



HAL
open science

Amélioration des interactions de groupes hybrides à travers la cohésion

Mathilde Sassier–Roublin, Julien Saunier, Alexandre Pauchet

► **To cite this version:**

Mathilde Sassier–Roublin, Julien Saunier, Alexandre Pauchet. Amélioration des interactions de groupes hybrides à travers la cohésion. Workshop sur les Affects, Compagnons Artificiels et Interactions 2024, Jun 2024, Bordeaux, France. hal-04646751

HAL Id: hal-04646751

<https://hal.science/hal-04646751v1>

Submitted on 12 Jul 2024

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 4.0 International License

Amélioration des interactions de groupes hybrides à travers la cohésion

Mathilde Sassier–Roublin
mathilde.sassier--roublin@insa-rouen.fr
LITIS, INSA Rouen, Normandie
Université
Rouen, France

Julien Saunier
julien.saunier@insa-rouen.fr
LITIS, INSA Rouen, Normandie
Université
Rouen, France

Alexandre Pauchet
alexandre.pauchet@insa-rouen.fr
LITIS, INSA Rouen, Normandie
Université
Rouen, France

RÉSUMÉ

Comprendre comment des agents conversationnels incarnés (ACIs) peuvent avoir un impact positif sur les interactions de groupe est fondamental pour leur déploiement dans notre vie quotidienne. Des limites théoriques et techniques doivent encore être surmontées pour créer des ACIs capables d’avoir des interactions fluides avec plusieurs entités en même temps.

Dans cet article, nous étudions comment le concept de cohésion de groupe peut être utilisé pour améliorer les interactions au sein de groupes hybrides, incluant humains et ACIs. Pour cela, une synthèse des travaux étudiant les interactions de groupe à travers le concept de cohésion est proposée, de façon à identifier les axes de recherche pertinents pour une meilleure compréhension de la dynamique de la cohésion dans les groupes hybrides et à explorer les ressources disponibles pour permettre l’évaluation de la cohésion de groupe en temps réel par les ACIs.

CCS CONCEPTS

• **Human-centered computing** → **HCI theory, concepts and models.**

MOTS CLÉS

agent conversationnel incarné, cohésion, dynamique de groupe, multiparties, temps réel

1 INTRODUCTION

Ces dernières années, les interactions humain-agent ont été étudiées notamment pour créer des **agents interactifs** capables de produire des comportements appropriés à la communication humaine. Les **agents conversationnels incarnés** (ACIs) sont des agents interactifs, intégrés dans des robots ou des personnages virtuels et capables de communiquer par voie dialogique et multimodale (gestes, expressions faciales, etc.). Les ACIs sont déjà déployés hors des laboratoires mais leur intégration dans notre vie quotidienne implique encore une amélioration de leurs capacités à gérer des interactions dans un environnement non contrôlé et lorsque plusieurs humains et/ou ACIs cohabitent au sein de **groupes hybrides**.

La gestion des interactions entre plus de deux entités, appelées **interactions multiparties** ou de groupe, est donc un pré-requis au déploiement des ACIs. Les interactions multiparties s’accompagnent de nombreux défis sur un plan théorique et technique, comparées aux interactions dyadiques (un à un) [11, 20, 46, 84]. Les travaux en psychologie sociale démontrent que les processus de communication au niveau du groupe diffèrent intrinsèquement de ceux des dyades, car ils nécessitent la compréhension et la maîtrise

de la **dynamique du groupe**, impliquant, entre autres, la gestion des conflits [71], la participation à la cohésion de groupe [82], la facilitation [52, 64] ou encore la confiance des membres du groupe entre eux [74].

La **cohésion** est une des composantes de la dynamique de groupe, étudiée en particulier pour son lien avec la performance de groupe [9, 66]. Notre hypothèse fondamentale est la suivante : la capacité à détecter en temps réel l’émergence et l’évolution de la cohésion de groupe peut permettre aux ACIs d’**améliorer les interactions multiparties**. Les interactions et la dynamique de groupe sont de plus en plus complexes avec l’augmentation du nombre de participants de sorte que l’étude de ces phénomènes reste incomplète. L’objectif de cet article est donc de proposer une revue générale de la littérature autour de la cohésion et de sa modélisation informatique pour les ACIs qui démontre le potentiel sous exploité du concept de cohésion de groupe pour l’amélioration des interactions en groupes hybrides et l’intérêt de créer, à cet effet, des modèles computationnels d’estimation en temps réel de la cohésion.

Dans cette optique, nous présentons plusieurs modèles théoriques de cohésion dont certains servent de référence pour la caractérisation du phénomène à travers ses différentes dimensions. Nous détaillons aussi les approches existantes pour déterminer quels signaux sociaux traduisent des comportements cohésifs dans un groupe en interaction. Nous abordons les stratégies de mesure de la cohésion qui, à l’heure actuelle, ne permettent pas d’évaluer la qualité de la cohésion au cours de l’interaction mais uniquement sur les données analysées à posteriori. Enfin, étant donné que peu de travaux proposent des modèles computationnels pour la cohésion dans les interactions et qu’aucun ne prend en compte l’aspect dynamique de ce phénomène, nous présentons les stratégies existantes pour la prise en compte du caractère émergent de la cohésion dans les futurs modèles qui devront être opérationnels en temps réel.

La section 2 aborde les interactions de groupe, la dynamique de groupe et la cohésion et présente les outils pour évaluer cette dernière. La section 3 se focalise sur les implications techniques de l’étude de la cohésion de groupe en communauté hybride et comment les outils et modèles existants sont exploités dans les interactions humains-agents. Enfin, la section 4 traite du caractère émergent de la cohésion et de l’élaboration de modèles informatiques et d’architectures agent pour l’interaction en temps réel dans les groupes hybrides. La section 5 conclut cet article.

2 INTERACTIONS DE GROUPE

Une interaction se décrit de façon générale comme une action ou une influence réciproque entre plusieurs éléments d’un système.

Dans notre cas, les éléments se réfèrent à des entités sociales (humains ou ACIs). Les interactions multiparties incluent trois entités à minima et si parmi elles il y a au moins un être humain et un agent conversationnel, alors il s'agit d'un groupe hybride.

2.1 Groupes et dynamique de groupe hybride

Les interactions multiparties ont été étudiées dans les groupes humains par des sociologues et des psychologues tels que Bales et al. [1, 3], Forsyth [23], Lewin [45] ou Campbell [14]. Le groupe se définit comme *“un ensemble dynamique basé sur l'interdépendance”* selon Lewin [45]. Pour Forsyth [23], un groupe est un ensemble d'entités qui ont conscience de partager une identité de groupe. Frey et Konieczka fusionnent ces deux points de vue en définissant un groupe comme *“trois personnes ou plus [...] qui se considèrent comme un groupe, sont interdépendantes (objectifs partagés ou comportements qui se répercutent les uns sur les autres) et communiquent entre elles (en face à face ou via des interfaces technologiques)”* [24]. Le concept central qui permet l'étude de ces interactions est la **dynamique de groupe** qui fait référence aux *“influences en termes d'actions, processus et changements observables au sein et entre les groupes”* [23, 46]. Ce concept se manifeste à travers plusieurs dimensions telles que la cohésion, l'inclusion, l'identité de groupe, sa structure et ses normes, la prise de décision commune, la gestion des conflits et les relations intragroupes [23]. Ces dimensions sont le résultat des interactions implicites et explicites du groupe et sont primordiales pour comprendre l'efficacité et la performance du groupe [50].

Les études sur les groupes hybrides se sont principalement intéressées aux processus d'interaction de bas niveau tels que la détection du destinataire d'un énoncé [33, 47], la prédiction et la gestion des tours de parole [19, 32, 48, 73, 78], les interruptions [31, 55] et la génération de comportements non verbaux [20] afin d'élaborer des modèles informatiques d'interaction multiparties. Mutlu et al. [55] conduisent en 2009 une des premières études qui propose de tester un de ces modèles d'interaction dans un contexte expérimental, c'est à dire à travers la mise en oeuvre d'un protocole expérimental d'**interaction multipartie hybride** pour valider une hypothèse. Ils étudient comment le déplacement du regard d'un ACI caractérise les rôles conversationnels des différents participants (locuteur, destinataire, participant secondaire, auditeur). Un nombre limité d'études examinent des concepts de plus haut niveau relatifs à la dynamique de groupe dans des configurations multiparties hybrides. En 2014, Pereira et al. [62] proposent un paradigme expérimental impliquant plusieurs humains et un robot participant ensemble à une partie de jeu de plateau pour étudier l'impact de la présence du robot sur le groupe. En 2015, Ravenet et al. [65] se sont intéressés à la dynamique des attitudes interpersonnelles dans les groupes en proposant une simulation d'agents virtuels évaluée par un observateur humain. Jung et al. [34] ont étudié l'impact de l'intervention d'un robot dans une situation conflictuelle sur la perception des membres du groupe vis-à-vis du conflit, de la performance de groupe et sur leurs états affectifs. Matasuyama et al [52] se sont intéressés à la facilitation de groupe. À partir de 2017, d'autres aspects de la dynamique de groupe ont été étudiés : l'engagement des membres du groupe [75], l'impact de l'expression de vulnérabilité par un ACI sur la confiance des membres du groupe [74, 77], l'influence de la facilitation de l'interaction par un

médiateur sur la collaboration de groupe [25], l'inclusion dans le groupe [57], la richesse des échanges du groupe [86], le sentiment d'empathie [63] ou encore la performance de groupe et la cohésion [72].

