

RÉPUBLIQUE DE CÔTE D'IVOIRE

Union-Discipline-Travail

MINISTÈRE DE L'ENSEIGNEMENT SUPÉRIEUR ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE



Institut National Polytechnique

Félix HOUPHOUËT-BOIGNY



## THÈSE

Pour l'obtention du grade de

**DOCTEUR DE L'INSTITUT NATIONAL POLYTECHNIQUE FÉLIX HOUPHOUËT-BOIGNY**

Mention : **Sciences et Technologies**

Spécialité : **Informatique**

## **SUJET :**

**MODÉLISATION DES ÉMOTIONS DE L'APPRENANT  
POUR L'OPTIMISATION DE L'ÉTAPE  
D'APPRENTISSAGE DANS LES SYSTÈMES TUTORIELS  
INTELLIGENTS (STI)**

Présenté par : **ASSIELOU Kouamé Abel**

*Soutenue publiquement le 04 Novembre 2021 devant le jury composé de :*

M. ASSEU Olivier Pascal	Professeur Titulaire	INP-HB	Président
M. HATEM Ben Sta	Professeur Titulaire	U. Tunis El Manar	Rapporteur
M. AZOH François Joseph	Professeur Titulaire	ENS	Rapporteur
M. KONE Tiémoman	Maître de Recherche	UVCI	Examineur
M. HABA Cissé Théodore	Maître de Conférences	INP-HB	Directeur de thèse

# RÉSUMÉ

Apparus dans les années 1970, les Systèmes Tutoriels Intelligents (STI) ont pour but d’apporter un soutien efficace aux apprenants dans le processus d’apprentissage. Cependant, la majeure partie de STI existants ne tiennent pas compte aussi bien de l’état émotionnel de l’apprenant que de l’influence mutuelle que des apprenants, appartenant au même groupe de travail, peuvent avoir les uns sur les autres.

Dans la présente thèse, nous abordons le problème de la modélisation de l’apprenant et la prédiction des performances dans le cadre des STI. Notre objectif a été de proposer un cadre de modélisation socio-émotionnelle de l’apprenant basé sur la technique de Factorisation Matricielle. Pour cela, nous avons proposé d’abord un modèle dénommé *So-WMRMF* combinant à la fois les capacités cognitives des apprenants et les relations de groupe de travail. Ensuite, nous avons proposé une approche dénommée *Emo-WMRMF* s’appuyant sur la Théorie de Contrôle et de la valeur des émotions proposée par Reinhard Pekrun. Cette approche modélise l’impact des émotions suscitées en contexte d’apprentissage et permet de prédire les performances des apprenants en fonction de ces émotions. Enfin, nous avons proposé un algorithme unifié qui modélise à la fois les expériences cognitives, sociales et émotionnelles des apprenants.

Pour évaluer ces approches, nous avons utilisé deux ensembles de données. Le premier est la base “KDD Challenge 2010” qui est le résultat d’enregistrements d’interactions entre des étudiants et des STI. Le deuxième concerne les résultats d’une étude menée sur des apprenants du second cycle de l’enseignement général, inscrits en classe de Terminale, au Lycée Moderne Khalil (Daloa, Côte d’Ivoire).

Les résultats de la présente thèse ont montré que le choix des attributs tels que les relations de groupe de travail, l’état émotionnel et les capacités cognitives paraît pertinent pour valoriser et optimiser l’apprentissage dans les STI.

**Mots clés :** *Systèmes Tutoriels Intelligent, Système de Recommandation, prédiction des performances des apprenants, détection des émotions, Emotions d’accomplissement, Influence Mutuelle, Intelligence socio-émotionnelle, Factorisation Matricielle.*

# ABSTRACT

Introduced in the 1970s, Intelligent Tutoring System (ITS) aim to provide effective support to students in learning process. However, the majority of existing ITS do not take into account both the emotional state of students and the mutual influence that students in the same working group may have on each other.

In this thesis, we address problem of student modeling and performance prediction in the context of ITS. Our objective was to propose a framework for socio-emotional modeling of students based on the Matrix Factorization technique. To do this, we first proposed a model called So-WMRMF combining both the cognitive capacities of students and working group relationships. Next, we proposed an approach called Emo-WMRMF based on Reinhard Pekrun's control-value theory of achievement emotions. This approach models the impact of emotions aroused in learning context and makes it possible to predict students' performance based on these emotions. Finally, we have proposed an unified algorithm that models both the cognitive, social and emotional experiences of students.

To evaluate these approaches, we used two datasets. The first one is the "KDD Challenge 2010" dataset which is the result interactions' recordings between students and ITS. The second concerns the results of a study that we carried out on upper secondary students of general education, enrolled in class of Terminal at Lycée Moderne Khalil (Daloa, Côte d'Ivoire).

The results of this study have shown that the choice of information such as working group relationships, emotional state and cognitive abilities seems appropriate to enhance and optimize learning in ITS.

**Keywords** : *Intelligent Tutoring System, Recommendation System, Students performance prediction, Emotion's detection, Achievement emotions, Mutual Influence, Socio-emotional Intelligence, Matrix Factorization.*

# DÉDICACES

*A ma chère femme et mes chers enfants*

*A mes chers parents et mes sœurs*

*A ma famille chrétienne l'Épiphanie*

## REMERCIEMENTS

Le présent travail étant l'aboutissement d'un dur labeur et de beaucoup de sacrifices, je tiens avant tout propos, rendre grâce au Seigneur Jésus Christ pour le souffle de vie et la santé qu'il m'a accordé en me permettant de finir cette thèse de Doctorat.

Je tiens à remercier le Professeur HABA Cissé Théodore, qui m'a encadré tout au long de la thèse et qui m'a fait partager ses brillantes intuitions. Qu'il soit aussi remercié pour sa gentillesse, sa disponibilité permanente et pour les nombreux encouragements qu'il m'a prodigués.

J'exprime ma gratitude au Professeur OUMTANAGA Souleymane et au Professeur BABRI Michel, Directeur du Laboratoire de Recherche en Informatique et Télécommunication (LARIT), qui ont bien voulu mettre à la disposition des doctorants et Docteurs, un cadre idéal d'apprentissage et de partage d'expériences qu'est le LARIT.

Je tiens aussi à remercier le Professeur GOORE Bi Tra et le Professeur BROU Marcelin, qui m'ont accueilli pendant trois ans au sein du laboratoire LARIT. C'est grâce à eux que j'ai pu concilier avec bonheur, recherche théorique et appliquée pendant la thèse.

Le Docteur KADJO Tanon Lambert, m'a non seulement donné le goût de la Recherche, mais m'a aussi prodigué de nombreux conseils pour bien débiter et mener à accomplissement ma thèse. Qu'il en soit remercié.

Je tiens aussi à remercier le Docteur YAO Kouakou Daniel, Enseignant Chercheur à l'UJloG (Université Jean Lorougnon Guédé) de Daloa pour son implication et ses recommandations dans le domaine des Sciences Sociales et Humaines.

Un grand merci à tous les membres, Docteurs, Doctorants et Doctorantes du LARIT, qui ont répondu avec calme et patience aux questions quotidiennes dont je les accablais.

Je ne remercierai jamais assez AKROU Koffi (Proviseur du Lycée Moderne Khalil-Daloa), DIOMANDE Siaho Epse MOYA, KOUAME Kouakou Benoit et KOUAME Claude Pacôme dont les contributions et encouragements ne m'ont jamais fait défaut. Vos qualités humaines m'ont aussi beaucoup touché.

Enfin, je tiens à remercier tous les membres de ma petite famille, ma famille Biologique et ma famille Spirituelle, en particulier à mon épouse KADIO Assamelan Line Sandrine Epse ASSIELOU, pour leur présence, leur écoute, leur confiance en moi, leur prière et leur soutien constant qui m'ont assuré des bases solides me permettant de persévérer et de me surpasser au quotidien.

# TABLE DES MATIÈRES

<b>RÉSUMÉ.....</b>	<b>I</b>
<b>ABSTRACT.....</b>	<b>II</b>
<b>DÉDICACES.....</b>	<b>III</b>
<b>REMERCIEMENTS.....</b>	<b>IV</b>
<b>TABLE DES MATIÈRES .....</b>	<b>VI</b>
<b>LISTE DES FIGURES .....</b>	<b>X</b>
<b>LISTE DES TABLEAUX.....</b>	<b>XII</b>
<b>LISTE DES ABBRÉVIATIONS.....</b>	<b>XIII</b>
<b>INTRODUCTION GENERALE.....</b>	<b>1</b>
CONTEXTE .....	1
MOTIVATIONS.....	2
OBJECTIFS DE RECHERCHE.....	3
FINALITÉ DE LA THÈSE .....	5
ORGANISATION DU MANUSCRIT .....	5
<b>CHAPITRE 1 : SYSTEMES TUTORIELS INTELLIGENTS (STI).....</b>	<b>8</b>
1.1. INTRODUCTION.....	9
1.2. HISTORIQUE DES SYSTÈMES TUTORIELS INTELLIGENTS.....	9
1.3. INTÉRÊT D'UN STI .....	10
1.4. ARCHITECTURE CONCEPTUELLE CLASSIQUE D'UN STI .....	12
1.4.1. Modèle du domaine .....	14
1.4.2. Modèle pédagogique.....	14
1.4.3. Modèle de l'apprenant.....	15
1.4.4. Modèle de l'interface .....	15
1.5. ETUDE DE QUELQUES SYSTÈMES TUTORIELS INTELLIGENTS.....	16
1.5.1. GUIDON.....	16
1.5.2. FGA .....	17
1.5.3. SOPHIE .....	19
1.5.4. STI-Dico .....	20
1.5.5. MathSpring.....	21
1.5.6. Roman Tutor .....	23
1.6. PROBLÈMES RENCONTRÉS DANS LES SYSTÈMES TUTORIELS INTELLIGENTS .....	25
1.7. CONCLUSION .....	26
<b>CHAPITRE 2 : INFLUENCE SOCIALE ET INTELLIGENCE EMOTIONNELLE POUR LES SYSTEMES TUTORIELS INTELLIGENTS.....</b>	<b>27</b>
2.1. INTRODUCTION.....	28
2.2. SYSTÈMES DE RECOMMANDATIONS BASÉS SUR LES RELATIONS SOCIALES .....	28
2.2.1. Systèmes de recommandation basés sur les réseaux sociaux.....	29
2.2.2. Limites des Systèmes de recommandation basés sur les réseaux sociaux .....	32

