de la vieille tour, 33405, Talence, France

²LaBRI (CNRS / Univ. Bordeaux / Bordeaux INP), 351, cours de la Libération, 33405 Talence, France

³CLLE (CNRS, Univ. Toulouse Jean Jaurès), 5 Allées Antonio Machado, 31058 Toulouse cedex 9, France