Toutes ces études ont été menées dans des groupes hybrides impliquant un seul agent conversationnel incarné et trois participants humains (à l'exception de celle de Neto et al [57] qui ne comptait que deux humains). Une autre configuration qui a été proposée [18, 60, 61] consiste à mettre en compétition deux équipes formées chacune d'un ACI et d'un humain qui doivent coopérer. À travers cet agencement, il est possible de mettre en place des évaluations croisées où chacun des participants humains fait tour à tour équipe avec un des deux agents qui présentent respectivement des comportements coopératifs ou compétitifs [60] ou encore des attitudes différentes en termes de compétence et agréabilité [61].

Enfin, un nombre plus restreint de travaux [4, 71], détaillés en section 3, s'appliquent à mettre au point des modèles informatiques permettant aux ACIs de détecter et d'influencer une dimension de la dynamique de groupe.

2.2 Cohésion de groupe, modélisation et évaluation

Des travaux en sociologie ont mis en évidence un lien entre cohésion, performance et satisfaction du groupe [5, 9, 76, 85]. La cohésion est un **processus émergent** [23] initialement défini comme *“une caractéristique du groupe qui dépend de sa taille, de son organisation et de son intimité”* [45]. Festinger et al. ont précisé que la cohésion est *“le résultat de toutes les forces agissant sur les membres pour rester dans le groupe”* [27, 36] ; ce qui en fait un concept multidimensionnel. Plusieurs travaux ont proposé une description des dimensions qui caractérisent ce phénomène.

Modèles de cohésion de groupe issus de la psycho-sociologie.

En 1969, Mikalacki [59] propose un modèle bi-dimensionnel de cohésion dissociant la cohésion sociale – les forces liant les entités ensemble et fondées sur l'attraction mutuelle – de la cohésion orientée tâche – l'engagement envers les objectifs et/ou les tâches du groupe. De nombreux chercheurs utilisent encore ce modèle pour évaluer la cohésion d'un groupe [22, 29, 56, 81]. Carron et al. [16] ont établi, en 1982, un modèle multidimensionnel de cohésion (figure 1), définissant deux dimensions de niveau supérieur : l'attraction individuelle pour le groupe (Attraction Toward the Group ou ATG) d'une part, et l'intégration du groupe (Group Integration ou GI) d'autre part. L'attraction individuelle pour le groupe reflète la force motivant un membre du groupe à rester tandis que l'intégration du groupe représente la force d'unification du groupe [50]. Du point de vue de Carron, ces deux dimensions sont ensuite subdivisibles en cohésion sociale et en cohésion de tâche. En 1990, Bollen et al. [13] proposent un modèle fondé sur deux dimensions : le jugement d'appartenance qui découle de l'évaluation individuelle des expériences avec le groupe en termes affectifs et cognitifs, et le lien moral qui représente *“la motivation à évaluer sa relation avec le groupe, s'engager dans des activités orientées tâche ou sociales et apprécier la valeur des membres du groupe”*. Beal et al. [9] proposent d'y ajouter la dimension de fierté d'appartenance au groupe.

Les modèles multidimensionnels de cohésion les plus récents sont ceux de Severt et Estrada [70] et Lakhmani et al. [41]. Severt et

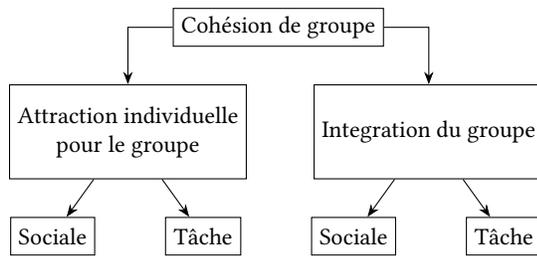


FIGURE 1 : Modèle de cohésion selon Carron [16]

Estrada dissocie la fonction affective de la cohésion, à savoir “les aspects qui traduisent l’impact émotionnel sur les membres du groupe et le groupe lui-même”, de la fonction dite instrumentale représentant “les aspects qui mettent en évidence les activités orientées tâche du groupe, qui servent l’objectif commun des membres du groupe”. Les auteurs associent à ces deux axes des propriétés structurales de la cohésion : la fonction affective de la cohésion est structurée par les attractions interpersonnelles et la fierté d’appartenance au groupe tandis que la fonction instrumentale se décompose en un aspect social (interactions interpersonnelles pour atteindre un objectif) et un aspect orienté tâche (engagement dans la tâche) (figure 2). Lakhmani et al. [41] proposent trois fonctions pour la cohésion. La première est la cohésion orientée tâche, la seconde, la cohésion interpersonnelle, qui se définit elle-même par trois facteurs (la cohésion sociale, l’attraction interpersonnelle et la morale) et enfin la cohésion structurelle qui englobe les normes du groupe, le sentiment d’appartenance au groupe, la fierté de groupe et l’exclusivité.

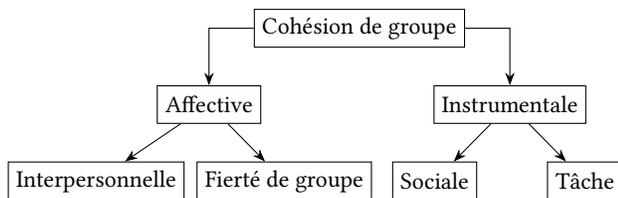


FIGURE 2 : Modèle de cohésion selon Severt et Estrada [70]

Concernant l’utilisation de ces modèles sur la cohésion de groupe, le plus populaire est celui de Mikalacki [59] pour sa simplicité de mise en oeuvre expérimentale. Maman et al. [49] s’appuient sur celui de Severt et Estrada, plus complet mais impliquant une difficulté d’évaluation supplémentaire pour chaque nouvelle dimension.

Évaluation de la cohésion. La dynamique de groupe implique des processus d’interaction qui se produisent au niveau individuel et de groupe. Les comportements individuels se manifestent par un signal indépendant, généré par une entité unique, par exemple un sourire ou un mouvement. Les comportements de groupe peuvent être caractérisés d’après plusieurs comportements individuels effectués de façon synchrone ou dans une séquence temporelle courte et logique (synchronie interpersonnelle). Maman adopte ce point de vue et caractérise des comportements de groupe comme les chevauchements de parole, les distances interpersonnelles ou la synchronisation interpersonnelle [49]. Ils peuvent être représentés par une somme de comportements individuels sur une période de

temps définie, par exemple, le nombre de sourires effectués par tous les membres du groupe ou de changements de tour de parole, qui peuvent être indicateurs de cohésion. Kantharaju [4] caractérise des comportements de groupe avec cette seconde approche en faisant la moyenne des résultats individuels (par exemple du nombre de rires par participants), et construisant un vecteur qui concatène les valeurs individuelles.

Deux approches, tenant toutes deux compte de l’interaction au niveau individuel et de groupe mais selon des perspectives différentes, sont utilisées pour caractériser la dynamique de groupe :

- La première, dite « ascendante », traduit l’idée que l’interaction du groupe peut être représentée par la somme des comportements individuels [49]. Par définition, son utilisation nécessite donc dans un premier temps la caractérisation des comportements individuels permettant ensuite de définir les comportements de groupe. Elle a souvent été employée pour l’estimation de la cohésion [4, 49, 56, 81]. Des comportements précis (interruptions, sourires, hochements de tête, etc.) et quantifiables automatiquement et/ou par des observateurs externes ont été identifiés comme associés à une forte cohésion de groupe. Une liste détaillée de ces comportements est présentée dans les travaux de Kantharaju et Maman [4, 49].
- La deuxième approche considère que les comportements collectifs ne peuvent être réduits à la somme des comportements individuels uniquement. Cette approche dite « descendante » conçoit le groupe comme une entité de premier ordre où des états, non conceptualisables au niveau individuel, émergent. Ces états émergents de groupe, tels que la cohésion, la sécurité psychologique ou encore l’inclusion, influencent les comportements individuels [49].

Les états de groupe ne sont pas objectivement mesurables car ils relèvent du sentiment subjectif des individus. Ils sont donc évalués via des questionnaires remplis par des observateurs externes ou des membres du groupe. Les comportements objectifs individuels mesurables sont considérés dans cette approche comme une cause et/ou une conséquence des états émergents du groupe.

Le questionnaire sur l’environnement de groupe (GEQ) [15] de Carron et al. permet aux membres du groupe d’évaluer la qualité de la cohésion perçue et a été validé dans plusieurs travaux. Un autre outil intéressant est l’échelle de cohésion de groupe (GCS), élaborée pour des patients en psychiatrie mais appropriée pour tout type d’interaction de groupe [83]. Kantharaju et al. ont aussi proposé un questionnaire de cohésion issu des travaux de Hung et Gatica-Perez [29] et fondé sur les dimensions de cohésion sociale et de tâche [35]. Certains de ces questionnaires ont été adaptés pour permettre à un observateur externe d’évaluer subjectivement la cohésion d’un groupe (pour des annotations de jeux de données par exemple [4]).

Mais ces évaluations subjectives, lorsqu’elles sont réalisées par les membres du groupe, ne reflètent que la cohésion perçue après l’interaction et non pendant l’émergence du phénomène.

2.3 Limites et axes d’amélioration

Les modèles existants pour caractériser les multiples dimensions de la cohésion sont soit d’une complexité excessive pour leur utilisation en contexte expérimental [41, 70], soit très simples [9, 59], de

sorte qu'ils ne capturent pas efficacement l'ensemble du phénomène. La dimension "cohésion orientée tâche" du modèle de Mikalachki, qui reste celui majoritairement utilisé dans les contextes expérimentaux trouvés dans la littérature, reste très difficile à mesurer.