2.2.3.	Relations de groupe de travail et apprentissage.....	34
2.3.	EMOTIONS ET STRATÉGIES ÉMOTIONNELLES DANS LES STI .....	35
2.3.1.	Définition de la notion d'émotion .....	36
2.3.2.	Terminologie.....	38
2.3.2.1.	Affect .....	38
2.3.2.2.	Sentiment.....	38
2.3.2.3.	Émotion.....	39
2.3.2.4.	Humeur .....	39
2.3.3.	Émotions de base de Paul Ekman .....	39
2.3.4.	Détection des émotions.....	41
2.3.4.1.	Auto-évaluation .....	41
2.3.4.2.	Juges externes .....	42
2.3.4.3.	Variables d'interaction .....	42
2.3.4.4.	Senseurs physiques .....	42
2.3.5.	Comparaison des différentes techniques de détection des émotions .....	42
2.3.6.	Emotions d'accomplissement.....	43
2.3.6.1.	Emotions et apprentissage .....	43
2.3.6.2.	Théorie du contrôle et de la valeur des émotions .....	44
2.3.6.3.	Questionnaire sur les Émotions d'Accomplissement (AEQ).....	45
2.3.7.	Intelligence Emotionnelle .....	46
2.4.	INTELLIGENCE SOCIO-ÉMOTIONNELLE ET RENDEMENT SCOLAIRE .....	47
2.5.	CONCLUSION .....	48
<b>CHAPITRE 3 : APPRENTISSAGE ET FACTORISATION MATRICIELLE POUR LA PREDICTION</b>		
<b>DES PERFORMANCES DES APPRENANTS.....</b>		<b>49</b>
3.1.	INTRODUCTION.....	50
3.2.	SYSTÈMES DE RECOMMANDATION ET FACTORISATION MATRICIELLE .....	50
3.2.1.	Systèmes de Recommandation .....	50
3.2.1.1.	Phase de collecte des informations .....	52
3.2.1.2.	Phase d'apprentissage .....	52
3.2.1.3.	Phase de prédiction/recommandation .....	52
3.2.2.	Techniques de filtrage des systèmes de recommandation.....	53
3.2.2.1.	Filtrage basé sur le contenu .....	53
3.2.2.2.	Filtrage collaboratif.....	55
3.2.2.3.	Techniques hybrides .....	61
3.2.3.	Factorisation Matricielle .....	62
3.2.3.1.	Factorisation Matricielle et réduction de dimension .....	63
3.2.3.2.	Formulation Mathématique de la Factorisation Matricielle .....	63
3.3.	FACTORISATION MATRICIELLE ET APPRENTISSAGE MACHINE .....	65
3.4.	FACTORISATION MATRICIELLE ET PRÉDICTION DES PERFORMANCES DES APPRENANTS.....	67
3.5.	QUELQUES APPROCHES DE FACTORISATION MATRICIELLE.....	68
3.5.1.	Approche de Factorisation Matricielle classique (FM) .....	69



3.5.2.	Approche de Factorisation Matricielle Multi-Relationnelle (MRMF).....	70
3.5.3.	Approche de Factorisation Matricielle Multi-Relationnelle Pondérée (WMRMF).....	71
3.5.4.	Comparaison des approches MF, MRMF et WMRMF.....	72
3.6.	MÉTHODES D'ÉVALUATION MATRICIELLE.....	72
3.6.1.	Choix des hyperparamètres du modèle.....	73
3.6.2.	Méthode d'évaluation.....	73
3.6.3.	Métriques d'évaluation des algorithmes de recommandation.....	75
3.6.3.1.	Erreur absolue MAE.....	75
3.6.3.2.	L'Erreur Quadratique Moyenne RMSE.....	76
3.6.3.3.	Comparaison des métriques RMSE et MAE.....	76
3.7.	ALGORITHMES POUR L'APPRENTISSAGE DES MODÈLES FC.....	77
3.7.1.	Descente de Gradient (GD).....	77
3.7.2.	Descente de gradient stochastique (SGD).....	77
3.7.3.	Alternance des moindres carrés (ALS).....	78
3.7.4.	Comparaison des techniques SGD, GD et ALS.....	79
3.8.	CONCLUSION.....	79
<b>CHAPITRE 4 : PROPOSITION D'UN MODÈLE MULTI-RELATIONNEL ET SOCIAL POUR LA PRÉDICTION DES PERFORMANCES.</b> .....		<b>81</b>
4.1.	INTRODUCTION.....	82
4.2.	PRÉDICTION DES PERFORMANCES, UN ÉTAT DE L'ART.....	83
4.3.	APPROCHE MULTI-RELATIONNELLE ET SOCIALE PROPOSÉE.....	85
4.3.1.	Formulation du problème.....	85
4.3.2.	Matrice de relation à effet d'influence sociale.....	86
4.3.3.	Approche de Factorisation Matricielle et Sociale (So-MF).....	89
4.3.4.	Approche de Factorisation Matricielle Multi-Relationnelle et Sociale (So-MRMF).....	90
4.3.5.	Approche de Factorisation Matricielle multi-relationnelle pondérée et sociale (So-WMRMF).....	91
4.3.6.	Phase d'apprentissage : proposition d'algorithme de mise à jour des paramètres.....	93
4.4.	ÉVALUATION DU MODÈLE PROPOSÉ.....	97
4.4.1.	Base d'apprentissage.....	97
4.4.2.	Evaluation.....	101
4.4.3.	Résultats.....	103
4.5.	CONCLUSION.....	106
<b>CHAPITRE 5 : APPROCHE MULTI-RELATIONNELLE ET EMOTIONNELLE POUR LA PRÉDICTION DES PERFORMANCES.</b> .....		<b>108</b>
5.1.	INTRODUCTION.....	109
5.2.	CONTEXTE ET MOTIVATION.....	109
5.3.	MÉTHODES ET ATTRIBUTS POUR LA PRÉDICTION DES PERFORMANCES DES APPRENANTS.....	111
5.4.	APPROCHE DE PRÉDICTION PROPOSÉE.....	113
5.4.1.	Formulation du problème.....	114
5.4.2.	Formulation de l'influence émotionnelle $\mathcal{E}_{si}$ .....	114
5.5.	ÉVALUATION DE L'APPROCHE PROPOSÉE.....	120

5.5.1. Participants et procédure.....	120
5.5.2. Résultats et discussion.....	120
5.6. CONCLUSION .....	125
<b>CHAPITRE 6 : APPROCHE UNIFIÉE INTÉGRANT LES ATTRIBUTS SOCIO-ÉMOTIONNELS</b>	
<b>DES APPRENANTS (SOEMO-WMRMF ) .....</b>	<b>126</b>
6.1. INTRODUCTION.....	127
6.2. APPROCHE SoEMO-WMRMF PROPOSÉE .....	128
6.2.1. Formulation du problème.....	128
6.2.2. Algorithme SoEmo-WMRMF.....	129
6.3. ÉVALUATION DE L'APPROCHE PROPOSÉE.....	132
6.3.1. Ensemble de données d'apprentissage .....	132
6.3.2. Evaluation .....	133
6.4. RÉSULTATS ET DISCUSSIONS.....	135
6.5. CONCLUSION .....	140
<b>CONCLUSION GÉNÉRALE .....</b>	<b>141</b>
CONTRIBUTIONS .....	141
TRAVAUX FUTURS.....	143
<b>LISTE DES PUBLICATIONS .....</b>	<b>145</b>
<b>BIBLIOGRAPHIE.....</b>	<b>I</b>
<b>ANNEXES.....</b>	<b>XVI</b>

## LISTE DES FIGURES

Figure 1 : Différents domaines couverts par les STI ([24] modifiée) .....	13
Figure 2 : Architecture conceptuelle classique d'un Système Tutoriel Intelligent [25].....	13
Figure 3 : Architecture globale de GUIDON ([36] modifiée) .....	17
Figure 4 : Architecture globale de FGA ([36] modifiée) .....	18
Figure 5 : Architecture globale du système SOPHIE ([36] modifiée) .....	19
Figure 6 : Architecture de STI-DICO [41].....	21
Figure 7 : Exemple de problème de Mathématique via le tuteur en ligne MathSpring .....	22
Figure 8 : Architecture Wayang Outpost/MathSpring [41].....	23
Figure 9 : Capture d'écran de la station spatiale internationale avec le système de télémanipulation de la station spatiale [42].....	24
Figure 10 : Architecture de Roman Tutor [43].....	24
Figure 11 : Processus de réaction d'un organisme face à un évènement significatif émotion [67].....	37
Figure 12 : Six expressions d'émotion de base (dans le sens des aiguilles d'une montre à partir du coin supérieur gauche: joie, tristesse, colère, peur, dégoût et surprise)[84].....	41
Figure 13 : Phases du processus de recommandation ([118] modifiée) .....	51
Figure 14 : Organisation des techniques de Filtrage de l'information dans les Système de Recommandation ([119] modifiée).....	53
Figure 15 : Processus de Filtrage Collaboratif .....	56
Figure 16 : Modèle de Factorisation Matricielle sous forme de réseau neuronal ([141] modifiée) .....	66
Figure 17 : Exemple de Factorisation Matricielle pour la relation « apprenant-effectue-tâche » .	69
Figure 18 : Exemple de Validation croisée à 4 Folds .....	74
Figure 19 : Diagramme entité-association pour la prédiction des performances de l'apprenant des modèles So-MRMF et So-WRMF .....	86
Figure 20 : Exemple de relations de confiance.....	87

Figure 21 : Modèle graphique de la technique de prédiction des performances avec influence sociale .....	88
Figure 22 : Un problème de géométrie du tuteur cognitif « Carnegie Learning » [187].....	99
Figure 23 : Scénarios simulés pour la formation des groupes de travail. ....	102
Figure 24 : Capture d'écran lors de l'évaluation de l'approche So-WMRMF sur la base "KDD Challenge 2010" .....	104
Figure 25 : Résultats RMSE sur l'ensemble de données "Algebra" en utilisant les deux scénarios So1 et So2.....	105
Figure 26 : Comparaison des résultats RMSE des modèles So2-MF, So2-MRMF et So2-WMRMF sur l'ensemble de données "Algebra".....	106
Figure 27 : Diagramme entité-association pour la prédiction des performances de l'apprenant	114
Figure 28 : Relation « Apprenant – Effectue – Tâche » .....	116
Figure 29 : Matrice (P) des performances et Matrice ( $\varepsilon$ ) des impacts émotionnels .....	116
Figure 30 : Exemple de calcul des éléments de ( $\varepsilon$ ) pour un apprenant $S_1$ à la réalisation de 5 tâches ( $I_1, \dots, I_5$ ) à l'aide d'un extrait de données recueillies par le questionnaire AEQ .....	122
Figure 31 : Résultats RMSE sur notre ensemble de données.....	124
Figure 32 : Résultats RMSE avec différentes valeurs d'itérations. ....	125
Figure 33 : Relations prises en compte dans l'approche SoEmo-WMRMF .....	128
Figure 34 : Répartition des apprenants par groupe de travail .....	133
Figure 35 : Capture d'écran de la fonction de calcul de l'erreur RMSE .....	134
Figure 36 : Capture d'écran lors de l'évaluation de l'approche SoEmo-WMRMF .....	134
Figure 37 : Comparaison des résultats RMSE des modèles WMRMF, So-WMRMF, Emo-WMRMF et SoEmo-WMRMF .....	136
Figure 38 : Effet des paramètres $K, \beta, \lambda, \lambda_r, \alpha_1, \alpha_6$ sur la performance du modèle SoEmo-WMRMF.....	138

## LISTE DES TABLEAUX

Tableau 1 : Comparaison des différentes approches de détection des émotions .....	43
Tableau 2 : Avantages et inconvénients des techniques de filtrage des SR .....	60
Tableau 3 : Extrait des données de la base Algebra, agrégées pour un apprenant[179] .....	97
Tableau 4 : Information of students, tasks and performances [180] .....	98
Tableau 5 : Paramètres d'optimisation : So-WMRMF .....	104
Tableau 6 : Description des variables du modèle $\varepsilon_{si}$ .....	115
Tableau 7 : Paramètres d'optimisation : Emo-WMRMF .....	123
Tableau 8 : Composition de groupes.....	132
Tableau 9 : Paramètres d'optimisation : SoEmo-WMRMF .....	135
Tableau 10 : Comparaison des différentes approches .....	137

