













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 Composition logicielle opportuniste [3] Apprentissage Automatique Interactif (IML) [1] → Mobile données, design, → Production de solutions personnalisées → Versatile paramètres.. répondant aux besoins de l'utilisateur humain → Pas de besoins → Utilisateurs sans connaissance en apprentissage explicites **Environnement Ambiant** automatique Données d'apprentissage issues de l'interaction 1: Sonde 4: Déploie avec l'humain dans la boucle Apprentissage Automatique → Pas d'expert en IA → Problématique de la dépendance à l'humain prédictions, recommendations, 4:Apprend dans l'évaluation métriques.. Adaptation et utilisation simultanées 2: Propose un assemblage Intelligence Ambiante (AmI) [2] Moteur de Composition → Système Multi-Agent Intelligent → Fournir un environnement physique et logiciel personnalisé → Mode Bottom-Up → S'adapter aux besoins et aux situations de l'utilisateur → Émergence à partir des décisions → Apprentissage par Renforcement

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-Al 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

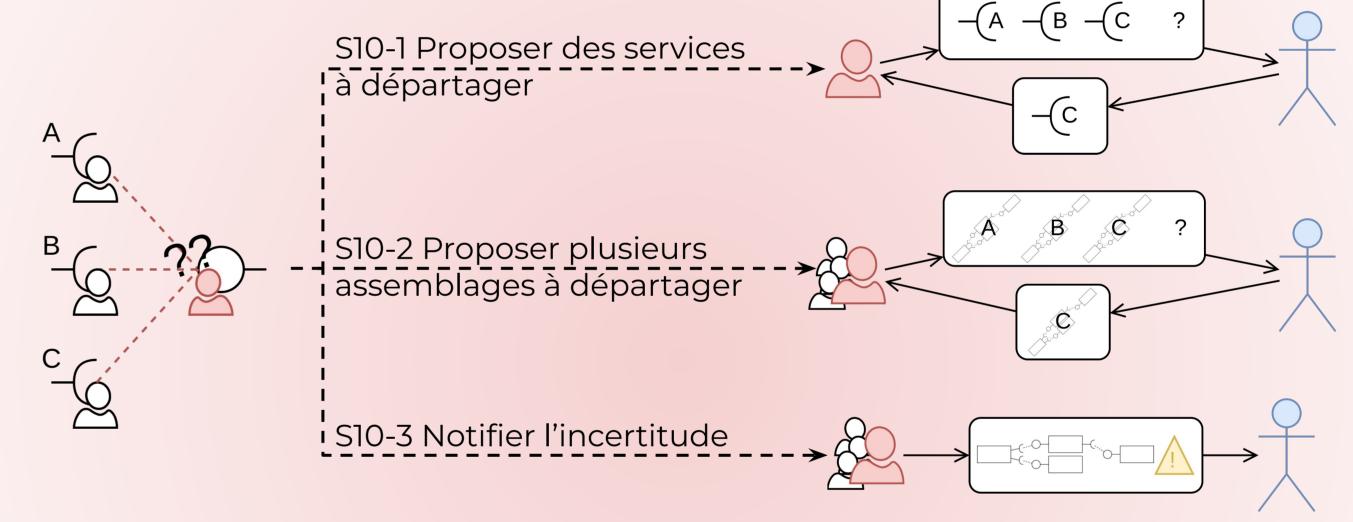
- ◆ G10 Lever les ambiguïtés en cas de doute
- G11 Clarifier pourquoi le système a fait ce qu'il a fait
- Sur la durée
 - ◆ G13 Apprendre du comportement de l'utilisateur
 - ◆ G15 Encourager un feedback granulaire
 - G16 Informer des conséquences des actions de l'humain