Les premiers modèles multidimensionnels semblent se compléter dans leurs approches (fonctionnelle pour Mikalachki [59] et structurelle pour Carron [16]) et les modèles plus récents tentent de réifier les concepts antérieurs en un ensemble cohérent. Un modèle pertinent impliquerait un compromis entre précision pour capturer toutes les dimensions de la cohésion et robustesse pour que le modèle puisse être utilisé en contexte expérimental. Ainsi, un premier axe d'amélioration consisterait à concevoir un nouveau modèle, théoriquement valide et expérimentalement utilisable. Établir une nomenclature uniforme autour des concepts qui définissent la cohésion serait aussi nécessaire pour servir de référence aux futurs travaux de recherche. Lakhmani et al. [41] ont proposé des travaux qui prennent cette direction bien que certaines des dimensions de la cohésion qu'ils présentent ("cohésion sociale" et "attraction interpersonnelle") semblent encore redondantes et donc superflues.

Concernant l'évaluation de la cohésion, Maman [49] et Abrams et Von der Putten [2] indiquent qu'il convient de combiner à la fois des mesures objectives et subjectives, au niveau individuel et de groupe, ainsi que des estimations de la cohésion par des membres du groupe et des observateurs externes pour avoir un aperçu global des états complexes émergeant dans les groupes. De la même manière, les approches "ascendantes" et "descendantes" sont des moyens complémentaires d'évaluer la dynamique de groupe. Certaines de ces recommandations ne peuvent cependant être mises en oeuvre puisqu'il n'existe actuellement aucun questionnaire méthodologiquement validé pour l'évaluation de la cohésion par un observateur externe : les chercheurs emploient pour le moment leurs propres adaptations du GEQ [15]. De plus, personne à ce jour n'évalue la corrélation entre la cohésion estimée par un observateur externe et celle rapportée par les membres du groupe. Enfin, les stratégies d'évaluation de la cohésion de groupe qui sont proposées ont été utilisées uniquement pour estimer la qualité de la cohésion sur des données analysées à posteriori et non au cours de l'interaction.

Un second axe d'amélioration concerne donc les outils d'évaluation de la cohésion. La mise au point et la validation d'un questionnaire dédié à l'évaluation de la cohésion par un observateur externe semble requise. En outre, une méthodologie claire et complète pour l'évaluation de la cohésion incluant, entre autres, l'intégralité des types de mesures réalisables et des outils reconnus comme fiables pour la mesure de la cohésion sur l'ensemble des aspects mentionnés précédemment serait utile à la communauté. Abrams et Rosenthal-von der Pütten ont récemment proposé un cadre qui va dans cette direction en redéfinissant un vocabulaire spécifique à l'évaluation de la cohésion en fonction du niveau de cette évaluation (groupe ou individu) et du point de vue de l'évaluateur (externe ou membre du groupe)[2]. Malheureusement ce cadre ne s'attarde que sur l'aspect terminologique. Par ailleurs, il serait nécessaire de spécifier le type de mesures, parmi celles proposées, qui peuvent effectivement être effectuées au cours même de l'interaction qui se produit.

3 MODÈLES COMPUTATIONNELS POUR L'INTERACTION DANS DES GROUPES HYBRIDES

Pour interagir dans des groupes hybrides, les ACIs doivent **percevoir les informations contextuelles** puis les **traiter** afin de **sélectionner les comportements à exprimer**. Des travaux se sont penchés sur chacun de ces quatre aspects.

3.1 Perception de l'environnement et traitement de l'information pour l'estimation de la cohésion

Les premiers travaux proposant un modèle pour l'estimation de la cohésion par analyse de signaux non verbaux [29] indiquent que certains comportements clairement identifiables ont un fort pouvoir discriminant entre les groupes cohésifs et peu cohésifs. La durée totale de pause entre les tours de parole de chaque individu se révèle ainsi plus importante dans les groupes cohésifs du fait d'une meilleure distribution de la parole entre ses membres. Nanninga et al. ont ajouté à ce modèle des caractéristiques de mimétisme para-linguistique qui améliorent ses prédictions [56]. Les études suivantes indiquent que d'autres modalités sont corrélées à la cohésion : des indices sociaux non verbaux comme le regard mutuel, le rire et la contraction musculaire du coin des lèvres [4], des indices spatiaux tels que la distance interpersonnelle, la quantité de mouvement pendant la marche, l'expansion de la posture [81], et d'autres indices para-linguistiques tels que l'énergie vocale, le nombre de tours de parole [22] et d'interruptions [4]. Un grand nombre d'interruptions peut être un bon indicateur de cohésion, surtout lorsque les membres du groupe complètent les phrases les uns des autres de manière cohérente et significative [54].

D'après leur étude visant à caractériser les signaux sociaux exprimés dans des groupes cohésifs, Kantharaju et al. [5] affirment que la prise en compte de signaux multimodaux est indispensable pour une évaluation pertinente de la cohésion de groupe. C'est en effet ce que semblent indiquer les recherches précédentes notamment celle de Nanninga et al. [56] qui améliorent les performances de classification du modèle de Hung et Gatica-Perez via l'ajout de modalités supplémentaires.

Concernant la perception pour l'estimation de la cohésion, Hung et Gatica-Perez utilisent des techniques d'apprentissage machine pour discriminer les groupes cohésifs des groupes peu cohésifs via l'analyse de comportements non verbaux [29]. Tous les travaux ultérieurs emploient aussi ces techniques pour leurs modèles, notamment des classifieurs bayésien naïf gaussien [56], des modèles de régression [4], et des forêts d'arbres de décision [81]. L'étude la plus récente est celle de Maman en 2022 [49], qui propose une architecture d'apprentissage profond "Transfer Between Dimensions" (TBD) dont les prédictions de la cohésion surpassent les performances des modèles précédents.

3.2 Sélection et génération de comportements en faveur de la cohésion du groupe

À notre connaissance, seule Kantharaju s'est penchée sur la création d'un modèle computationnel pour la génération de comportements cohésifs par des ACIs [4]. Son modèle permet à des

agents virtuels d'interagir entre eux via un sous-ensemble de modalités non verbales issues d'un ensemble de modalités démontrées comme fortement associées à la cohésion. Afin de générer des comportements cohésifs dans le groupe, la combinaison de signaux à exprimer est sélectionnée par un réseau de neurones récurrents avec des couches LSTM de façon à prédire les comportements cohésifs des auditeurs et des orateurs du groupe.

L'architecture agent proposée comprend un modèle d'évaluation de la cohésion, un modèle de sélection des comportements et un modèle pour la génération des comportements cohésifs sélectionnés qui utilise un réseau de neurones fondé sur les graphes (GNNs) [4]. Les résultats obtenus ne sont cependant pas statistiquement significatifs (pas de discrimination par un observateur externe des groupes virtuels cohésifs).

3.3 Jeux de données pour l'étude de la cohésion

L'identification de signaux caractérisant différents niveaux de cohésion et l'utilisation de modèles d'apprentissage machine pour l'évaluation de la cohésion ou la sélection de comportements cohésifs requiert l'exploitation de jeux de données impliquant des interactions multiparties. Les modèles d'apprentissage nécessitent une quantité minimale de données avec des annotations multimodales riches pour pouvoir offrir des résultats cohérents.

Les jeux de données d'interaction multiparties pour lesquels la cohésion est évaluée sont rares. Hung et Gatica-Perez ont annoté des parties du corpus AMI [29, 53] et Fang et Achard ont enrichi le corpus ELEA [22, 67] selon le modèle de Mikalachki [59]. Patient Consultation Corpus (PCC) [4] et GAME-ON [50] sont deux autres jeux de données spécialement conçus pour l'évaluation de la cohésion. Le PCC propose un scénario de consultations médicales entre un patient et deux professionnels de santé. La cohésion a été évaluée dans ce corpus par auto-évaluations et annotations externes [4]. Le jeu de données le plus complet en termes d'annotations pour la cohésion est GAME-ON [49, 50] qui propose 11 heures d'enregistrement de signaux multimodaux exprimés par des groupes de trois personnes participant à un escape game. À travers un scénario en cinq tâches, les auteurs ont caractérisé la dynamique de la cohésion dans sa dimension sociale et orientée tâche [70].

Chaque tâche a été conçue de manière à générer une variation contrôlée des deux dimensions de cohésion. Entre chaque tâche, un questionnaire de cohésion (adapté du questionnaire sur l'environnement de groupe GEQ) [15] a été proposé aux participants pour une auto-évaluation de la cohésion du groupe. Pour l'évaluation de la cohésion sur chacune des tâches par un observateur externe, l'équipe de recherche a élaboré une campagne d'annotation où 59 participants ont rempli une version adaptée du GEQ. En plus de ces évaluations subjectives, les comportements des participants ont été enregistrés pendant les deux dernières minutes de chaque tâche. L'équipe a utilisé des capteurs et 16 caméras infrarouges pour capturer les mouvements du corps, des microphones sans fil pour l'enregistrement des signaux audio et deux caméras vidéo pour capturer les indices visuels. Le jeu de données comporte donc des annotations relatives aux comportements individuels permettant d'estimer la durée des rires, le temps total de parole, la fréquence vocale, la distance par rapport au barycentre du groupe ou l'expansion de la posture et des informations relatives au groupe telles que

le temps de chevauchement de parole, la durée moyenne des tours de parole ou encore les distances interpersonnelles.

Un récapitulatif des caractéristiques des jeux de données disponibles pour l'étude de la cohésion de groupe est donné en table 1 pour la langue, le contexte d'interaction, les modalités extraites, la taille du groupe et le nombre de participants et en table 2 pour ce qui concerne les modalités d'évaluation de la cohésion, le modèle de référence utilisé, et les annotations disponibles.