## LISTE DES ABBRÉVIATIONS

<b>AEQ</b>	Achievement <b>E</b> motions <b>Q</b> uestionnaire
<b>AIED</b>	Artificial <b>I</b> ntelligence in <b>E</b> Ducation
<b>ALS</b>	Alternating Least Square
<b>CFA</b>	Correct First Attempt
<b>CS</b>	Cognitive Science
<b>EABC</b>	Environnement d'Apprentissage à Base de Connaissances
<b>EAO</b>	Enseignement Assisté par Ordinateur
<b>EIAH</b>	Environnement Informatique pour l'Apprentissage Humain
<b>EIAO</b>	Enseignement Intelligemment Assisté par Ordinateur
<b>Emo-MRMF</b>	Emotionnal Multi-Relational Matrix Factorization
<b>Emo-WMRMF</b>	Emotionnal Weighted Multi Relational Matrix Factorization
<b>FBC</b>	Filtrage Basé sur le Contenu
<b>FC</b>	Filtrage Collaboratif
<b>GD</b>	Gradient Descent
<b>IA</b>	Intelligence Artificielle
<b>IE</b>	Intelligence Emotionnelle
<b>ISE</b>	Intelligence Socio-Émotionnelle
<b>KC</b>	Knowledge Component

<b>KDD</b>	Knowledge Discovery and Data Mining
<b>kNN</b>	k-Nearest Neighbors
<b>KT</b>	Knowledge Tracing
<b>MF</b>	Matrix Factorization
<b>MRMF</b>	Multi-Relational Matrix Factorization
<b>MSE</b>	Mean-Squared Error
<b>PPA</b>	Prédiction des Performances des Apprenants
<b>RMSE</b>	Root Mean Square Error
<b>RNN</b>	Recurrent neural network
<b>SGD</b>	Stochastic Gradient Descent
<b>So-MRMF</b>	Social Multi-Relational Matrix Factorization
<b>So-WMRMF</b>	Social Weighted Multi-Relational Matrix Factorization
<b>So-MF</b>	Social Matrix Factorisation
<b>SR</b>	Système de Recommandation
<b>STI</b>	Système Tutoriel Intelligent
<b>SVM</b>	Support Vector Machine
<b>TrustMF</b>	Trust Matrix Factorization
<b>WMRMF</b>	Weighted Multi-Relational Matrix Factorization

# INTRODUCTION GENERALE

## Contexte

Le réseau Internet connaît une croissance exponentielle depuis quelques décennies avec pour corollaire, le développement tout aussi rapide du e-Commerce, du e-Learning, etc. De façon tout à fait particulière, le e-Learning connaît une évolution vertigineuse à mesure que les années passent. Ce procédé consistant à acquérir des savoirs par le biais de l'outil informatique prend racine dans les années 60 avec l'EAO (Enseignement Assisté par Ordinateur)[1, 2]. Cependant, l'absence de dynamisme dans les contenus des systèmes EAO représentait un sérieux handicap. Les limites de ces systèmes sont plus apparentes à deux niveaux : d'abord, le manque de diagnostic accompagnant les réponses de l'apprenant ; ensuite, l'absence de personnalisation de l'apprentissage. Dans cette perspective, il est difficile de comprendre les intentions de l'apprenant ainsi que ses difficultés rencontrées durant le processus d'apprentissage. Mais à la faveur de la conférence de Dartmouth en 1956, naît l'intelligence artificielle qui fait le lit d'une forme plus moderne d'enseignement dans les années 70 : EIAO (Enseignement Intelligemment Assisté par Ordinateur) ou encore Système Tutoriel Intelligent (STI)[3].

L'objectif de ces systèmes d'apprentissage informatisés, plus connus sous le vocable anglais ITS (Intelligent Tutoring System), est de suppléer l'expert pédagogue humain dans la quasi-totalité de ses gestes. En faisant usage des techniques d'intelligence artificielle à la limite des capacités d'un tuteur humain, ces systèmes ont la possibilité de générer un accompagnement personnalisé en fonction des aptitudes de chaque apprenant[4].

En clair, avec les STI, l'apprentissage devient plus aisé dans la mesure où ils offrent l'occasion d'avoir une saisie intéressante des différents processus en cours lors de l'apprentissage en vue de les analyser[5]. Ils sont désormais pleinement intégrés aux systèmes éducatifs des universités et des écoles[6].



## Motivations

L'apprenant, dans les STI, bénéficie d'une assistance conforme à son niveau, à ses besoins et à ses performances. Cette interaction entre le système et l'apprenant est rendue possible grâce au modèle de l'apprenant. Ce modèle constitue une composante clé des STI permettant de savoir le type de processus qui sera déclenché et le contenu à afficher dans la suite des échanges [7]. Les STI permettent aussi de faire des gains substantiels en palliant le déficit de ressources humaines. Ces systèmes sont capables de simuler l'intelligence humaine et d'apporter un soutien efficace aux apprenants en tenant compte de facteurs tels que la cognition et le style d'apprentissage. Cependant, la majeure partie de STI existants ne prennent pas en compte l'état émotionnel des apprenants, qui constitue également un facteur important dans le processus d'apprentissage. En effet, les recherches actuelles sur les systèmes d'apprentissage décrivent l'importance de prendre en compte non seulement les capacités cognitives mais aussi les capacités affectives des apprenants [5, 8]. L'émotion a un impact majeur sur le jugement et le raisonnement d'un individu [9]. Elle a aussi une influence sur les capacités cognitives telles que l'attention, la mémoire, la résolution de problèmes et la prise de décision[10]. Par exemple, un apprenant heureux obtient de meilleurs résultats que celui qui se trouve dans un état émotionnel malheureux. Il a également été observé que les apprenants extrêmement excités ont tendance à être négligents. De même, la colère, l'anxiété ou la tristesse entraînent, chez certains apprenants, une distraction[11]. Le soutien émotionnel se caractérise par l'empathie, la convivialité, l'encouragement, l'estime et la bienveillance, tandis que le soutien instrumental se caractérise par un soutien tangible, par exemple, lorsque les enseignants aident les apprenants à résoudre un problème ou à accomplir une tâche difficile[5]. Outre l'émotion, un facteur aussi important est l'influence mutuelle que les apprenants, appartenant au même groupe de travail, peuvent exercer les uns sur les autres. Le travail de groupe est une approche pédagogique moderne dans laquelle les apprenants apprennent mieux lorsqu'ils sont activement impliqués dans le processus d'apprentissage. Il a, par

ailleurs, des effets positifs sur les résultats scolaires des étudiants [12]. Ainsi, la pratique de l'enseignement dans les STI doit refléter notre compréhension actuelle du processus d'apprentissage marquée par le travail en équipe, et l'enseignement devrait tenir compte de l'état affectif et émotionnel des apprenants comme moyen de régulation de la motivation. Les tuteurs doivent prendre en compte les besoins socio-émotionnels des apprenants et adapter l'interaction pour avoir un impact positif sur leur rendement. Permettre la prise en compte de ces compétences dans les STI devrait contribuer à améliorer l'environnement d'apprentissage, l'attitude de l'apprenant face à l'apprentissage, et éventuellement l'apprentissage de manière générale.

## Objectifs de Recherche

Nos travaux de recherche visent à proposer un cadre de modélisation socio-émotionnelle de l'apprenant dans les Systèmes Tutoriels Intelligents. En d'autres termes, ces travaux visent à mettre l'accent sur l'intégration d'attributs socio-émotionnels dans les STI pour fournir une rétroaction et un soutien affectif aux apprenants. Cette orientation majeure se décline à travers les objectifs spécifiques suivants :

- **Modéliser l'influence mutuelle dans les relations de groupe de travail et évaluer son impact dans la prédiction des performances de l'apprenant** : notre premier objectif est de proposer une nouvelle méthode Multi-Relationnelle pour modéliser l'apprenant en utilisant différentes sources d'informations telles que les performances antérieures des apprenants, les compétences acquises par l'apprenant, les relations entre les tâches et les compétences, les relations de groupes de travail;

- **Proposer un cadre de modélisation des émotions d'accomplissement et évaluer leur impact dans la prédiction des performances de l'apprenant** : notre deuxième objectif est de modéliser l'impact des émotions qui sont suscitées en contexte d'apprentissage et de proposer un cadre d'intégration de ces émotions dans la prédiction des performances;

- **Modéliser de manière explicite les attributs socio-émotionnels** : notre troisième objectif est de proposer un cadre unifié qui permet de prédire les performances des apprenants en prenant en compte, non seulement les capacités cognitives mais aussi de l'impact d'attributs socio-émotionnels des apprenants.

Pour mettre en œuvre notre premier objectif, nous avons développé des modèles de Factorisation Matricielle dénommés *So-MRMF* et *So-WMRMF* qui combinent à la fois les capacités cognitives des apprenants et la puissance des relations de groupe pour résoudre des problèmes tels que le démarrage à froid rencontrés dans les systèmes de recommandation en général. À la différence des travaux menés par la plupart des auteurs de la littérature associée, dans notre approche, le vecteur caractéristique d'un apprenant est influencé par la moyenne pondérée des vecteurs caractéristiques de tous les amis du groupe de travail. Plus précisément, notre approche exploite le rendement de manière individuelle de chacun des apprenants d'un groupe de travail comme facteur d'influence mutuelle. Par ailleurs, cette approche permet de préserver les « facultés décisionnelles » de chaque apprenant du groupe.

Pour exécuter notre second objectif, nous nous sommes appuyés sur la théorie de contrôle et de la valeur des émotions proposée par Reinhard Pekrun [13]. Cette théorie fournit un cadre d'intégration pour analyser les antécédents et les effets des émotions vécues dans les réalisations en milieu académique appelées émotions d'accomplissement. Nous posons en hypothèse que la réalisation d'une tâche quelconque est toujours accompagnée d'une ou plusieurs émotions bien données. Ainsi, notre approche combine une Régression Linéaire Multiple (modélisant l'impact émotionnel) et un modèle de Factorisation Matricielle Multi-Relationnelle Pondérée pour tirer profit tant des facultés cognitives qu'émotionnelles des apprenants.

Pour réaliser notre troisième objectif, nous avons proposé un Algorithme unifié qui modélise à la fois l'expérience cognitive, l'expérience sociale et l'expérience émotionnelle des apprenants. Plus précisément, notre approche prend en compte cinq types de relations du domaine que sont : la relation entre les apprenants et les tâches, la relation entre les

apprenants et les compétences, la relation entre les tâches et les compétences, la relation entre les apprenants et les émotions liées à la réalisation des tâches.

## **Finalité de la thèse**

A termes, les résultats de la présente thèse permettront de :

- Maintenir la motivation et l'engagement des apprenants pendant l'utilisation des systèmes d'apprentissage intelligents STI ;
- Améliorer le rendement et l'efficacité des STI ;
- Améliorer les stratégies émotionnelles tout en permettant aux concepteurs d'adapter les stratégies pédagogiques utilisées dans les STI en fonction de plusieurs attributs tels que les relations de groupes de travail et les émotions ressenties par l'apprenant ;
- Mettre à disposition des chercheurs et industriels, un modèle permettant de faire une recommandation personnalisée du contenu pédagogique en fonction de l'état socio-émotionnel de l'apprenant.

## **Organisation du manuscrit**

Le manuscrit comprend 6 chapitres présentés comme suit :

Le chapitre 1 présente un cadre général relatif aux environnements intelligents d'apprentissage que sont les Systèmes Tutoriels Intelligents. Nous décrivons d'abord, un bref historique autour de ces systèmes d'apprentissage informatique. Ensuite, nous présentons les différentes composantes des STI et décrivons leurs rôles. Nous donnons enfin l'intérêt des STI et présentons quelques problèmes rencontrés dans ces systèmes.

