



HAL
open science

Analyse et recommandations pour le design des interactions humain-IA dans le cadre de l'Intelligence Ambiante

Kévin Delcourt, Sylvie Trouilhet, Jean-Paul Arcangeli, Françoise Adreit

► **To cite this version:**

Kévin Delcourt, Sylvie Trouilhet, Jean-Paul Arcangeli, Françoise Adreit. Analyse et recommandations pour le design des interactions humain-IA dans le cadre de l'Intelligence Ambiante. 6ème Journée Interaction Humain Machine et Intelligence Artificielle, Jun 2023, Paris, France. hal-04726790

HAL Id: hal-04726790

<https://hal.science/hal-04726790v1>

Submitted on 9 Oct 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 - NoDerivatives 4.0 International License

Analyse et recommandations pour le design des interactions humain-IA dans le cadre de l'Intelligence Ambiante

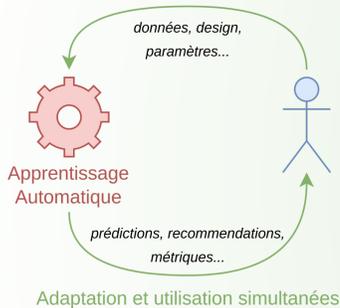
Kevin DELCOURT, Sylvie TROUILHET, Jean-Paul ARCANGELI, Françoise ADREIT

Kevin.Delcourt@irit.fr

Institut de Recherche en Informatique de Toulouse - Université de Toulouse - UT3 - UT2J

Contexte

Apprentissage Automatique Interactif (IMI) [1]

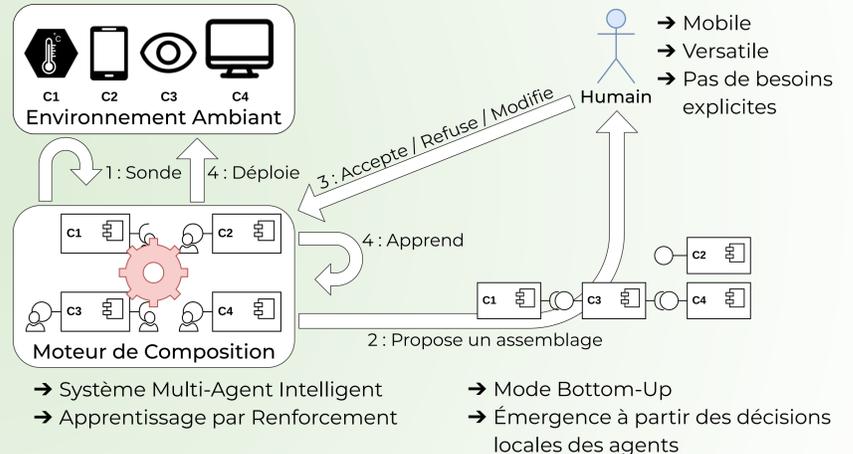


- Production de solutions personnalisées répondant aux besoins de l'utilisateur humain
- Utilisateurs sans connaissance en apprentissage automatique
- Données d'apprentissage issues de l'interaction avec l'humain dans la boucle
- Pas d'expert en IA
- Problématique de la dépendance à l'humain dans l'évaluation

Intelligence Ambiante (AmI) [2]

- Fournir un environnement physique et logiciel personnalisé
- S'adapter aux besoins et aux situations de l'utilisateur

Composition logicielle opportuniste [3]



- Système Multi-Agent Intelligent
- Apprentissage par Renforcement
- Mode Bottom-Up
- Émergence à partir des décisions locales des agents

Objectifs

- Définir des recommandations pour la prise en compte de l'humain dans l'AmI, en prenant comme cas d'application la composition opportuniste
- Améliorer l'expérience utilisateur, l'acceptabilité et la performance des systèmes d'AmI

Revue de la littérature

Quelles tâches pour l'humain ?