3.4 Limites et axes d'amélioration

Les modèles d'évaluation de la cohésion existants emploient des échantillons réduits de modalités corrélées à la cohésion de groupe. Ceci va pourtant à l'encontre des recommandations issues des travaux de Kantharaju et al. [5] et de ses prédécesseurs [56]. Plusieurs raisons expliquent ce constat, la première étant que l'investigation de la multimodalité pour l'estimation de la cohésion reste récente [5, 49]; la seconde est que le traitement d'un grand nombre de modalités d'entrées pour obtenir une estimation correcte de la cohésion en un temps acceptable reste un défi technique; et enfin, les modèles d'évaluation s'appuient tous sur des techniques d'apprentissage machine impliquant de disposer de jeux de données conséquents annotés pour les mêmes modalités. Or, il n'existe pour le moment que 4 jeux de données annotés pour la cohésion (table 1 et 2), utilisant des schémas d'annotation différents.

La principale critique qui peut être faite aux modèles existants d'évaluation de la cohésion réside dans leur manque de généralisation. Ils sont souvent fonctionnels uniquement sur le jeu de donnée ayant servi à la conception du modèle, ce qui rend ce dernier spécifique au nombre d'entités qui constituent le groupe et au contexte de l'interaction. Maman indique lui-même que le manque de généralisation des modèles qu'il propose est une des limites majeures de ses travaux [49]. En effet, un unique jeu de données a été utilisé pour la construction et le test de ses modèles. Par ailleurs, la pertinence des techniques d'apprentissage employées sur une faible quantité de données (au maximum 240x5 périodes de 2 minutes de temps avec utilisation d'une méthode de bruitage des données pour le modèle le plus récent [49]) reste à débattre, notamment en ce qui concerne les risques de sur-apprentissage [26].

Le seul modèle élaboré pour la sélection et la génération de comportements cohésifs n'a pas présenté de résultats significatifs et n'est utilisable que pour un groupe entièrement constitué d'agents virtuels (non hybride). Kantharaju suppose que les résultats obtenus s'expliquent par le nombre limité de comportements non-verbaux intégrés à son modèle (sourires, hochements de tête et regards uniquement). Enfin, il est fortement probable que la dynamique d'un groupe soit impactée par la présence d'ACIs. Or, aucun modèle n'a été établi sur la base d'un jeu de données impliquant une interaction de groupe hybride [30, 43].

Un axe d'amélioration serait de prendre en compte l'aspect multimodal dans les modèles informatiques de cohésion, en intégrant un maximum de modalités indiquées comme corrélées à la cohésion d'après l'étude de Kantharaju [4], à savoir : les rires, les sourires, les regards mutuels, les interruptions, les chevauchements de parole, l'attention conjointe, les feedbacks et les synchronisations interpersonnelles, et de caractériser ces modalités au niveau individuel et de groupe avec les stratégies mentionnées en section 2.2.

| Jeu de données | Langue | Contexte | Modalités | Taille du groupe | Participants |
|--------------------|--------|-------------------------------------|-----------|------------------|--------------|
| AMI, 2005 [53] | EN | Discussion et réalisation de tâches | A, V | 4 | 80 |
| ELEA, 2011[67] | EN, FR | Jeu de survie | A, V | 3-4 | 148 |
| GAME ON, 2020 [50] | IT | Escape game | A, V, M | 3 | 51 |
| PCC, 2021[4] | EN | Consultation médicale | A, V | 3-4 | 10 |

TABLE 1 : Jeux de données pour la cohésion. Légende : Langue (Anglais (EN), Français (FR), Italien (IT)), Modalités (Audio (A), Visuel (V), Mouvements (M))

| Jeu de données | Evaluation de la cohésion | Modèle de référence | Autres annotations |
|--------------------|--|------------------------|---------------------------------|
| AMI, 2005 [53] | Ext – Sbj (Grp) + Obj (Indiv + Grp) | Mikalachki [59] | Pv (DA, VE, SpT), Gz, HM, H, FE |
| ELEA, 2011[67] | Ext – Sbj (Grp) + Obj (Indiv + Grp) | Mikalachki [59] | Pv, BM, HM |
| GAME ON, 2020 [50] | Ext – Sbj (Grp) + Obj (Indiv + Grp) + Int – Sbj (Indiv + Grp) | Severt et Estrada [70] | Pv, BM, P, Prx |
| PCC, 2021[4] | Ext – Sbj (Grp) + Obj (Indiv + Grp) + Int – Sbj (Indiv + Grp) | Mikalachki [59] | Pv (DA, VE, SpT), Gz, HM |

TABLE 2 : Jeux de données pour la cohésion (suite). Légende : Autres Annotations (Paraverbal (Pv), Actes dialogiques(DA), Energie vocale (VE), Tours de parole (SpT), Regards (Gz), Mouvements de tête (HM), des mains(H), du corps (BM), Expressions faciales (FE), Posture (P), Proxémie (Prx))

Cela nécessite des jeux de données avec des annotations pour chaque modalité sélectionnée. Il faudrait alors annoter GAME ON [50] avec les regards, les sourires ou les interruptions, étant donné que les travaux précédents [4, 54] soulignent l'importance de ces signaux pour la détection de groupes fortement cohésifs. De manière générale, un alignement des jeux de données existants concernant les modalités et les annotations externes de cohésion serait utile. Cela permettrait une réévaluation de l'impact relatif des modalités indiquées comme associées à la cohésion et une validation inter-corpus. Il existe, par ailleurs, d'autres jeux de données pour l'étude des interactions multiparties [12, 21, 58] et en contexte hybride [30, 43] qui pourraient être annotés pour la cohésion. On peut trouver dans la littérature des outils [7, 8, 80] permettant une annotation des données plus rapide que la méthode d'annotation manuelle effectuée par des experts.

Enfin, l'annotation des données à l'échelle des tours de paroles apparaît parfois trop grossière pour certaines caractéristiques (par exemple pour les émotions ou l'orientation du regard). Un schéma d'annotation plus fin, au niveau des actes de dialogue, voire au niveau du mot ou de la syllabe pourrait être une solution envisageable. Il faut néanmoins garder à l'esprit qu'une annotation à un niveau plus précis nécessite d'allouer une quantité non négligeable de ressources supplémentaires à la tâche. Une étude sur l'intérêt d'adapter les niveaux d'annotations selon la caractéristique sélectionnée pour optimiser les performances du modèle d'évaluation de la cohésion et améliorer l'expérience utilisateur serait appréciée.

Concernant l'architecture des modèles d'apprentissages, celle-ci devrait se fonder sur un modèle théorique de cohésion pour intégrer les différentes dimensions et niveaux d'évaluation (individuel versus groupe) du phénomène au fur et à mesure du traitement de l'information dans les différentes couches du réseau. Les travaux réalisés par Maman [49] sont les seuls à étudier quand et de quelle manière les informations d'entrées doivent être fusionnées.

Un modèle d'apprentissage établi sur la base de plusieurs jeux de données homogènes en terme d'annotations et qui soit indépendant du contexte d'interaction et du nombre de participants serait une première étape à franchir pour permettre aux ACIs d'estimer la cohésion d'un groupe en interaction. Des efforts doivent aussi se concentrer sur la création d'un modèle de génération de comportements cohésifs comme celui proposé par Kantharaju [35] mais qui, cette fois, n'inclurait pas uniquement des agents virtuels et qui proposerait davantage de comportements comparés à ceux auxquels elle se limite (hochements de tête, sourires et regards).

4 PHÉNOMÈNES ÉMERGENTS ET TEMPS RÉEL DANS LES INTERACTIONS DE GROUPE

Les interactions évoluent au cours du temps et résultent de l'implication et de la co-construction de tous ses participants. Les êtres humains sont très performants en ce qui concerne les interactions sociales [42, 44] : au-delà de leur capacité à apporter la réponse attendue à un signal qui leur est destiné en un temps très court, ils peuvent aussi rediriger leur attention, changer leurs plans ou **adapter et anticiper en temps réel leurs comportements** selon les signaux des partenaires, pour garder ou prendre la parole, gérer les interruptions, ou se synchroniser. Ces mécanismes sont indispensables et doivent être coordonnés pour voir émerger une interaction fluide entre plusieurs entités [46]. L'intégration d'ACIs dans un groupe nécessite ainsi qu'ils possèdent des compétences de détection, de traitement et de production de signaux interactifs en **temps réel** pour exprimer des comportements équivalents à ceux observés dans les groupes humains. À ce jour, les ACIS présentent encore des temps de réponses longs et un éventail de comportements stéréotypés trop restreint, ce qui engendre disfluences et réponses inappropriées au cours de l'interaction [46].

Klein et Kozlowski [40] montrent qu'un phénomène émergent "à pour origine un aspect cognitif, affectif ou comportemental individuel"

et “est amplifié par les interactions inter-individuelles” pour se “manifeste comme un phénomène collectif de niveau supérieur”. Marks et al. [51] ajoutent que les états émergents sont “**dynamiques par nature et varient en fonction du contexte de groupe**”. La cohésion est un phénomène émergent dont la force et les facteurs qui l’influencent varient à mesure que le groupe interagit et selon les événements qui se produisent [66]. Cet aspect dynamique de la cohésion ne peut être évalué que si la dimension temporelle est intégrée.

De plus, certains comportements non verbaux corrélés à la cohésion tels que le temps total de pause entre les tours de parole ou la capacité des membres d’un groupe à s’interrompre mutuellement ne peuvent être pris en compte par un ACI que si son architecture permet un traitement en temps réel. Le suivi des comportements au fur et à mesure de leur apparition permet une évaluation de la cohésion à tout moment mais aussi de générer des **réponses adaptées et immédiates**, par exemple pour la participation des ACIs au processus de synergie interpersonnelle.

4.1 Intégration de la dimension “temps réel” dans les modèles informatiques pour la cohésion

Inclure la dimension temporelle dans les modèles computationnels d’interaction et dans les architectures agents qui intègrent ces modèles est l’un des défis techniques actuels en interaction humain-agent [46, 49]. En effet, doter les agents conversationnels de la capacité à produire des signaux de communication en temps réel implique l’utilisation de modèles permettant de collecter des données en continu et de les fusionner pour interpréter correctement les signaux de l’environnement puis sélectionner et générer des comportements réactifs appropriés avec une très **faible latence**. Les modèles informatiques doivent ensuite être intégrés dans des architectures conçues pour les exploiter ensemble notamment pour permettre la mise à jour des informations entrantes et sortantes en temps réel et pouvoir changer de décision en cours de traitement si nécessaire [46].