Le chapitre 2 introduit les notions d'attributs clés utilisés dans la thèse pour favoriser l'amélioration suggérée dans notre objectif général que sont les relations de groupe de travail et l'état émotionnel des apprenants. Dans le cadre du premier attribut, nous présentons un état de l'art inhérent aux méthodes de recommandation/prédiction

d'éléments basées sur les relations de groupe pour les systèmes informatiques. Nous présentons, par ailleurs, les limites de ces approches de recommandation. Dans le cadre du deuxième attribut, nous passons en revue les concepts de base sur les émotions en général et les émotions d'accomplissement en particulier. Nous présentons une relation systématique entre les relations de groupes de travail et les émotions vécues lors des sections d'apprentissage, débouchant ainsi sur le domaine de l'intelligence socio-émotionnelle en vue de l'amélioration de l'apprentissage.

Le chapitre 3 est dédié à la présentation en général des différentes techniques de Filtrage Collaboratif et en particulier la technique de Factorisation Matricielle dans le domaine de l'apprentissage automatique. Nous présentons un état de l'art de cette dernière méthode et proposons quelques limites d'application de cette méthode dans le champ de la prédiction des performances. Nous présentons, par ailleurs, les différentes métriques d'évaluation matricielle pouvant être utilisées pour évaluer la pertinence de nos modèles proposées dans les chapitres suivants.

Les chapitres 4, 5 et 6 sont consacrés à nos différentes contributions. Ces chapitres sont présentés sous forme de trois articles de recherche.

Dans le chapitre 4, nous présentons une nouvelle approche de prédiction des performances de l'apprenant qui intègre non seulement les relations d'amitié telles que les relations de groupe de travail, mais aussi les valeurs d'influences mutuelles dans la méthode de Factorisation Matricielle Multi-Relationnelle Pondérée. Cette contribution s'appuie sur l'hypothèse que la prise en compte de l'effet d'influence mutuelle couplée aux différentes relations entre l'apprenant, les tâches et les compétences constituent un atout majeur pour améliorer les résultats des prédictions dans les STI. Ce chapitre introduit nos modèles de Factorisation Matricielle dénommés  $S\sigma$ -MRMF et  $S\sigma$ -WRRMF et propose, par ailleurs, un cadre d'évaluation de ces modèles en utilisant la méthode de Descente du Gradient Stochastique (voir section [3.7.2](#)).

Le chapitre 5 est consacré à notre approche de prédiction qui combine une Régression Linéaire Multiple (modélisant l'impact émotionnel) et un modèle de Factorisation Matricielle Multi-Relationnelle Pondérée pour tirer profit tant des facultés cognitives qu'émotionnelles des apprenants. Cette approche prend en compte non seulement les relations qui existent entre les apprenants, les tâches et les compétences mais aussi les émotions de ces derniers. Elle repose sur l'hypothèse qu'un apprenant peut ressentir non pas une émotion unique mais plutôt une combinaison de plusieurs émotions liées à l'activité d'apprentissage. Ce chapitre expose par ailleurs une évaluation de cette approche et fournit une étude comparative de nos résultats à ceux de l'état de l'art.

Le chapitre 6 propose une approche unifiée (dénommée *SoEmo-WMRMF*) qui exploite les performances du modèle *So-WMRMF* et celles du modèle *Emo-WMRMF* sous forme d'attributs socio-émotionnels pour affiner les résultats des prédictions. Ces attributs socio-émotionnels visent à doter notre approche d'une intelligence socio-émotionnelle susceptible de valoriser des capacités telles que la motivation, l'attention, l'engagement des apprenants dans l'utilisation des tuteurs intelligents d'apprentissage et améliorer ainsi l'étape d'apprentissage. Ce chapitre expose en outre un cadre d'évaluation de l'approche *SoEmo-WMRMF* et discute de l'effet des différents paramètres pris en compte par ce modèle sur les résultats des prédictions.

La dernière partie du manuscrit, en occurrence la conclusion, donne un résumé des différentes contributions de la présente thèse et propose quelques perspectives de recherches.

# CHAPITRE 1 : **SYSTEMES TUTORIELS INTELLIGENTS (STI)**

## Sommaire

---

1.1.	INTRODUCTION.....	9
1.2.	HISTORIQUE DES SYSTÈMES TUTORIELS INTELLIGENTS.....	9
1.3.	INTÉRÊT D'UN STI .....	10
1.4.	ARCHITECTURE CONCEPTUELLE CLASSIQUE D'UN STI .....	12
1.5.	ETUDE DE QUELQUES SYSTÈMES TUTORIELS INTELLIGENTS .....	16
1.6.	PROBLÈMES RENCONTRÉS DANS LES SYSTÈMES TUTORIELS INTELLIGENTS .....	25
1.7.	CONCLUSION .....	26

---

## 1.1. Introduction

La société des hommes évolue à un rythme effréné. Cet état de fait, contraint les citoyens à renforcer leurs capacités. De nouvelles compétences sont acquises au moyen de la formation[14]. Face à la croissance exponentielle des personnes, les ressources éducatives s'avèrent insuffisantes[15]. Ainsi, la nécessité de la mise en œuvre de systèmes, à même de pallier les insuffisances de ressources éducatives, se fait de plus en plus pressante. Une des approches pertinentes est l'implémentation des Systèmes Tutoriels Intelligents (STI). Les STI sont dédiés à l'acquisition des connaissances et au développement de compétences dans un domaine spécifique[16, 17]. Cependant, une contrainte majeure se pose : savoir adapter la formation à l'évolution des besoins de tout genre et des réactions des apprenants. En effet, si l'on veut mettre à disposition un système personnalisé et adapté, une meilleure appropriation des habitudes et des choix des apprenants s'impose. Dans la perspective de création d'un modèle adéquat et approprié d'un STI, il convient d'appriivoiser une typologie variée de comportements. L'objet du présent chapitre est donc de décrire les STI dans leur forces et faiblesses et de positionner les axes étudiés dans notre thèse.

Le chapitre présente une brève généralité des STI en proposant d'abord un historique de ces systèmes d'apprentissage ; ensuite, une description de l'intérêt des STI et des composantes et, enfin, les problèmes rencontrés dans ces systèmes.

## 1.2. Historique des Systèmes Tutoriels Intelligents

Les années 1970 marquent les premiers balbutiements des STI. Une large présentation des tous premiers systèmes a été faite par Wenger[7] en 1987. Avant l'avènement des STI, existaient déjà des systèmes EAO ou Enseignement Assisté par Ordinateur. Mais ceux-ci, quoique très conventionnels en son temps, étant conçus sur la base des principes de l'apprentissage par renforcement apparaissaient peu flexibles. Avec les systèmes EAO, le mode opératoire est prédéfini tandis que les STI offrent la possibilité



d'ajuster les interventions pédagogiques en fonction des forces, des faiblesses et de la valeur intrinsèque de l'apprenant. Sur ce portique, les STI sont des systèmes dits « intelligents », parce qu'à priori, ils prennent en compte des situations non prescrites au départ. Cette option est obtenue grâce à l'usage de méthodes liées à l'Intelligence Artificielle (IA). Il importe pourtant de distinguer les STI des autres applications d'IA comme les systèmes experts en raison d'une caractéristique majeure. Il s'agit de la prise en compte du diagnostic en temps réel des connaissances des apprenants.

Plusieurs environnements d'apprentissage sont apparentés aux STI parmi lesquels on peut citer :

- Environnement d'apprentissage à base de connaissances (EABC) ;
- Enseignement intelligemment assisté par ordinateur (EIAO) ;
- Environnement informatique pour l'apprentissage humain (EIAH) ;
- Intelligence artificielle en éducation (AIED).

### 1.3. Intérêt d'un STI

L'utilisation de l'Intelligence Artificielle dans les ordinateurs pour l'enseignement a conduit à une meilleure compréhension des connaissances du domaine et à une possibilité pour la machine de surpasser par fois l'intelligence humaine. Les Systèmes Tutoriels Intelligents sont capables d'interagir avec plusieurs apprenants ayant des capacités diverses. Ils peuvent parfois favoriser une certaine collaboration entre plusieurs apprenants et intégrer des agents virtuels ayant la capacité de reconnaître des troubles d'apprentissage, de communiquer et de relire des informations aux apprenants si nécessaire, de diriger et suivre les progrès de l'apprentissage basé sur le contenu, de déceler des problèmes courants et des opportunités d'orientation aux apprenants [3]. Les STI peuvent répondre aux besoins individuels des apprenants. En d'autres termes, les STI gèrent les connaissances des apprenants et évaluent leurs capacités.

Il existe d'autres avantages liés à l'utilisation des STI dans les environnements d'apprentissage [5]:

- Ces systèmes peuvent aider à la formation des apprenants dans des environnements où il y a absence ou manque d'instructeurs ;
- Ces systèmes automatisent le processus d'apprentissage en évaluant non seulement les résultats mais aussi les décisions des apprenants et en fournissant une rétroaction sur la prise de décision ;
- Ces systèmes améliorent les compétences des élèves par la résolution de problèmes ;
- Ces systèmes peuvent adapter l'information aux caractéristiques de l'élève.

Deux raisons majeures expliquent l'intérêt de la communauté scientifique pour les STI ces dernières années. En effet, les STI répondent à des besoins pratiques mais également à des besoins de recherche. Dans le domaine de la recherche en particulier, le recours aux STI répond au désir d'acquérir davantage de connaissances sur les processus qui contribuent à l'interaction éducative. Parce que les STI sont à l'intersection de l'informatique, de la psychologie cognitive et de la recherche en Éducation, ils constituent de réels atouts. En effet, ceux-ci fournissent aux chercheurs un excellent champ d'application pour de nombreuses théories en psychologie cognitive, en intelligence artificielle et en sciences éducatives. De plus, les STI pourraient fournir des rapports périodiques aux enseignants, et les orienter vers des concepts spécifiques qui nécessitent une plus grande attention [18]. L'utilisation des STI permet d'atteindre certains résultats que les tuteurs humains ne peuvent pas atteindre dans l'enseignement classique. En effet, certaines études telles que celle menées par Kulik et Fletcher [19] ont montré que les apprenants ayant reçu un enseignement par les STI ont surpassé ceux ayant reçu l'enseignement en classes conventionnelles dans 46 des 50 évaluations contrôlées, soit 92% de taux de réussite. La principale raison d'utiliser les STI est qu'ils fournissent un

environnement d'apprentissage individuel qui peut répondre aux besoins de chaque apprenant [3]. L'utilisation des STI améliore aussi l'auto-efficacité des enseignants. En effet, les résultats de l'étude empirique menée dans [20] ont montré que les enseignants qui utilisent le système de tutorat intelligent, pendant les activités d'enseignement, bénéficient de scores plus élevés d'auto-efficacité de l'enseignement par rapport à ceux pratiquant le modèle d'enseignement traditionnel. L'Enseignement Intelligemment Assisté par Ordinateur est d'une grande aide pour les enseignants en leur faisant se sentir plus confiants quant à l'efficacité de l'enseignement et à l'élargissement de leur domaine d'enseignement [14]. Les STI deviennent ainsi un atout pour améliorer l'efficacité et la qualité des systèmes éducatifs.