- Rendre accessibles les tâches relatives à l'apprentissage
Ex : fournir les données annotées et les labels à apprendre [4]
- Ou ne demander aucune tâche relative à l'apprentissage
Ex : choisir des articles à lire dans un système de recommandation [5]

Quelle charge de travail ?

- Charge minimale légère
Ex : uniquement demander à l'humain de pointer les erreurs de l'apprenant [6]

Quelles données pour l'apprenant ?

- Varier les canaux de données reçues pour un meilleur apprentissage [7]
- Ajouter des sources implicites d'informations
Ex : mouvement de la souris [8], détection de l'attention [9]

Comment assister l'humain dans la boucle ?

- Détection de patterns d'experts [10]
- Techniques de pré-visualisation [8]
- Peu d'assistance offerte dans les contributions étudiées

Human-AI eXperience Toolkit [11]

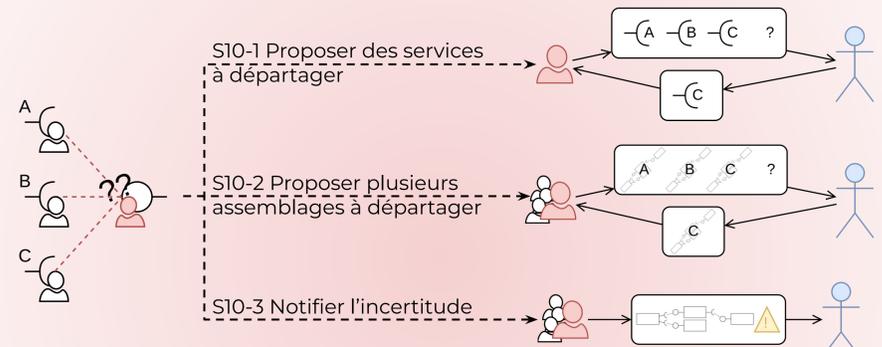
18 guidelines pour l'interaction Humain-IA Extensible (+ 2 guidelines créées pour cette étude)

- Initialement
 - ◆ G2 Clarifier à quel point le système peut faire ce qu'il peut faire
- Pendant l'interaction
 - ◆ G3 Rendre les services au bon moment
 - ◆ GB Fournir à l'utilisateur des résultats compréhensibles
 - ◆ G6 Atténuer les biais sociaux
- En cas d'erreur
 - ◆ G10 Lever les ambiguïtés en cas de doute
 - ◆ G11 Clarifier pourquoi le système a fait ce qu'il a fait
- Sur la durée
 - ◆ G13 Apprendre du comportement de l'utilisateur
 - ◆ G15 Encourager un feedback granulaire
 - ◆ G16 Informer des conséquences des actions de l'humain

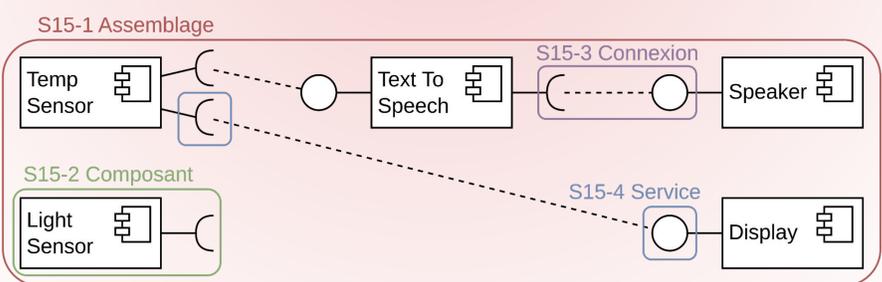
Résultats

Identification de 42 éléments de solution (extrait ci-dessous), en appliquant le toolkit et les éléments de la littérature à la composition opportuniste

- S2-2 Montrer quoi faire en cas d'erreur de l'apprentissage
- S3-2 Solliciter l'humain quand il est attentif [9]
- SB-1 Proposer des vues alternatives pour un assemblage [12]
- S10-1/2/3 Gérer l'incertitude selon différentes stratégies :



