



جامعة محمد الخامس بالرباط
Université Mohammed V de Rabat

École Nationale Supérieure d'Informatique et d'Analyse des Systèmes
Centre d'Études Doctorales en Sciences des Technologies de l'Information et de l'Ingénieur

AVIS DE SOUTENANCE DE THÈSE DE DOCTORAT

Redwane NESMAOUI

Soutiendra publiquement sa thèse de Doctorat en Informatique

Le 25 Juillet 2026 à 10h00 au Grand Amphi à l'ENSIAS

Intitulé de la thèse

**Explainable Artificial Intelligence (XAI) for Decision-Making in
Graph-Based Recommendation Systems**

Président :

Pr. Abdellatif EL AFIA, PES, ENSIAS, Université Mohammed V de Rabat

Directeur de thèse :

Pr. Mohamed LAZAAR, PES, ENSIAS, Université Mohammed V de Rabat

Rapporteurs :

Pr. M'hamed AIT KBIR, PES, FST, Université Abdelmalek Essaadi, Tanger

Pr. Oussama MAHBOUB, PES, ENSA, Université Abdelmalek Essaadi, Tétouan

Pr. Noureddine KERZAZI, MCH, ENSIAS, Université Mohammed V de Rabat

Examineurs :

Pr. Hicham OMARA, MCH, FP Taza, Université Sidi Mohamed Ben Abdellah, Fès

Pr. Fatima OUZAYD, PES, ENSIAS, Université Mohammed V, Rabat

Pr. Yasser EL MADANI EL ALAMI, MCH, ENSIAS, Université Mohammed V, Rabat

Invité :

Pr. Yassine AFOUDI, MC, Faculté des Sciences, Université Cadi Ayyad, Marrakech



Résumé :

La dépendance croissante aux systèmes de décision automatisés soulève des préoccupations importantes concernant la transparence et la responsabilité des algorithmes d'intelligence artificielle. Les systèmes de recommandation, qui influencent les choix des utilisateurs dans le commerce électronique, le divertissement et les réseaux sociaux, sont particulièrement concernés. Cette thèse propose des cadres méthodologiques pour faire progresser l'Intelligence Artificielle Explicable (XAI) dans les systèmes de recommandation, en combinant les Réseaux de Neurones Graphiques (GNNs) et l'attribution fondée sur la théorie des jeux afin d'améliorer la transparence algorithmique et l'interprétabilité. La recherche commence par l'étude des approches classiques et des modèles d'apprentissage profond appliqués à la recommandation.

La première contribution introduit un système de recommandation de type LightGCN, qui modélise les relations utilisateur--objet sous forme de graphe et l'évalue comme un modèle de prédiction de liens face à des méthodes classiques de filtrage collaboratif.

La deuxième contribution propose un cadre de recommandation adaptatif fondé sur les valeurs de Shapley, issues de la théorie coopérative des jeux. Ces valeurs permettent de quantifier et d'interpréter la contribution des interactions historiques utilisateur-objet, tout en ajustant leur influence au moment de la génération des recommandations.

La troisième contribution étend ce travail à des architectures hyperboliques de GNN combinées à des explications basées sur les valeurs de Shapley, afin de mieux représenter les relations hiérarchiques dans les données de recommandation. Les expériences menées sur MovieLens et Amazon Product Reviews montrent des améliorations sur les métriques de classement par candidats échantillonnés ainsi que sur l'interprétabilité perçue par les utilisateurs, dans le cadre du protocole expérimental considéré.

Dans l'ensemble, cette thèse propose un cadre combinant apprentissage profond géométrique et explicabilité fondée sur la théorie des jeux pour développer des systèmes de recommandation transparents, précis et interprétables dans les conditions expérimentales étudiées.

Mots-clés:

Intelligence Artificielle Explicable (XAI), Systèmes de Recommandation, Réseaux de Neurones Graphiques (GNNs), Transparence Algorithmique, Attribution par Théorie des Jeux, Valeurs de Shapley, Plongements Hyperboliques, Interprétabilité, Apprentissage Adaptatif, IA de Confiance, Recommandation Hiérarchique.



Abstract:

The growing reliance on algorithmic decision-making has intensified concerns regarding the transparency and accountability of artificial intelligence systems. Recommender systems, which strongly influence user choices in domains such as e-commerce, entertainment, and social media, are particularly affected by these issues. This thesis proposes a series of frameworks that advance Explainable Artificial Intelligence (XAI) for recommender systems by integrating Graph Neural Networks (GNNs) with game-theoretic attribution methods to enhance algorithmic transparency and interpretability.

This thesis begins with a detailed exploration of traditional and deep learning-based recommendation approaches, establishing the theoretical foundations of explainability in machine learning. Building on this, the first contribution introduces a LightGCN-style graph neural recommender that captures user-item interactions through graph representations and is evaluated as a link-prediction model against classical collaborative-filtering baselines.

The second contribution presents an inference-time contribution-aware recommendation framework using Shapley values, derived from cooperative game theory, to quantify and interpret the contribution of historical user-item interactions. This approach provides transparent, human-understandable recommendation evidence and enables adaptive adjustment of interaction influence during recommendation generation.

The final contribution extends this work through hyperbolic GNN architectures combined with Shapley-value-based explanations to model hierarchical relationships within recommendation data. Experimental results on benchmark datasets, including MovieLens and Amazon Product Reviews, show improvements in the reported sampled-candidate ranking metrics and user-perceived interpretability compared with the baselines evaluated under the same protocol.

Overall, this thesis contributes a principled framework that combines geometric deep learning and game-theoretic explainability to promote transparent recommender systems capable of delivering accurate and interpretable outcomes under the experimental settings considered in this work.

Keywords:

Explainable Artificial Intelligence (XAI), Recommender Systems, Graph Neural Networks (GNNs), Algorithmic Transparency, Game-Theoretic Attribution, Shapley Values, Hyperbolic Embeddings, Interpretability, Adaptive Learning, Trustworthy AI, Hierarchical Recommendation