#### 1.4. Architecture conceptuelle classique d'un STI

Le progrès induit par les STI devait s'opérationnaliser à travers le recours aux méthodes d'Intelligence Artificielle (IA) pour fournir un enseignement adossé à une rétroaction hautement personnalisée et adaptée aux besoins de l'apprenant. L'objectif des STI est de soutenir ainsi l'apprentissage en simulant les compétences pédagogiques et l'expertise du domaine des tuteurs humains afin de produire le même type d'apprentissage et de flexibilité entre enseignants et apprenants [21]. Un STI est donc un environnement informatique d'apprentissage qui tente de simuler à la fois des tuteurs humains et des stratégies de tutorat idéales. Il constitue une approche prometteuse pour dispenser une éducation de manière efficace et même à distance [22]. Un Système Tutoriel Intelligent est constitué de trois domaines : Informatique, Psychologie et Éducation. De manière spécifique, (i) l'intelligence artificielle explique comment raisonner sur l'intelligence et donc sur l'apprentissage, (ii) la psychologie (sciences cognitives) explique comment les gens pensent et apprennent, et (iii) l'éducation se centre sur la meilleure façon de soutenir l'enseignement / apprentissage [15, 23]. La figure 1 donne une représentation des différents domaines couverts par les STI.

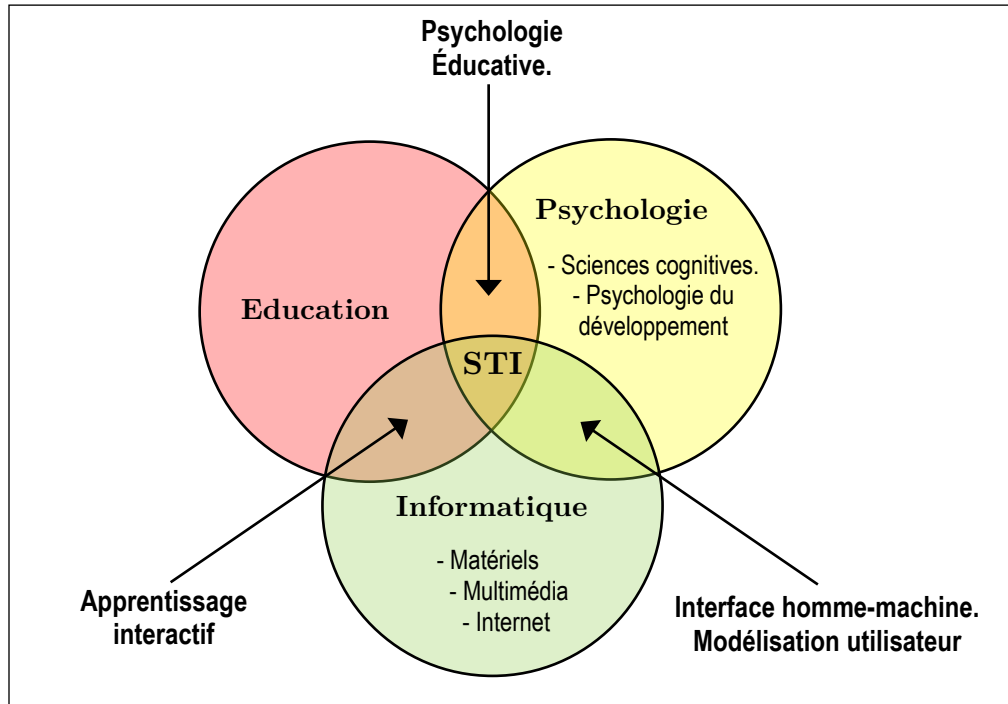


Figure 1 : Différents domaines couverts par les STI ([24] modifiée)

Bien qu'il existe différents Systèmes Tutoriels Intelligents ayant des architectures différentes, leur architecture conceptuelle de base comporte quatre composants (modules/modèles) que sont : un modèle du domaine qui définit le contenu à enseigner, un modèle pédagogique qui définit comment enseigner, un modèle de l'apprenant qui peut personnaliser l'apprentissage en tenant compte de celui-ci et un modèle de l'interface qui définit les moyens visibles permettant l'interrelation entre l'apprenant et le système (voir figure 2).

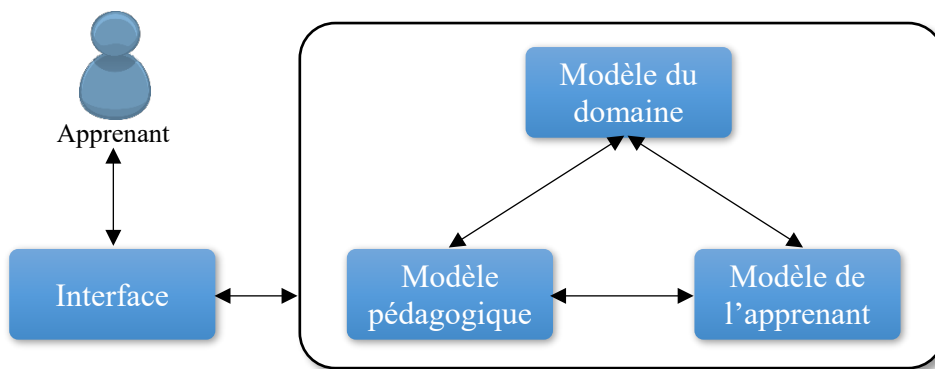


Figure 2 : Architecture conceptuelle classique d'un Système Tutoriel Intelligent [25].

Ainsi, un STI intègre tous les types d'informations nécessaires pour interagir avec l'utilisateur à travers des graphiques, du texte, du multimédia, de la vidéo, des menus et autres [26].

#### 1.4.1. **Modèle du domaine**

Le modèle du domaine aussi appelé modèle expert ou modèle de connaissances contient les règles de représentation des concepts et des stratégies de résolution de problèmes du domaine à enseigner. Il représente les connaissances d'experts ou la façon dont les experts travaillent dans le domaine [24]. Il contient les informations que le tuteur utilisera pour orienter l'enseignement avec les apprenants. Par exemple, il comprend des définitions, des processus ou des compétences nécessaires pour multiplier des nombres réels, générer des équations d'algèbre, etc. [23]. Ce module sert de référence à l'évaluation des performances des apprenants. Cela suppose une interprétation des actions et réponses et une comparaison avec des solutions déjà générées par le système d'apprentissage [27]. De plus, ce modèle met en évidence, les états cognitifs des apprenants et leur progression au cours du processus d'apprentissage.

#### 1.4.2. **Modèle pédagogique**

Le modèle pédagogique ou encore modèle du tuteur est la partie du STI qui conçoit et orchestre toutes les interactions ou interventions pédagogiques avec l'apprenant. Il a pour objectif d'appliquer les différentes stratégies d'enseignement qu'un tuteur humain peut utiliser lors de son interaction avec un apprenant. Son rôle est de séquencer et de sélectionner les activités pédagogiques en les adaptant aux besoins de l'apprenant. Il se sert des informations du modèle de l'apprenant et du modèle expert pour représenter les processus / stratégies d'enseignement. Par exemple, des informations sur le moment de la révision, le moment de présenter un nouveau sujet et le sujet à présenter sont contrôlées par ce module [24]. Il permet en outre de déterminer, en tout temps, quelle action spécifique est appropriée à une situation particulière. Le modèle du tuteur fournit la

logique et la mise en œuvre d'une stratégie pédagogique basée sur la comparaison du modèle expert et du modèle étudiant [28].

### 1.4.3. **Modèle de l'apprenant**

L'apport majeur des STI par rapport à l'EAO est leur capacité à élaborer un enseignement adapté à chaque apprenant. C'est un enseignement qui repose, en effet, pour une grande part, sur le modèle de l'apprenant et dont la fonction est de recueillir toutes les données relatives à ce dernier. Ce sont ces informations que le STI exploitera en vue d'adapter ses interventions.

Le modèle de l'apprenant, aussi appelé module de diagnostic, fournit un dossier actuel et un historique de la maîtrise par l'apprenant des compétences liées à la résolution des problèmes posés par l'expert [28]. Ce module suit les informations de chaque apprenant. On peut citer en exemple : le suivi du temps passé pendant la résolution des problèmes, les astuces demandées, les réponses correctes et incorrectes. Il suit aussi la façon dont un apprenant exécute la tâche enseignée et représente les acquis tels que les compétences typiques des apprenants dans le domaine [29, 30]. Il effectue de même des diagnostics et des mises à jour régulières de l'état des connaissances de l'apprenant. Le modèle de l'apprenant peut dans certains cas intégrer, selon la complexité du modèle de représentation utilisé, d'autres spécificités se rapportant à un apprenant, comme le profil cognitif, les préférences pédagogiques ou le style d'apprentissage [31]. L'une des tâches majeures de ce modèle est la prédiction des performances des apprenants qui constitue le socle de l'étude menée dans la présente thèse.

### 1.4.4. **Modèle de l'interface**

L'interface utilisateur, aussi appelée modèle de l'interface ou environnement d'apprentissage, présente les méthodes d'interaction (affichage du matériel à enseigner,

proposition d'interventions pédagogiques, dialogue, etc.) entre les apprenants et le système. C'est le moyen de communication entre l'apprenant et le STI.

Un problème important dans ce module est de savoir comment les tâches (matériels / objets d'apprentissage) doivent être présentées aux étudiants de la manière la plus efficace. Il doit être conçu de manière conviviale pour faciliter la présentation et l'assimilation des connaissances et ne doit pas représenter un obstacle ou une contrainte supplémentaire dans l'apprentissage de la matière à enseigner [32].

## 1.5. Etude de quelques Systèmes Tutoriels Intelligents

Cette section présente quelques environnements informatiques d'apprentissage avec leurs différentes architectures.

### 1.5.1. GUIDON

GUIDON [33] est un système d'aide à l'apprentissage en médecine qui utilise MYCIN[34] (système à bases de connaissances pour le dépistage des maladies infectieuses) pour le tutorat. Le rôle de GUIDON est d'utiliser l'expertise de MYCIN afin de répondre aux questions de l'étudiant médecin. Il comprend un module indépendant contenant l'expertise pédagogique ainsi qu'une compétence limitée pour mener un dialogue cohérent avec l'étudiant (voir figure 3).

Le système GUIDON s'appuie sur l'apprentissage par étude de cas. Il tente de transférer l'expertise aux étudiants exclusivement par le biais de dialogues de cas où un patient malade (le « cas ») est décrit à l'étudiant en termes généraux. L'étudiant est invité à jouer le rôle d'un médecin et à demander des informations qu'il pense être pertinentes pour ce cas. GUIDON compare les questions de l'étudiant à celles que MYCIN aurait posées et le critique sur cette base[35].