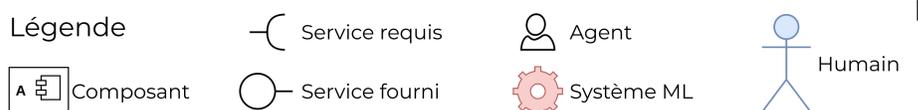
- S13-2 Estimer le taux d'erreurs de l'humain
- S15-1/2/3/4 Pouvoir donner du feedback selon différents niveaux de granularité :



- S16-2 Pré-visualiser les conséquences d'une action [8]

Travaux en cours

- Développement d'un prototype implémentant les différentes solutions identifiées
- Évaluation de l'impact sur l'expérience utilisateur, l'acceptabilité et la performance de la composition opportuniste



Références

[1] Falls, J. A., & Olsen Jr, D. R. (2003, January). Interactive machine learning. In *Proceedings of the 8th international conference on Intelligent user interfaces* (pp. 39-45).

[2] Dunne, R., Morris, T., & Harper, S. (2021). A survey of ambient intelligence. *ACM Computing Surveys (CSUR)*, 54(4), 1-27.

[3] Younes, W., Adreit, F., Trouilhet, S., & Arcangeli, J. P. (2020, September). Agent-mediated application emergence through reinforcement learning from user feedback. In *2020 IEEE International Conference on Enabling Technologies: Infrastructure for Collaborative Enterprises (WETICE)* (pp. 3-8). IEEE.

[4] Carney, M., Webster, B., Alvarado, I., Phillips, K., Howell, N., Griffith, J., ... & Chen, A. (2020, April). Teachable machine: Approachable Web-based tool for exploring machine learning classification. In *Extended abstracts of the 2020 CHI conference on human factors in computing systems* (pp. 1-8).

[5] Zheng, G., Zhang, F., Zheng, Z., Xiang, Y., Yuan, N. J., Xie, X., & Li, Z. (2018, April). DRN: A deep reinforcement learning framework for news recommendation. In *Proceedings of the 2018 world wide web conference* (pp. 167-176).

[6] Honeycutt, D., Nourani, M., & Ragan, E. (2020, October). Soliciting human-in-the-loop user feedback for interactive machine learning reduces user trust and impressions of model accuracy. In *Proceedings of the AAAI Conference on Human Computation and Crowdsourcing* (Vol. 8, pp. 63-72).

[7] Amershi, S., Cakmak, M., Knox, W. B., & Kulesza, T. (2014). Power to the people: The role of humans in interactive machine learning. *AI Magazine*, 35(4), 105-120.

[8] Schnabel, T., Amershi, S., Bennett, P. N., Bailey, P., & Joachims, T. (2020, July). The impact of more transparent interfaces on behavior in personalized recommendation. In *Proceedings of the 43rd International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval* (pp. 991-1000).

[9] Kessler Faulkner, T. A., & Thomaz, A. (2021, March). Interactive reinforcement learning from imperfect teachers. In *Companion of the 2021 ACM/IEEE International Conference on Human-Robot Interaction* (pp. 577-579).

[10] Wall, E., Ghorashi, S., & Ramos, G. (2019). Using expert patterns in assisted interactive machine learning: A study in machine teaching. In *Human-Computer Interaction-INTERACT 2019: 17th IFIP TC 13 International Conference, Paphos, Cyprus, September 2-6, 2019, Proceedings, Part III 17* (pp. 578-599). Springer International Publishing.

[11] Amershi, S., Weld, D., Vorvoreanu, M., Fournay, A., Nushi, B., Collisson, P., ... & Horvitz, E. (2019, May). Guidelines for human-AI interaction. In *Proceedings of the 2019 CHI conference on human factors in computing systems* (pp. 1-13).

[12] Trouilhet, S., Arcangeli, J. P., Bruel, J. M., & Koussaf, M. (2021). Model-Driven Engineering for End-Users in the Loop in Smart Ambient Systems. *Journal of Universal Computer Science*, 27(7), 755-773.