L’intégration de **concepts incrémentaux** dans les modèles informatiques et architectures d’ACIs serait une solution pour permettre à ces derniers d’interagir avec le groupe en temps réel. Dans notre contexte d’étude, l’incrémental fait référence à un processus qui permet d’une part, le traitement immédiat des données d’entrées d’un modèle au fur et à mesure de leur disponibilité afin de produire une sortie le plus rapidement possible et, d’autre part, de modifier et/ou d’enrichir la sortie du modèle en fonction des informations supplémentaires récoltées au cours du temps. Les concepts incrémentaux sont utilisés pour le traitement naturel du langage depuis les années 80 [37, 38]. En 2009, Schlangen et Skantze [68] ont proposé un modèle incrémental théorique dans lequel ils présentent des concepts incrémentaux utiles pour des modèles opérationnels en temps réel. Ils présentent des topologies de réseaux qui interconnectent les modules entre eux de sorte à pouvoir effectuer certains processus en parallèle et proposent d’employer des **unités incrémentales**, unités d’information de base qui permettraient aux modules d’échanger de l’information à tout instant et indépendamment de la quantité d’information disponible dans chaque unité pour générer une valeur de sortie dès que nécessaire.

Ils détaillent aussi la structure adéquate pour un module incrémental et l’ensemble des opérations que celui-ci peut effectuer sur les unités incrémentales qu’il réceptionne et produit.

À notre connaissance, il existe très peu de modèles informatiques implémentés qui utilisent ces concepts incrémentaux pour le traitement de l’information en temps réel : InproTK [6] est dédié au traitement du langage, et ASAP Realizer [79] et Incremental Realizer dans l’architecture GRETA [10] sont deux modules de génération de comportements. Il n’existe aucun module incrémental qui permette d’estimer la cohésion en temps réel.

Les seuls travaux dans la littérature qui intègrent la dimension temporelle dans un modèle computationnel de cohésion sont ceux de Maman [49] qui choisit de représenter le temps dans ses modèles d’apprentissage profond sur trois niveaux (données d’entrée, architecture interne, prédictions). Pour les données d’entrées, Maman représente la temporalité de l’interaction en divisant le jeu de données en 5 segments de temps distincts injectés successivement dans le modèle. Au niveau de l’architecture du modèle d’apprentissage, il utilise des couches LSTM pour mémoriser les informations relatives aux segments de données précédents pour la prédiction de la cohésion. Enfin concernant la sortie du modèle, celle-ci présente 5 valeurs de prédiction de cohésion pour les 5 périodes de temps fournies en entrée afin de mettre en évidence l’évolution du phénomène d’une période à l’autre. Le modèle prédit la cohésion pour les 5 périodes en une seule fois seulement après avoir traité la totalité des données et non après chaque période. Bien qu’il permette d’évaluer à posteriori l’évolution de la cohésion au cours du temps entre les 5 périodes, il ne permet pas d’estimer la cohésion du groupe au fur et à mesure de l’interaction.

En ce qui concerne les architectures des ACIs, Kopp et al. [39] ont proposé un modèle théorique d’architecture agent exploitant les modules incrémentaux décrits par [68] pour la gestion des interactions en temps réel. Aucune étude n’a tenté d’intégrer la dimension incrémentale dans une architecture agent complète. Les architectures qui permettraient l’intégration de modèles incrémentaux sont dites **modulaires**, c’est à dire conçues de sorte à rendre indépendantes les fonctions élémentaires qui y sont intégrées pour qu’elles puissent être réalisées séparément ou en parallèle [10, 28, 69]. Elles n’ont cependant pas été élaborées spécifiquement pour l’intégration de modules incrémentaux ou l’utilisation d’unités incrémentales pour véhiculer de l’information.

4.2 Axes d’investigation pour l’intégration de l’aspect “temps réel”

La dimension “temps réel” est essentielle pour détecter les états et événements émergeant pendant une interaction de groupe. À notre connaissance, seul Maman [49] a pris en compte l’aspect dynamique de la cohésion pour la création de son modèle informatique d’évaluation qui ne permet cependant pas de rendre compte de l’évolution de la cohésion en temps réel.

Les futurs travaux devraient travailler à l’élaboration d’un modèle informatique d’évaluation de la cohésion opérationnel en temps réel. Concernant les données d’entrées, celui-ci doit pouvoir intégrer des segments de données de taille variable (en terme de durée et de quantité d’informations présentes) pour répondre à la contrainte d’une quantité d’information minimale à fournir pour

obtenir une prédiction. Cela permettrait l'évaluation de la cohésion et de l'impact des comportements cohésifs des ACIs à n'importe quel moment, sous réserve d'accepter une prédiction de précision variable selon la quantité de données fournies. L'utilisation d'unités incrémentales de taille adaptative serait pour cela une approche intéressante.

Au niveau des prédictions du modèle, celui-ci devrait estimer la cohésion sur plusieurs échelles de temps, allant du court terme, pour la détection d'événements clés provoquant une rupture de la cohésion du groupe, au long terme, pour la caractérisation des variations de la cohésion sur une période d'interaction de plusieurs minutes afin d'illustrer l'émergence et l'évolution du phénomène.

Un autre aspect, relatif au transfert d'informations entre les modules, concerne la caractérisation et l'utilisation de fenêtres de temps spécifiques à chaque modalité d'intérêt afin d'apporter aux modules un maximum d'informations à tout instant pour estimer la cohésion. En effet, les interactions impliquent des signaux multimodaux qui se déroulent sur des intervalles de temps différents : le nombre de hochements de tête peut être évalué sur une période de quelques millisecondes alors que le nombre de changements de tours de parole s'évalue à l'échelle des secondes ou minutes [17]. Il s'agit donc de concevoir des modules opérationnels en temps réel mais aussi une architecture qui sache gérer des unités incrémentales de taille adaptative en les alignant temporellement autour d'un événement d'intérêt ou de façon périodique.

L'intégration de **concepts incrémentaux** dans les architectures modulaires existantes [10, 28, 69], semble encore une fois se présenter comme une solution pour permettre aux ACIs d'interagir avec le groupe en temps réel.

Les travaux de Kopp [39] démontrent que des modules et architectures incrémentales permettraient aux ACIs d'améliorer leurs prédictions et décisions en cours d'exécution en les affinant avec le temps, d'anticiper et prévoir les réponses attendues par l'interlocuteur (et ainsi diminuer le temps de latence pour générer une réponse) mais aussi de réaliser plusieurs tâches en parallèle, même si elles impliquent des granularités temporelles différentes [39, 46].

Amélioration des interactions. D'après les études passées, une meilleure cohésion de groupe semble pouvoir influencer la performance du groupe vis à vis d'une tâche à accomplir mais aussi toute une dimension émotionnelle englobant la satisfaction du groupe, l'engagement des membres envers le groupe, leur volonté et fierté d'appartenance à celui-ci, leur motivation à renforcer les liens interpersonnels, etc. [5, 9, 76, 85].

Aucune étude n'a été menée pour caractériser les conséquences positives de la cohésion dans les groupes hybrides. En effet, ceci implique, au préalable, de déterminer si l'émergence de la cohésion existe effectivement dans ces groupes et le type de comportements qui peuvent alors la renforcer. Travailler sur les axes d'amélioration (création de jeux de données avec des groupes hybrides, création de modèles computationnels d'évaluation de la cohésion) mentionnés dans cet article permettrait de disposer d'un ensemble d'outils pour investiguer dans quelle mesure les ACIs peuvent influencer la cohésion d'un groupe en cours d'interaction et de quelle manière ils pourraient s'y prendre.

5 CONCLUSION

Cet article propose un état de l'art sur la cohésion de groupe et l'exploitation de ce concept pour les interactions de groupes hybrides. Il souligne l'importance de ce phénomène émergent pour l'amélioration des interactions et présente ainsi les travaux et outils développés pour améliorer les capacités des ACIs à percevoir et influencer en temps réel la cohésion dans les groupes hybrides.

De nombreux modèles de cohésion de groupe ont été utilisés pour la caractérisation de la dynamique de groupes humains, mais très peu dans le contexte d'interaction humains-agents. Parmi les limites qui expliquent ce constat, l'une d'entre elles concerne les modèles théoriques de cohésion qui restent difficilement utilisables en contexte expérimental, une autre, le manque de questionnaires valides pour l'évaluation de la cohésion par un observateur externe, et une troisième fait référence à la difficulté d'élaborer des modèles d'apprentissage machine robustes et généralisables du fait du nombre limité de jeux de données existants pour l'étude de la cohésion et de leur hétérogénéité vis à vis des modalités annotées et annotations de la cohésion. En outre, la dimension temporelle, pourtant essentielle dans le contexte de l'étude d'un phénomène émergent, n'a quasiment jamais été investiguée.

Les rares modèles pour la perception et traitement de l'information pour l'estimation de la cohésion sont spécifiques au contexte déterminé par le jeu de données d'entraînement et ne prennent pas en compte l'aspect émergent de la cohésion. Il n'existe aucun modèle pour la sélection et génération de comportements en faveur de la cohésion dans un groupe hybride.

Plusieurs contributions permettraient d'améliorer la cohésion dans les interactions de groupe. Une première étape consisterait à établir un cadre de travail de référence complet, proposant un modèle théorique de cohésion expérimentalement exploitable, une méthode d'évaluation claire indiquant tous les outils nécessaires à la caractérisation de chaque dimension et niveau de cohésion au cours de l'interaction et enfin des informations relatives aux fenêtres temporelles et niveaux d'annotations adaptés pour les modalités associées à la cohésion.