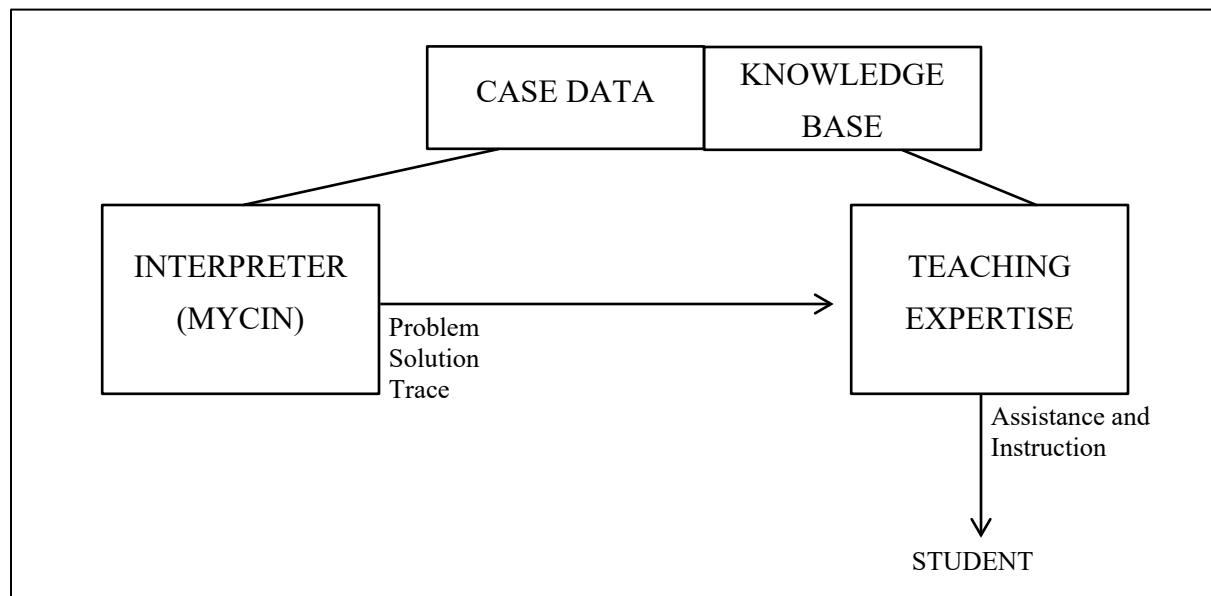


Figure 3 : Architecture globale de GUIDON ([36] modifiée)

GUIDON utilise un modèle où tous les objets, attributs et valeurs pertinents, pour un cas, sont déterminés avant le début de la session de didacticiel. GUIDON peut donc fournir à tout moment :

- une liste de toutes les données pertinentes à ce stade ;
- les sous-tâches à effectuer ;
- des conseils pour résoudre un problème ;
- un résumé de toutes les preuves déjà discutées ;
- l'exposition d'une tâche ;
- la réalisation d'un diagnostic si l'étudiant abandonne les travaux.

### 1.5.2. FGA

FGA (French Grammar Analyzer)[37] est un STI qui utilise un analyseur de langage à usage général, et peut gérer un nombre indéfini de possibilités sans être programmé à l'avance pour anticiper toutes les possibilités. Ce système est plus flexible car, contrairement à GUIDON, il n'est pas conçu avec tous les objets et leurs relations connus à l'avance[36]. Le système FGA a commencé comme une tentative de reconstruction



rationnelle du programme FROG[38]. Cependant, afin de faciliter une extension de futures tâches, FGA présente une architecture sous une forme modulaire (voir figure 4). Le dictionnaire, la grammaire et les routines de rapports d'erreurs sont tous conservés comme des structures de données distinctes qui sont clairement intelligibles et peuvent, par ailleurs être facilement modifiés [36].

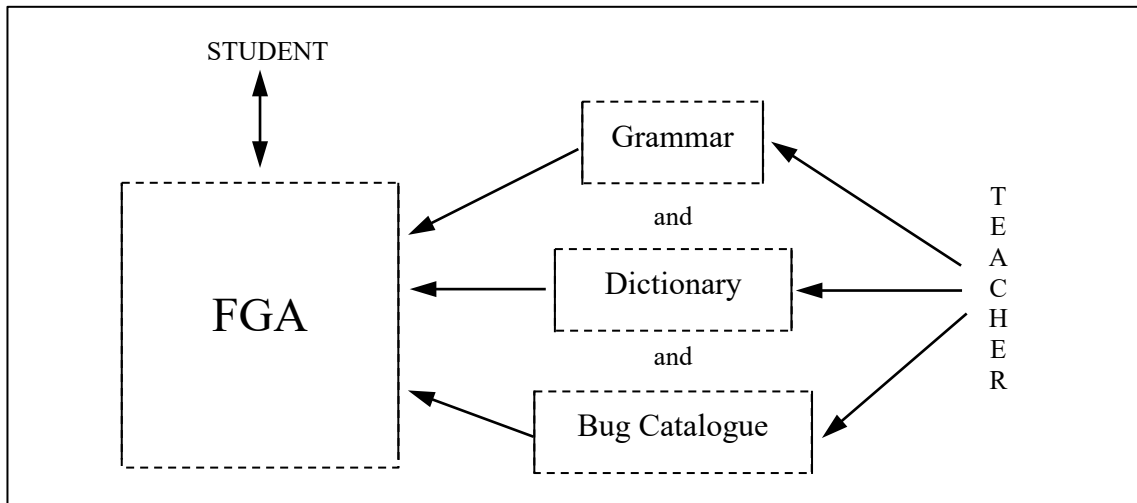


Figure 4 : Architecture globale de FGA ([36] modifiée)

FGA anticipe les entrées grammaticalement incorrectes et est capable de les analyser au meilleur niveau, plutôt que de simplement les abandonner. FGA, contrairement à d'autres analyseurs de langage naturel, est basé sur seulement un petit sous-ensemble de la grammaire et du dictionnaire français complets. Cette restriction de la grammaire de FGA est considérée par Yazdani [36] comme l'une des valeurs de ce système car les systèmes qui ont tendance à être un peu trop ambitieux dans l'étendue de la couverture de la langue perdent en généralité, clarté et modularité, surtout lorsque la tâche à effectuer est essentiellement orientée vers la recherche.

### 1.5.3. SOPHIE

SOPHIE est un Système Tutoriel Intelligent parrainé par le Département Américain de la Défense dont les trois étapes de développement (I, II et III) ont intégré la tentative la plus intensive de construire un STI complet[36] (voir figure 5). L'intérêt de l'armée de l'air Américaine était d'utiliser des ordinateurs pour le dépannage de l'électronique embarquée, en particulier dans un laboratoire. L'intention des chercheurs dans le développement du système a été d'explorer un environnement d'apprentissage interactif qui encourage le développement explicite d'hypothèses par l'étudiant effectuant la résolution de problèmes. Ces hypothèses sont ensuite communiquées à la machine afin qu'elle puisse être critiquées. SOPHIE utilise un simulateur électronique polyvalent[39] afin de fournir une simulation du domaine à la fois pour l'étudiant et pour lui-même.

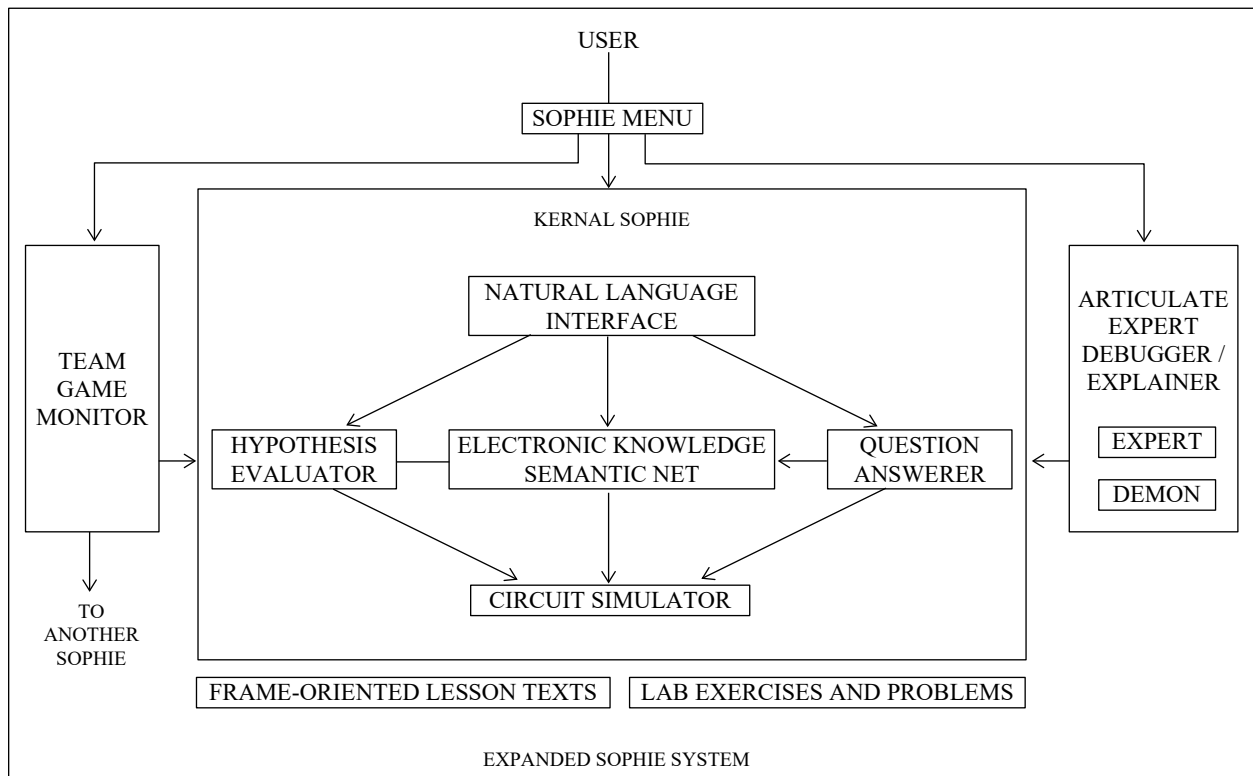


Figure 5 : Architecture globale du système SOPHIE ([36] modifiée)

L'idée clé est de construire et de « réaliser » une expérience afin de « voir » ce qui se passe, par opposition à la déduction logique d'une réponse. Cela est réalisé dans SOPHIE grâce à un dépanneur expert articulé que peut utiliser l'étudiant. Ce dépanneur articulé permet à l'étudiant d'insérer des défauts arbitraires dans le circuit et de regarder le système expert les localiser.

#### 1.5.4. **STI-Dico**

STI-Dico est un système d'apprentissage basé sur le Web pour un tutorat intelligent des compétences en dictionnaire. Il vise à aider les futurs enseignants de français du primaire (langue première) à acquérir les connaissances et les compétences nécessaires pour utiliser le dictionnaire français. Le processus d'apprentissage dans ce système se déroule via un certain nombre de scénarios d'apprentissage qui représentent des situations auxquelles les futurs enseignants seront confrontés en classe [40]. L'architecture de STI-Dico comporte les quatre modules par défaut : le modèle de l'expert, le modèle de l'apprenant, le modèle du tuteur et l'interface (voir figure 6). La mémoire procédurale de STI-Dico intègre plusieurs composantes telles que :

- un référentiel de compétences, dont la structure comporte cinq couches ;
- des modèles de tâches génériques ;
- un catalogue d'erreurs ;
- et une mémoire sémantique représentant explicitement les connaissances du domaine.