Résultats

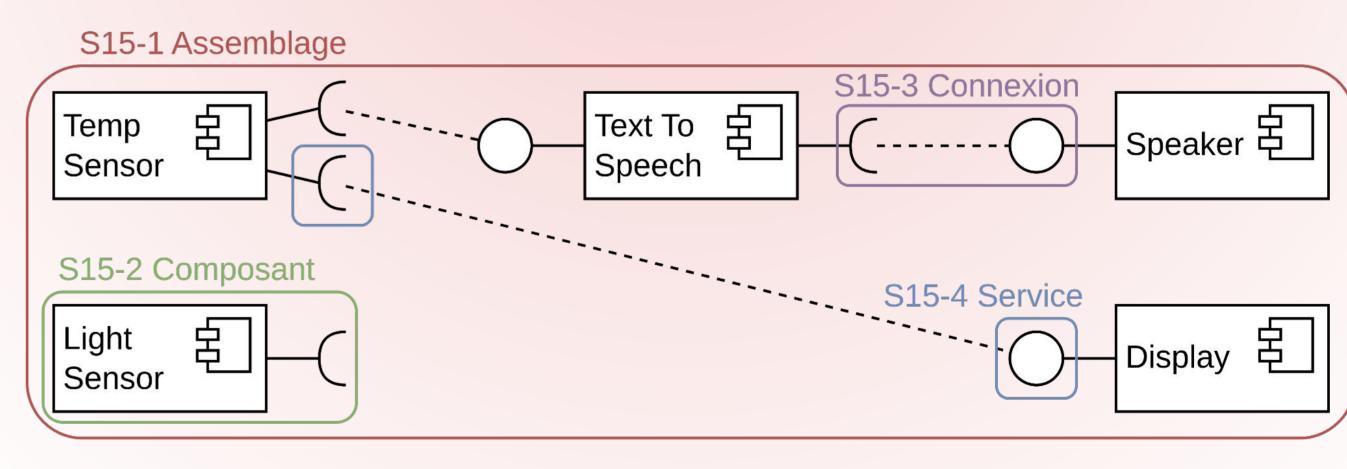
Identification de 42 éléments de solution (extrait ci-dessous), en appliquant le toolkit et les éléments de la littérature à la composition opportuniste

locales des agents

- → 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 :



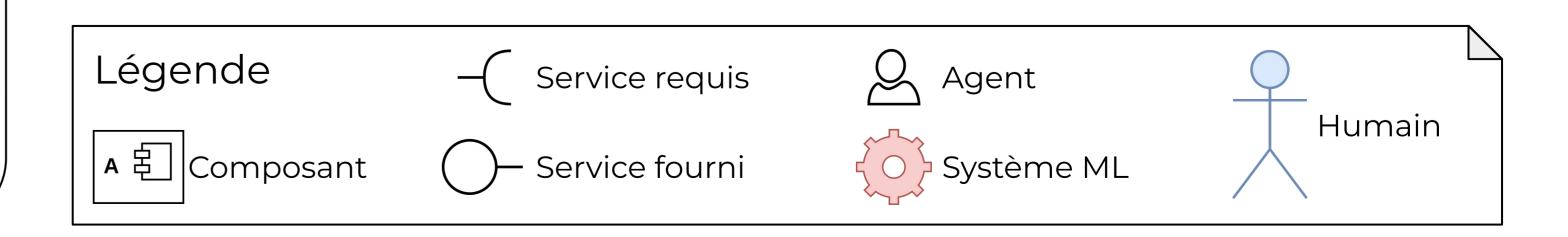
- → S13-2 Estimer le taux d'erreurs de l'humain
- → S15-1/2/3/4 Pouvoir donner du feedback selon différents niveaux de granularité :



→ 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] Fails, 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 29th 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.

[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 2020 world wide web-particles with a professor of the 2021 world wide web-particles with a professor of the 2021 and the 2021 world wide web-particles with a professor of the 2021 world wide web-particles.*

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 Dublishing

[11] Amershi, S., Weld, D., Vorvoreanu, M., Fourney, A., Nushi, B., Collisson, P., ... & Horvitz, E. (2019, May). Guidelines for human-Al 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., & Koussaifi, M. (2021). Model-Driven Engineering for End-Users in the Loop in Smart Ambient Systems. *Journal of Universal Computer Science*, 27(7), 755-773.