Un tel cadre permettrait alors d'uniformiser les annotations des jeux de données existants afin qu'ils puissent être exploités pour la création de modèles informatiques généralisables. Ceux-ci prendraient en compte les caractéristiques essentielles de la cohésion de sorte à intégrer les modalités et mesures nécessaires à l'estimation de la cohésion et/ou la génération de comportements cohésifs en temps réel sur plusieurs niveaux d'évaluation de la cohésion. De plus, il est nécessaire de développer des architectures agent permettant la gestion de la multimodalité, l'alignement de données, la coordination de multiples modules d'interactions et l'intégration du temps réel en utilisant les concepts incrémentaux présentés dans les modèles théoriques de la littérature.

Les futures recherches doivent donc en priorité se pencher sur les différentes ressources théoriques et techniques exploitables pour l'étude de l'émergence de la cohésion dans les groupes hybrides et pour l'intégration de la dimension temporelle dans les modèles et architectures d'ACIs, afin d'élaborer des ACIs capables d'estimer en temps réel la cohésion du groupe, de sélectionner ou changer de comportement à tout instant pour s'adapter au contexte et d'interagir avec une très faible latence.

RÉFÉRENCES

- [1] Bales R. F. Cohen S. P. & Williamson S. A. 1979. *Symlog : a system for the multiple level observation of groups*. Free Press.
- [2] Anna M. H. Abrams and Astrid M. Rosenthal-von Der Pütten. 2020. I–C–E Framework : Concepts for Group Dynamics Research in Human–Robot Interaction : Revisiting Theory from Social Psychology on Ingroup Identification (I), Cohesion (C) and Entitativity (E). *International Journal of Social Robotics* 12, 6 (Dec. 2020), 1213–1229. <https://doi.org/10.1007/s12369-020-00642-z>
- [3] Bales. 1950. *Interaction Process Analysis; a Method for the Study of Small Groups*. Ph. D. Dissertation.
- [4] Reshmashree Bangalore Kantharaju. 2021. *Modelling Cohesive Behaviours for Virtual Agents in Multiparty Interactions*. Ph. D. Dissertation. <http://www.theses.fr/2021SORUS230> Thèse de doctorat dirigée par Pelachaud, Catherine Informatique Sorbonne université 2021.
- [5] Reshmashree Bangalore Kantharaju, Caroline Langlet, Mukesh Barange, Chloé Clavel, and Catherine Pelachaud. 2020. Multimodal Analysis of Cohesion in Multiparty Interactions. In *Proceedings of the Twelfth Language Resources and Evaluation Conference*, Nicoletta Calzolari, Frédéric Bèchet, Philippe Blache, Khalid Choukri, Christopher Cieri, Thierry Declerck, Sara Goggi, Hitoshi Isahara, Bente Maegaard, Joseph Mariani, Hélène Mazo, Asuncion Moreno, Jan Odijk, and Stelios Piperidis (Eds.). European Language Resources Association, Marseille, France, 498–507. <https://aclanthology.org/2020.lrec-1.63>
- [6] Timo Baumann and David Schlangen. 2012. The InproTK 2012 release. In *NAACL-HLT Workshop on Future directions and needs in the Spoken Dialog Community : Tools and Data (SDCTD 2012)*, Maxine Eskenazi, Alan Black, and David Traum (Eds.). Association for Computational Linguistics, Montréal, Canada, 29–32. <https://aclanthology.org/W12-1814>
- [7] Tobias Baur, Ionut Damian, Florian Lingensfelder, Johannes Wagner, and Elisabeth André. 2013. NovA : Automated Analysis of Nonverbal Signals in Social Interactions. In *Human Behavior Understanding*, David Hutchison, Takeo Kanade, Josef Kittler, Jon M. Kleinberg, Friedemann Mattern, John C. Mitchell, Moni Naor, Oscar Nierstrasz, C. Pandu Rangan, Bernhard Steffen, Madhu Sudan, Demetri Terzopoulos, Doug Tygar, Moshe Y. Vardi, Gerhard Weikum, Albert Ali Salah, Hayley Hung, Oya Aran, and Haticke Gunes (Eds.). Vol. 8212. Springer International Publishing, Cham, 160–171. https://doi.org/10.1007/978-3-319-02714-2_14
- [8] Tobias Baur, Alexander Heimerl, Florian Lingensfelder, Johannes Wagner, Michel F. Valstar, Björn Schuller, and Elisabeth André. 2020. eXplainable Cooperative Machine Learning with NOVA. *KI - Künstliche Intelligenz* 34, 2 (June 2020), 143–164. <https://doi.org/10.1007/s13218-020-00632-3>
- [9] Daniel Judson Beal, Robin R. Cohen, Michael J. Burke, and Christy L. McLendon. 2003. Cohesion and performance in groups : a meta-analytic clarification of construct relations. *The Journal of applied psychology* 88 6 (2003), 989–1004. <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:1342307>
- [10] Elisabetta Bevacqua, Ken Prepin, Radoslaw Niewiadomski, Etienne de Sevin, and Catherine Pelachaud. 2010. GRETA : Towards an Interactive Conversational Virtual Companion. 1–17. <https://doi.org/10.1075/nlp.8.20bev>
- [11] Beatrice Biancardi, Soumia Dermouche, and Catherine Pelachaud. 2021. Adaptation Mechanisms in Human–Agent Interaction : Effects on User’s Impressions and Engagement. *Frontiers in Computer Science* 3 (2021).
- [12] Beatrice Biancardi, Lou Maisonnave-Couterou, Pierrick Renault, Brian Ravenet, Maurizio Mancini, and Giovanna Varni. 2020. The WoNoWa Dataset : Investigating the Transactive Memory System in Small Group Interactions. In *Proceedings of the 2020 International Conference on Multimodal Interaction*. ACM, Virtual Event Netherlands, 528–537. <https://doi.org/10.1145/3382507.3418843>
- [13] Kenneth A. Bollen and Rick H. Hoyle. 1990. Perceived Cohesion : A Conceptual and Empirical Examination. *Social Forces* 69, 2 (1990), 479–504. <https://doi.org/10.2307/2579670> jstor:2579670
- [14] N. Campbell. 2008. Multimodal Processing of Discourse Information ; The Effect of Synchrony. In *2008 Second International Symposium on Universal Communication*. IEEE Computer Society, Los Alamitos, CA, USA, 12–15. <https://doi.org/10.1109/ISUC.2008.36>
- [15] & Brawley Carron, Widmeyer. 1985. Group Environment Questionnaire (GEQ). *APA PsycTests* (1985).
- [16] Albert V. Carron. 1982. Cohesiveness in Sport Groups : Interpretations and Considerations. *Journal of Sport Psychology* 4, 2 (1982), 123 – 138. <https://doi.org/10.1123/jsp.4.2.123>
- [17] Justine Cassell, Arthur Smith, and Tom Stocky. 2002. *Conveying Routes : Multimodal Generation and Spatial Intelligence In Embodied Conversational Agents*. Ph. D. Dissertation.
- [18] Filipa Correia, Samuel Mascarenhas, Rui Prada, Francisco S. Melo, and Ana Paiva. 2018. Group-Based Emotions in Teams of Humans and Robots. In *Proceedings of the 2018 ACM/IEEE International Conference on Human-Robot Interaction*. ACM, Chicago IL USA, 261–269. <https://doi.org/10.1145/3171221.3171252>
- [19] Iwan de Kok and Dirk Heylen. 2009. Multimodal End-of-Turn Prediction in Multi-Party Meetings. In *Proceedings of the 2009 International Conference on Multimodal Interfaces* (Cambridge, Massachusetts, USA) (ICMI-MLMI '09). Association for Computing Machinery, New York, NY, USA, 91–98. <https://doi.org/10.1145/1647314.1647332>
- [20] Alice Delbosco, Magalie Ochs, Nicolas Sabouret, Brian Ravenet, and Stéphane Ayache. 2023. Towards the Generation of Synchronized and Believable Non-Verbal Facial Behaviors of a Talking Virtual Agent. (Aug. 2023). <https://doi.org/10.1145/3610661.3616547>
- [21] Metehan Doynan, Arjan Schimmel, Pınar Baki, Kübra Ergin, Batkan Türkmen, Almıla Akdag Salah, Sander C. J. Bakkes, Heysem Kaya, Ronald Poppe, and Albert Ali Salah. 2021. MUMBAI : Multi-Person, Multimodal Board Game Affect and Interaction Analysis Dataset. *Journal on Multimodal User Interfaces* 15, 4 (Dec. 2021), 373–391. <https://doi.org/10.1007/s12193-021-00364-0>
- [22] Sheng Fang and Catherine Achard. 2018. Estimation of Cohesion with Feature Categorization on Small Scale Groups, WACAI 2018. (10 2018).
- [23] D.R. Forsyth. 1990. *Group Dynamics*. Brooks/Cole Publishing Company.
- [24] Konieczka Frey. 2010. *Group Identity*. (2010).
- [25] Sarah Gillet, Wouter van den Bos, and Iolanda Leite. 2020. A social robot mediator to foster collaboration and inclusion among children. <https://doi.org/10.15607/RSS.2020.XVI.103>
- [26] Ian Goodfellow, Yoshua Bengio, and Aaron Courville. 2016. *Deep Learning*. MIT Press.
- [27] Neal Crasileck Gross and William E. Martin. 1952. On Group Cohesiveness. *Amer. J. Sociology* 57 (1952), 546 – 564. <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:143995064>
- [28] Arno Hartholt, David Traum, Stacy C. Marsella, Ari Shapiro, Giota Stratou, Anton Leuski, Louis-Philippe Morency, and Jonathan Gratch. 2013. All Together Now : Introducing the Virtual Human Toolkit. In *13th International Conference on Intelligent Virtual Agents* (2013-08-01). Edinburgh, UK. <http://ict.usc.edu/pubs/All%20Together%20Now.pdf>
- [29] Hayley Hung and Daniel Gatica-Perez. 2010. Estimating Cohesion in Small Groups Using Audio-Visual Nonverbal Behavior. *Multimedia, IEEE Transactions on* 12 (11 2010), 563 – 575. <https://doi.org/10.1109/TMM.2010.2055233>
- [30] Dinesh Jayagopi, Samira Sheikhi, David Klotz, Johannes Wienke, Jean-Marc Odobez, Sebastian Wrede, Vasil Khalidov, Laurent Nguyen, Britta Wrede, and Daniel Gatica-Perez. 2012. The Vernissage Corpus : A Multimodal Human-Robot-Interaction Dataset. (Jan. 2012).
- [31] Mathieu Jégou. 2016. *Coordination Des Tours de Parole Par Le Couplage Senseur-moteur Continu Entre Utilisateurs et Agents*. These de Doctorat. Brest.
- [32] Mathieu Jégou, Céline Clavel, Nicolas Sabouret, and Jean-Claude Martin. 2018. EmoTurn : modèle pour la gestion des tours de parole d’un agent conversationnel animé dirigé par les tendances à l’action. (2018).
- [33] Natasa Jovanovic and Riëks op den Akker. 2004. Towards Automatic Addressee Identification in Multi-party Dialogues. In *Proceedings of the 5th SIGDial Workshop on Discourse and Dialogue at HLT-NAACL 2004*. Association for Computational Linguistics, Cambridge, Massachusetts, USA, 89–92. <https://aclanthology.org/W04-2317>
- [34] Malte F. Jung, Nikolas Martelaro, and Pamela J. Hinds. 2015. Using Robots to Moderate Team Conflict : The Case of Repairing Violations. In *Proceedings of the Tenth Annual ACM/IEEE International Conference on Human-Robot Interaction*. ACM, Portland Oregon USA, 229–236. <https://doi.org/10.1145/2696454.2696460>
- [35] Reshmashree B. Kantharaju and Catherine Pelachaud. 2021. Social Signals of Cohesion in Multi-party Interactions. In *Proceedings of the 21st ACM International Conference on Intelligent Virtual Agents* (Virtual Event, Japan) (IVA '21). Association for Computing Machinery, New York, NY, USA, 9–16. <https://doi.org/10.1145/3472306.3478362>
- [36] Marguerite Keller. 1952. *The Milbank Memorial Fund Quarterly* 30, 4 (1952), 384–387. <http://www.jstor.org/stable/3348388>
- [37] Gerard Kempen and Edward Hoenkamp. 1982. Incremental Sentence Generation : Implications for the Structure of a Syntactic Processor. In *Coling 1982 : Proceedings of the Ninth International Conference on Computational Linguistics*. <https://aclanthology.org/C82-1024>
- [38] Gerard Kempen and Eduard Hoenkamp. 1987. An Incremental Procedural Grammar for Sentence Formulation. *Cogn. Sci.* 11 (1987), 201–258. <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:16521729>
- [39] Stefan Kopp, Herwin Welbergen, Ramin Yaghoubzadeh Torkey, and Hendrik Buschmeier. 2013. An Architecture for Fluid Real-time Conversational Agents : Integrating Incremental Output Generation and Input Processing. *Journal on Multimodal User Interfaces* 8 (11 2013). <https://doi.org/10.1007/s12193-013-0130-3>
- [40] Steve Kozlowski and Katherine Klein. 2000. A Multilevel Approach to Theory and Research in Organizations : Contextual, Temporal, and Emergent Processes. In *Multi-Level Theory, Research, and Methods in Organizations : Foundations, Extensions, and New Directions*. 3–90.
- [41] Shan G. Lakhmani, Catherine Neubauer, Andrea Krausman, Sean M. Fitzhugh, Samantha K. Berg, Julia L. Wright, Ericka Rovira, Jordan J. Blackman, and Kristin E. Schaefer. 2022. Cohesion in Human–Autonomy Teams : An Approach for Future Research. *Theoretical Issues in Ergonomics Science* 23, 6 (Nov. 2022), 687–724. <https://doi.org/10.1080/1463922X.2022.2033876>
- [42] Jessica Lakin, Valerie Jefferis, Clara Cheng, and Tanya Chartrand. 2003. The Chameleon Effect as Social Glue : Evidence for the Evolutionary Significance of Nonconscious Mimicry. *Journal of Nonverbal Behavior* 27 (09 2003). <https://doi.org/10.1145/1647314.1647332>