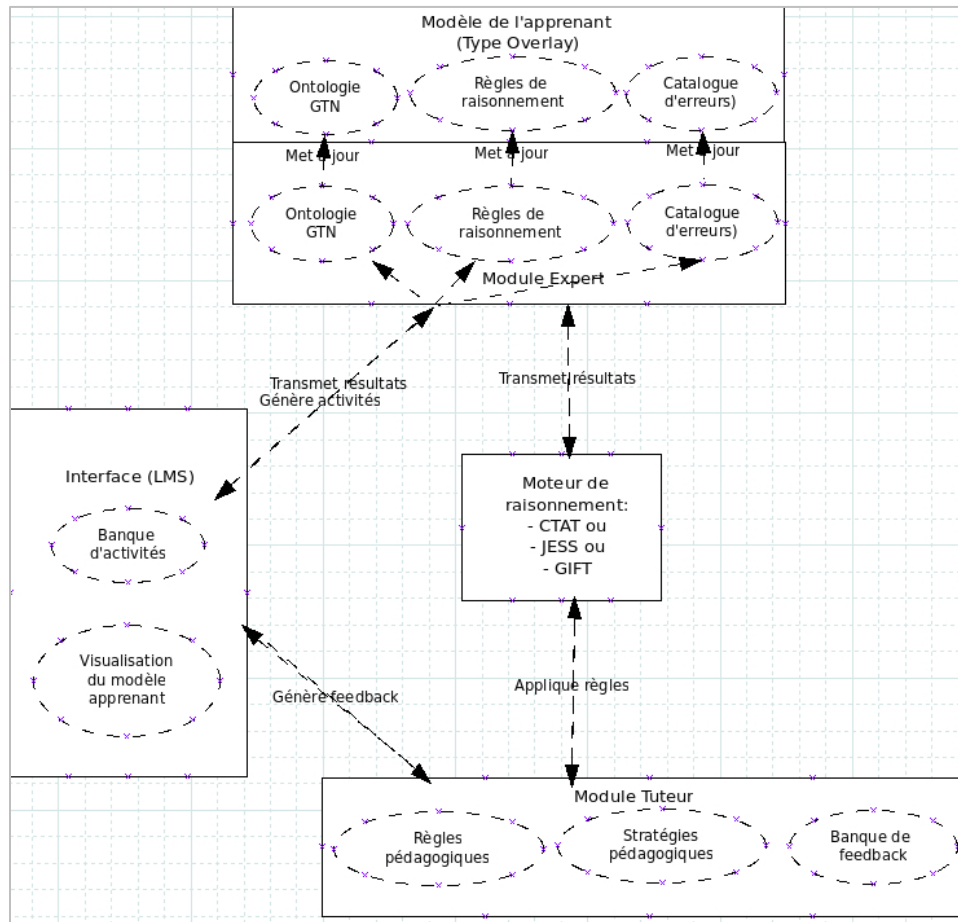


Figure 6 : Architecture de STI-DICO [41]

Ensemble, ces composantes représentent le raisonnement de l'expert du domaine et serviront de comparaison au modèle de l'apprenant. Le modèle de l'apprenant va représenter le cheminement de l'apprenant vers l'expertise du domaine. Il est, à cet effet, mis à jour à chaque étape de progression de l'apprenant pour représenter ses connaissances. Dans STI-Dico, l'apprenant a accès à une visualisation de son modèle afin d'être conscient de son propre apprentissage.

### 1.5.5. MathSpring

MathSpring est un environnement de tutorat personnalisé qui utilise le multimédia interactif afin d'aider des apprenants du secondaire à résoudre des problèmes de mathématiques (pourcentages, fractions, nombres négatifs, etc.). Tout au long de

l'apprentissage, le Tuteur MathSpring guide l'apprenant à travers un agent virtuel (voir figure 7) et ce, en fonction de son profil. Plus spécifiquement, les tâches sélectionnées et présentées à l'apprenant, sont fonction des celles maîtrisées, de celles non encore maîtrisées, et de son comportement (les caractéristiques de ses interactions antérieures avec le système) lors des activités.

The screenshot shows a web browser window with the URL `ckc.mathspring.org/ms/TutorBrain`. The interface includes a navigation menu on the left with options like 'Next Problem', 'Hint', and 'Replay Hints'. The main content area displays a math problem titled 'Number And Operations--- Fractions.' The problem asks: 'Which of the following figures appears to have  $\frac{3}{4}$  shaded?' It provides four options (A, B, C, D) represented by 4x4 grids of squares. Option A has 3 squares shaded in the top row. Option B has 6 squares shaded in a 2x3 block. Option C has 5 squares shaded in a checkerboard pattern. Option D has 6 squares shaded in a 2x3 block. A diagram shows a rectangle divided into 8 parts, with 6 parts shaded, representing  $\frac{6}{8}$  which is equivalent to  $\frac{3}{4}$ . The text explains: 'Suppose we have a rectangle and we use it to represent  $\frac{3}{4}$ . But the figures here are cut in 8 parts. The shaded area is equal to  $\frac{6}{8}$  which is equivalent to  $\frac{3}{4}$ . Which figure matches the fraction  $\frac{6}{8}$ ? (Note: It doesn't matter where the color squares are shaded). The answer is D.' A 'New Problem' button is at the bottom. On the right, there is an illustration of a woman sitting at a desk with a laptop.

Figure 7 : Exemple de problème de Mathématique via le tuteur en ligne MathSpring

Dans l'architecture de MathSpring (voir figure 8) telle que présentée par l'auteur Roger Nkambou [41], le modèle de l'apprenant comporte les informations relatives au délai des réponses, à la note obtenue, au nombre d'indices sollicités pour la résolution des tâches. Le système choisi ainsi le niveau adéquat de difficulté des problèmes en fonction de ces informations.

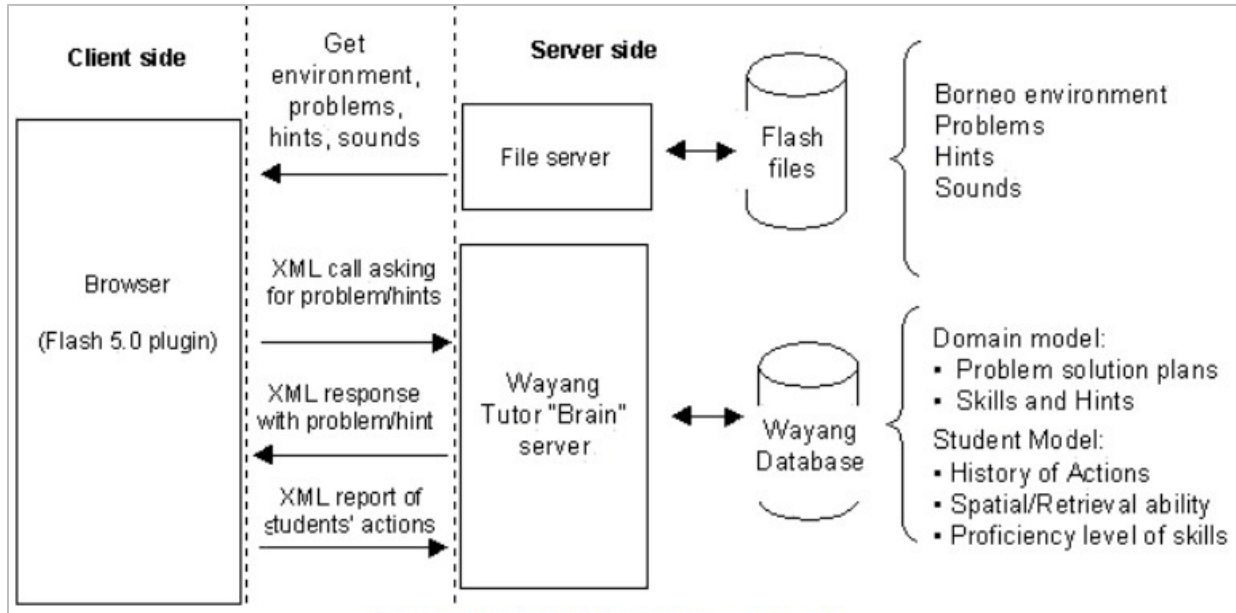


Figure 8 : Architecture Wayang Outpost/MathSrpng [41]

### 1.5.6. Roman Tutor

Roman Tutor est un logiciel de Tutorat intelligent permettant aux astronautes d'apprendre à faire fonctionner un robot manipulateur déployé sur une Station Spatiale Internationale (SSI). La figure 9 est une capture d'écran de la station spatiale internationale avec son système de télémanipulation. Les opérateurs (apprenants) n'ont pas une vue directe de la scène d'opération sur l'SSI et doivent s'appuyer sur des caméras montées sur le manipulateur et à des endroits stratégiques de l'environnement où il opère [42]. Roman Tutor utilise un planificateur de trajectoire du robot, non pas pour contrôler le manipulateur, mais pour vérifier automatiquement les erreurs d'un étudiant apprenant à utiliser le manipulateur afin de produire automatiquement des illustrations de mouvements (bons et de mauvais) lors de l'entraînement.



Figure 9 : Capture d'écran de la station spatiale internationale avec le système de télémanipulation de la station spatiale [42]

L'architecture de Roman Tutor comporte six (6) composants principaux (voir figure 10) que sont : le simulateur, le planificateur de chemin, le générateur de vidéos, l'éditeur de tâches, le modèle de l'apprenant et le sous-système de tutorat[43].

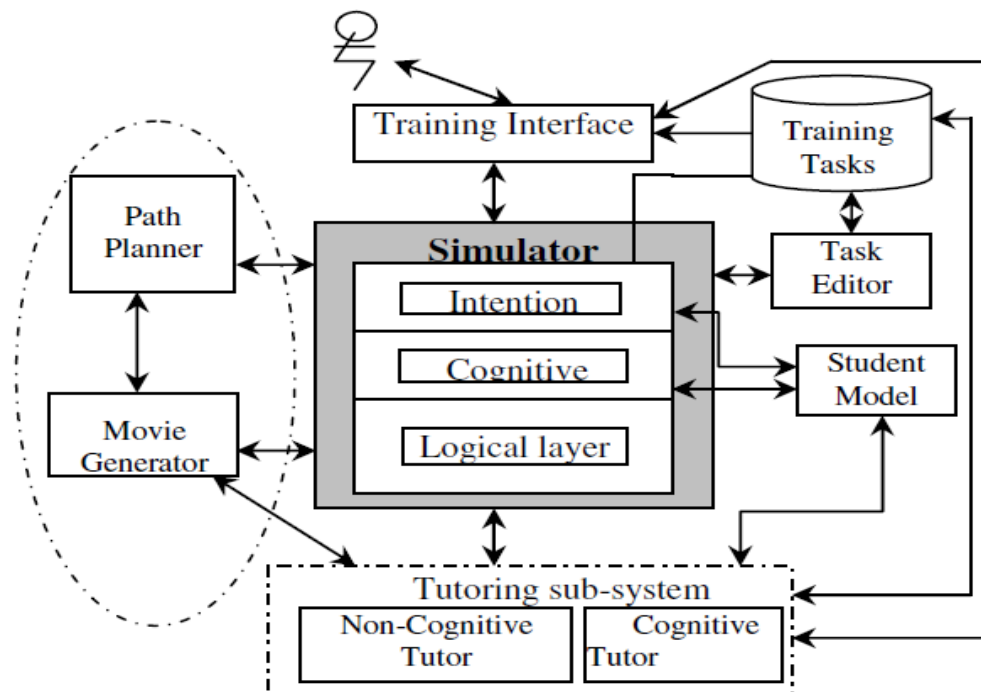


Figure 10 : Architecture de Roman Tutor [43]

## 1.6. Problèmes rencontrés dans les Systèmes Tutoriels Intelligents

Plusieurs problèmes sont rencontrés dans les Systèmes Tutoriels Intelligents actuels parmi lesquels on peut citer :

- La difficulté d'acquisition des connaissances du domaine (connaissances relatives au domaine enseigné et à la résolution des problèmes, connaissances relatives à l'apprenant, analyse comportementale, recueil et analyse de protocoles, diagnostic) ;
- Les systèmes sont généralement liés aux domaines d'apprentissage (manque de généralité) ;
- L'interaction système-utilisateur (interaction didactique, dialogue tutoriel, spécificités des interfaces) souvent peu adaptée ;
- Les systèmes existants disposent de composantes et de mesures d'évaluation limitées. La plupart du temps, le diagnostic de l'apprenant est fondé sur ses réponses locales, ce qui ne permet pas de mesurer la performance globale des apprenants ;
- La majeure partie des systèmes existants adaptent leur stratégie pédagogique en fonction des performances, connaissances et préférences des apprenants en omettant certaines variables telles que les attributs socio-émotionnels des apprenants ;
- Les systèmes existants omettent de considérer plusieurs variables importantes relatives aux apprenants. En effet les interactions apprenant-machine nécessaires pour atteindre un objectif spécifique ne sont souvent pas suffisantes pour pouvoir observer un schéma significatif dans les réponses.