- //doi.org/10.1023/A:1025389814290
- [43] Séverin Lemaignan, Charlotte E. R. Edmunds, Emmanuel Senft, and Tony Belpaeme. 2018. The PInSoRo Dataset : Supporting the Data-Driven Study of Child-Child and Child-Robot Social Dynamics. *PLOS ONE* 13, 10 (Oct. 2018), e0205999. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0205999>
- [44] Stephen Levinson and Francisco Torreira. 2015. Timing in turn-taking and its implications for processing models of language. *Frontiers in Psychology* 6 (07 2015). <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2015.00731>
- [45] Lewin. 1948. Resolving social conflicts. *New York : Harper and Row Publishers* (1948).
- [46] Birgit Lugrin, Catherine Pelachaud, and David Traum (Eds.). 2022. *The Handbook on Socially Interactive Agents : 20 Years of Research on Embodied Conversational Agents, Intelligent Virtual Agents, and Social Robotics Volume 2 : Interactivity, Platforms, Application* (1 ed.). Vol. 48. Association for Computing Machinery, New York, NY, USA.
- [47] Usman Malik, Mukesh Barange, Julien Saunier, and Alexandre Pauchet. 2021. A novel focus encoding scheme for addressee detection in multiparty interaction using machine learning algorithms. *Journal on Multimodal User Interfaces* 15, 2 (2021), 175–188.
- [48] Usman Malik, Julien Saunier, Kotaro Funakoshi, and Alexandre Pauchet. 2020. Who Speaks Next? Turn Change and Next Speaker Prediction in Multimodal Multiparty Interaction. In *2020 IEEE 32nd International Conference on Tools with Artificial Intelligence (ICTAI)*. IEEE, Baltimore, MD, USA, 349–354. <https://doi.org/10.1109/ICTAI50040.2020.00062>
- [49] Lucien Maman. 2022. *Automated analysis of cohesion in small groups interactions*. Ph.D. Dissertation. <http://www.theses.fr/2022PPAT030> Thèse de doctorat dirigée par Likforman-Sulem, Laurence et Varni, Giovanna Informatique Institut polytechnique de Paris 2022.
- [50] Lucien Maman, Eleonora Ceccaldi, Nale Lehmann-Willenbrock, Laurence Likforman-Sulem, Mohamed Chetouani, Gualtiero Volpe, and Giovanna Varni. 2020. GAME-ON : A Multimodal Dataset for Cohesion and Group Analysis. *IEEE Access* 8 (2020), 124185–124203. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3005719>
- [51] Michelle Marks, John Mathieu, and Stephen Zaccaro. 2001. A Temporally Based Framework and Taxonomy of Team Processes. *The Academy of Management Review* 26 (July 2001), 356. <https://doi.org/10.2307/259182>
- [52] Yoichi Matsuyama, Iwao Akiba, Shinya Fujie, and Tetsunori Kobayashi. 2015. Four-participant group conversation : A facilitation robot controlling engagement density as the fourth participant. *Computer Speech and Language* 33, 1 (Sept. 2015), 1–24. <https://doi.org/10.1016/j.csl.2014.12.001> Publisher Copyright : © 2015 Elsevier Ltd. All rights reserved..
- [53] Iain Mccowan, J Carletta, Wessel Kraaij, Simone Ashby, S Bourban, M Flynn, M Guillemot, Thomas Hain, J Kadlec, V Karaiskos, M Kronenthal, Guillaume Lathoud, Mike Lincoln, Agnes Lisowska Masson, Wilfried Post, Dennis Reidsma, and P Wellner. 2005. The AMI meeting corpus. *Int'l. Conf. on Methods and Techniques in Behavioral Research* (01 2005).
- [54] Gregory Mills. 2013. Dialogue in joint activity : Complementarity, convergence and conventionalization. *New Ideas in Psychology* 32 (04 2013), 1–16. <https://doi.org/10.1016/j.newideapsych.2013.03.006>
- [55] Bilge Mutlu, Toshiyuki Shiwa, Takayuki Kanda, Hiroshi Ishiguro, and Norihiro Hagita. 2009. Footing in human-robot conversations : How robots might shape participant roles using gaze cues. 61–68. <https://doi.org/10.1145/1514095.1514109>
- [56] Marjolein Nanninga, Yanxia Zhang, Nale Lehmann-Willenbrock, Zoltán Szlavik, and Hayley Hung. 2017. Estimating verbal expressions of task and social cohesion in meetings by quantifying paralinguistic mimicry. 206–215. <https://doi.org/10.1145/3136755.3136811>
- [57] Isabel Neto, Filipa Correia, Filipa Rocha, Patricia Piedade, Ana Paiva, and Hugo Nicolau. 2023. The Robot Made Us Hear Each Other : Fostering Inclusive Conversations among Mixed-Visual Ability Children. In *Proceedings of the 2023 ACM/IEEE International Conference on Human-Robot Interaction*. ACM, Stockholm Sweden, 13–23. <https://doi.org/10.1145/3568162.3576997>
- [58] Catharine Oertel, Kenneth A. Funes Mora, Samira Sheikhi, Jean-Marc Odohez, and Joakim Gustafson. 2014. Who Will Get the Grant? : A Multimodal Corpus for the Analysis of Conversational Behaviours in Group Interviews. In *Proceedings of the 2014 Workshop on Understanding and Modeling Multiparty, Multimodal Interactions*. ACM, Istanbul Turkey, 27–32. <https://doi.org/10.1145/2666242.2666251>
- [59] Mikalacki A. & University of Western Ontario School of Business Administration. 1969. *Group cohesion reconsidered : a study of blue collar work groups*.
- [60] Raquel Oliveira, Patricia Arriaga, Patricia Alves-Oliveira, Filipa Correia, Sofia Petisca, and Ana Paiva. 2018. Friends or Foes? Socioemotional Support and Gaze Behaviors in Mixed Groups of Humans and Robots. In *Proceedings of the 2018 ACM/IEEE International Conference on Human-Robot Interaction* (Chicago, IL, USA) (HRI '18). Association for Computing Machinery, New York, NY, USA, 279–288. <https://doi.org/10.1145/3171221.3171272>
- [61] Raquel Oliveira, Patricia Arriaga, Filipa Correia, and Ana Paiva. 2019. The Stereotype Content Model Applied to Human-Robot Interactions in Groups. <https://doi.org/10.1109/HRI.2019.8673171>
- [62] André Pereira, Rui Prada, and Ana Paiva. 2014. Improving Social Presence in Human-Agent Interaction. In *Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems* (Toronto, Ontario, Canada) (CHI '14). Association for Computing Machinery, New York, NY, USA, 1449–1458. <https://doi.org/10.1145/2556288.2557180>
- [63] Sandratra Rasendrasoa. 2023. Improving Multiparty Interactions through Individual and Group Related Emotional Feedbacks. (2023).
- [64] Sandratra Rasendrasoa. 2023. *Interactions Multimodales Multi-Parties En Communautés Mixtes*. These En Préparation. Normandie.
- [65] Brian Ravenet, Angelo Cafaro, Beatrice Biancardi, Magalie Ochs, and Catherine Pelachaud. 2015. Conversational Behavior Reflecting Interpersonal Attitudes in Small Group Interactions. 375–388. https://doi.org/10.1007/978-3-319-21996-7_41
- [66] Eduardo Salas, Rebecca Grossman, Ashley M. Hughes, and Chris W. Coultas. 2015. Measuring Team Cohesion : Observations from the Science. *Human Factors* 57, 3 (2015), 365–374. <https://doi.org/10.1177/0018720815578267> arXiv:<https://doi.org/10.1177/0018720815578267> PMID : 25875429.
- [67] Dairazalia Sanchez-Cortes, Oya Aran, and Daniel Gatica-Perez. [n. d.]. An Audio Visual Corpus for Emergent Leader Analysis. ([n. d.]).
- [68] David Schlangen and Gabriel Skantze. 2009. A General, Abstract Model of Incremental Dialogue Processing. In *Proceedings of the 12th Conference of the European Chapter of the ACL (EACL 2009)*, Alex Lascarides, Claire Gardent, and Joakim Nivre (Eds.). Association for Computational Linguistics, Athens, Greece, 710–718. <https://aclanthology.org/E09-1081>
- [69] Ovidiu Șerban and Alexandre Pauchet. 2013. AgentSlang : A Fast and Reliable Platform for Distributed Interactive Systems. In *2013 IEEE 9th International Conference on Intelligent Computer Communication and Processing (ICCP)*. 35–42. <https://doi.org/10.1109/ICCP.2013.6646077>
- [70] Jamie B. Severt and Armando X. Estrada. 2015. On the Function and Structure of Group Cohesion. In *Research on Managing Groups and Teams*, Eduardo Salas, William B. Vessey, and Armando X. Estrada (Eds.). Vol. 17. Emerald Group Publishing Limited, 3–24. <https://doi.org/10.1108/S1534-08562015000017002>
- [71] Ameneh Shamekhi. 2020. *Conversational Agents for Automated Group Meeting Facilitation : A Computational Framework for Facilitating Small Group Decision-Making Meetings*. Ph.D. Dissertation. Northeastern University. <https://doi.org/10.17760/D20382803>
- [72] Elaine Schaertl Short and Maja J. Mataric. 2017. Robot moderation of a collaborative game : Towards socially assistive robotics in group interactions. *2017 26th IEEE International Symposium on Robot and Human Interactive Communication (RO-MAN)* (2017), 385–390. <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:20494912>
- [73] Gabriel Skantze, Martin Johansson, and Jonas Beskow. 2015. Exploring Turn-Taking Cues in Multi-Party Human-Robot Discussions about Objects. In *Proceedings of the 2015 ACM on International Conference on Multimodal Interaction* (Seattle, Washington, USA) (ICMI '15). Association for Computing Machinery, New York, NY, USA, 67–74. <https://doi.org/10.1145/2818346.2820749>
- [74] Sarah Strohkorb Sebo, Margaret Traeger, Malte Jung, and Brian Scassellati. 2018. The Ripple Effects of Vulnerability : The Effects of a Robot's Vulnerable Behavior on Trust in Human-Robot Teams. In *Proceedings of the 2018 ACM/IEEE International Conference on Human-Robot Interaction (HRI '18)*. Association for Computing Machinery, New York, NY, USA, 178–186. <https://doi.org/10.1145/3171221.3171275>
- [75] Hamish Tennent, Solace Shen, and Malte Jung. 2019. Micbot : A Peripheral Robotic Object to Shape Conversational Dynamics and Team Performance. In *2019 14th ACM/IEEE International Conference on Human-Robot Interaction (HRI)*. IEEE, Daegu, Korea (South), 133–142. <https://doi.org/10.1109/HRI.2019.8673013>
- [76] R.W. Toseland and R.F. Rivas. 2001. *An Introduction to Group Work Practice*. Allyn and Bacon. <https://books.google.fr/books?id=INYMWixWd14C>
- [77] Margaret L. Traeger, Sarah Strohkorb Sebo, Malte Jung, Brian Scassellati, and Nicholas A. Christakis. 2020. Vulnerable Robots Positively Shape Human Conversational Dynamics in a Human-Robot Team. *Proceedings of the National Academy of Sciences* 117, 12 (March 2020), 6370–6375. <https://doi.org/10.1073/pnas.1910402117>
- [78] David R. Traum, Susan Robinson, and Jens Stephan. 2004. Evaluation of Multiparty Virtual Reality Dialogue Interaction. In *Proceedings of the Fourth International Conference on Language Resources and Evaluation (LREC'04)*, Maria Teresa Lino, Maria Francisca Xavier, Fátima Ferreira, Rute Costa, and Raquel Silva (Eds.). European Language Resources Association (ELRA), Lisbon, Portugal. <http://www.lrec-conf.org/proceedings/lrec2004/pdf/768.pdf>
- [79] Herwin van Welbergen, Ramin Yaghoobzadeh, and Stefan Kopp. 2014. AsapRealizer 2.0 : The Next Steps in Fluent Behavior Realization for ECAs. In *International Conference on Intelligent Virtual Agents*. <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:14636590>
- [80] Johannes Wagner, Florian Lingens, Tobias Baur, Ionut Damian, Felix Kistler, and Elisabeth Andre. 2013. The Social Signal Interpretation (SSI) Framework Multimodal Signal Processing and Recognition in Real-Time. In *Proceedings of the 21st ACM International Conference on Multimedia*. <https://doi.org/10.1145/2502081.2502223>

- [81] Fabian Walocha, Lucien Maman, Mohamed Chetouani, and Giovanna Varni. 2021. Modeling Dynamics of Task and Social Cohesion from the Group Perspective Using Nonverbal Motion Capture-Based Features. In *Companion Publication of the 2020 International Conference on Multimodal Interaction* (Virtual Event, Netherlands) (*ICMI '20 Companion*). Association for Computing Machinery, New York, NY, USA, 182–190. <https://doi.org/10.1145/3395035.3425963>
- [82] Thomas H. Weisswange, Hifza Javed, Manuel Dietrich, Tuan Vu Pham, Maria Teresa Parreira, Michael Sack, and Nawid Jamali. 2023. What Could a Social Mediator Robot Do? Lessons from Real-World Mediation Scenarios. arXiv:2306.17379 [cs.RO]
- [83] Tinakon Wongpakaran, Nahathai Wongpakaran, Rojarek Intachote-Sakamoto, and Theerarat Boripuntakul. 2013. The Group Cohesiveness Scale (GCS) for Psychiatric Inpatients : The Group Cohesiveness Scale (GCS) for Psychiatric Inpatients. *Perspectives in Psychiatric Care* 49, 1 (Jan. 2013), 58–64. <https://doi.org/10.1111/j.1744-6163.2012.00342.x>
- [84] Jieyeon Woo, Mireille Fares, Catherine Pelachaud, and Catherine Achard. 2023. AMII : Adaptive Multimodal Inter-personal and Intra-personal Model for Adapted Behavior Synthesis. arXiv:2305.11310 [cs, eess]
- [85] Stephen J. Zaccaro and M. Catherine McCoy. 1988. The Effects of Task and Interpersonal Cohesiveness on Performance of a Disjunctive Group Task1. *Journal of Applied Social Psychology* 18, 10 (1988), 837–851. <https://doi.org/10.1111/j.1559-1816.1988.tb01178.x> arXiv:<https://onlinelibrary.wiley.com/doi/pdf/10.1111/j.1559-1816.1988.tb01178.x>
- [86] Alex Wuqi Zhang, Ting-Han Lin, Xuan Zhao, and Sarah Sebo. 2023. Ice-Breaking Technology : Robots and Computers Can Foster Meaningful Connections between Strangers through In-Person Conversations. In *Proceedings of the 2023 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*. ACM, Hamburg Germany, 1–14. <https://doi.org/10.1145/3544548.3581135>