Face à ces problèmes récurrents dans les STI, les apprenants sont confrontés parfois à une baisse d'engagement et de motivation allant jusqu'à influencer leurs performances scolaires. De plus, la capacité des STI à se centrer principalement sur les actions et réponses données par l'apprenant, ou en d'autres termes, à effectuer un diagnostic cognitif approprié suite aux réponses de l'apprenant devient, par ailleurs, une limite dans



l'apprentissage. En effet, face aux attentes du monde, l'apprentissage devient non seulement une activité collective (relations de groupe de travail) mais aussi une activité dans laquelle les performances sont mutuellement influencées, soit, par les différentes relations vécues, soit, par les différentes émotions ressenties par les apprenants.

## 1.7. Conclusion

Dans le présent chapitre, nous avons présenté d'abord, un historique des Systèmes Tutoriels Intelligents, ensuite exploré une description de l'intérêt de ces systèmes et enfin abordé les problèmes rencontrés dans les STI. En ce qui concerne les composants des STI, nous en avons décrit quatre que sont : le modèle du domaine, le modèle pédagogique, le modèle de l'apprenant et le modèle de l'interface dont celui qui fait l'objet de notre thèse est le modèle de l'apprenant. Pour ce qui est des problèmes liés aux STI, nous en avons relevé plusieurs dont les plus significatifs pour nous, et qui font l'objet de notre analyse sont la faiblesse des mesures d'évaluations, l'omission de plusieurs variables importantes relatives aux apprenants, la baisse d'engagement et de motivation. Des notions telles que le facteur d'influence sociale et le facteur émotionnel seraient des atouts majeurs pour valoriser et améliorer l'apprentissage dans les STI. Aussi, le chapitre suivant y sera consacré.

CHAPITRE 2 : **INFLUENCE SOCIALE ET  
INTELLIGENCE  
EMOTIONNELLE POUR LES  
SYSTEMES TUTORIELS  
INTELLIGENTS**

Sommaire

---

2.1.	INTRODUCTION.....	28
2.2.	SYSTÈMES DE RECOMMANDATIONS BASÉS SUR LES RELATIONS SOCIALES .....	28
2.3.	ÉMOTIONS ET STRATÉGIES ÉMOTIONNELLES DANS LES STI .....	35
2.4.	INTELLIGENCE SOCIO-ÉMOTIONNELLE ET RENDEMENT SCOLAIRE .....	47
2.5.	CONCLUSION .....	48

---

## 2.1. Introduction

Les différentes contributions proposées dans la présente thèse essaient de tirer parti de plusieurs attributs ou sources d'informations comme que les métadonnées de l'apprenant, les relations de groupes de travail et les émotions des apprenants lors des sessions d'apprentissage dans les environnements informatiques d'apprentissage. Ces deux derniers aspects constituent, d'ailleurs, les atouts clé retenus dans notre thèse. De ce fait, le chapitre présente une synthèse de ces deux axes indispensables à une bonne prédiction des performances. Le chapitre est scindé en trois grandes sections. Dans la section 2.2, nous présentons quelques méthodes de prédiction des performances basées sur les relations de groupe pour les systèmes d'apprentissage informatiques. La section 2.3 passe en revue les concepts de base sur les émotions en général et les émotions d'accomplissement en particulier. La section 2.4. présente une relation systématique entre les relations de groupes de travail et les émotions vécues lors des sections d'apprentissage en débouchant sur la notion d'intelligence socio-émotionnelle.

## 2.2. Systèmes de recommandations basés sur les relations sociales

Dans la pratique réelle de l'apprentissage, les apprenants se réfèrent bien souvent à des amis, connaissances ou personnes ressources pour des conseils afin de bénéficier de leurs expériences et expertises en matière de formation et aborder des compétences. Selon [44-46], les hommes ont tendance à se lier à d'autres qui leur sont semblables ou qui bénéficient de compétences différentes. Ces liens sociaux poussent les gens à partager leurs opinions personnelles avec leurs amis et à les aider à améliorer davantage leurs compétences. Les relations sociales informelles, telles que les amitiés, sont cruciales pour le bien-être et la réussite des apprenants à tous les niveaux d'enseignement [47]. Les interventions du réseau d'amis peuvent viser à fournir des opportunités de contact en milieu scolaire pour améliorer le rendement individuel et briser l'isolement social des

individus. Plusieurs systèmes de recommandation sociale, exploitant les liens qui existent entre les utilisateurs, ont vu le jour cette dernière décennie. La section suivante 2.2.1 aborde un état de l'art de quelques méthodes et approches utilisées pour effectuer des recommandations.

### 2.2.1. Systèmes de recommandation basés sur les réseaux sociaux

Les systèmes de recommandation traditionnels ont été bien étudiés et développés à la fois dans les universités et dans l'industrie. Cependant, ils se sont tous basés sur l'hypothèse que les utilisateurs sont indépendants et répartis de manière identique en ignorant les relations entre ces utilisateurs. Avec l'avènement des réseaux sociaux, une nouvelle forme de système de recommandation est apparue. Ces systèmes de recommandation essaient de tirer profit des relations de groupe afin de recommander des articles à un membre actif en fonction de ceux ayant obtenu une attention particulière (articles aimés / partagés) par le reste des membres du groupe.

Dans la littérature associée, quelques méthodes utilisant les informations sociales ont été proposées pour améliorer les performances des recommandations. Plus précisément, pour résoudre à la fois le problème de rareté des données, d'évolutivité et de qualité des prédictions (comme les trois défis les plus cruciaux auxquels est confronté chaque algorithme de filtrage collaboratif ou système de recommandation), les auteurs Hao Ma et *al.*, [48] ont proposé, une approche d'analyse factorielle basée sur la Factorisation Matricielle Probabiliste en utilisant les informations des réseaux sociaux des utilisateurs et les enregistrements de notations. L'analyse de la complexité indique que cette approche peut être appliquée à de très grands ensembles de données car elle évolue linéairement avec le nombre d'observations. Par ailleurs, ses résultats expérimentaux, montrent qu'elle fonctionne beaucoup mieux que les approches de pointe, en particulier dans les circonstances où les utilisateurs ont attribué peu ou pas de notes. Li et Yeung [49] proposent une méthode de Factorisation Matricielle appelée Factorisation Matricielle

Régularisée par Relation (RRMF pour Relation Regularized Matrix Factorization) pour l'analyse des données relationnelles. Cette méthode intègre de manière transparente à la fois les informations de relation de confiance et les informations de contenu dans un cadre fondamental. Dans [50], les auteurs proposent un cadre d'amélioration de la méthode de Factorisation Matricielle classique en associant les goûts des utilisateurs et les faveurs de leurs amis de confiance. L'idée est de partager une matrice commune de caractéristiques utilisateurs factorisée par les notes et par la confiance. Jamali et Ester [51], explorent une approche basée sur un modèle pour la recommandation dans les réseaux sociaux, en utilisant des techniques de Factorisation Matricielle. Ils font progresser les travaux de Ma et *al.*, [50] en incorporant le mécanisme de propagation de la confiance dans le modèle. En d'autres termes, dans ce travail, le processus de filtrage collaboratif est informé par la réputation des utilisateurs, qui est calculée en propageant la confiance. Pour améliorer le cadre de Factorisation Matricielle avec des informations sur les réseaux sociaux, les auteurs Ma et *al.*, [52] proposent deux algorithmes de recommandation. Ces algorithmes imposent des termes de régularisation sociale pour contraindre les fonctions objectifs de la Factorisation Matricielle à traiter différemment les amis des utilisateurs. En d'autres termes, ils proposent que le vecteur caractéristique de l'utilisateur actif soit proche de la moyenne de ceux de ses voisins de confiance, et l'utilisent ainsi comme régularisation pour former un nouveau modèle de Factorisation Matricielle dénommé SoReg. Tang et *al.*, [53] proposent plutôt une approche pour capturer les relations sociales (d'un point de vue local et global pour les systèmes de recommandation en ligne) et un algorithme amélioré dénommé LOCABAL utilisant ce contexte de relation sociale pour recommander des éléments. Cependant, cette approche ne tient pas compte des préférences des utilisateurs pour leur recommander des éléments. Dans [54], les auteurs se proposent de résoudre le problème selon lequel, les personnes qui se font confiance ne partagent pas toujours des préférences similaires. Ils soulignent l'importance de multiples aspects de la confiance sociale. Pour cela, ils décomposent la confiance en quatre aspects généraux, à savoir, la

bienveillance, l'intégrité, la compétence et la prévisibilité. Ils utilisent ensuite la technique de régression par Machine à Vecteur Support pour les incorporer dans le modèle de Factorisation Matricielle Probabiliste afin de prédire les notations dans les systèmes de recommandation. Guo et *al.*, [55] proposent une méthode de Décomposition en Valeurs Singulières dénommée Trust-SVD et intégrant les relations de confiance. Pour résoudre le problème de l'existence de faibles connexions sociales entre les utilisateurs dans certains domaines, Li et *al.*, [56] proposent deux modèles alternatifs dénommés MFC et MFC+ qui intègrent les informations sociales dans des communautés qui se chevauchent en tant que termes de régularisation dans le cadre de la MF. Cette approche considère que les utilisateurs classés dans les mêmes communautés ont des goûts similaires. Cependant, cette approche présente une limite majeure : le vecteur de notation d'une communauté est caractérisé comme vecteur moyen des vecteurs de notation de tous les utilisateurs de la communauté. En effet, dans une communauté, certains membres ont plus d'influence que d'autres dans les choix et préférences. Aussi, les utilisateurs de différentes dimensions sociales peuvent avoir des intérêts différents. Les travaux menés par Sedhain et *al.*, [57] visent à réduire le phénomène de haute dimensionnalité des données des réseaux sociaux. Ils utilisent une technique de Régression Linéaire pour former une pondération appropriée des aspects sociaux et déterminent par la suite, les préférences en utilisant une paramétrisation de poids de bas rang. Yang et *al.*, [58] ont proposé une approche de filtrage collaboratif dénommé *TrustMF* qui factorise les réseaux de confiances sociales et cartographie les utilisateurs en deux espaces de faible dimension. Il s'agit d'un espace qui définit comment des utilisateurs, faisant confiance à un utilisateur  $i$  par exemple, affectent ses opinions et d'un espace qui définit comment ces utilisateurs suivent les opinions de l'utilisateur  $i$ . Les auteurs Wu et *al.*, [59] explorent le domaine de l'apprentissage en profondeur pour l'intégration de l'apprentissage dans les systèmes de recommandation. Ils proposent une architecture neuronale qui incorpore conjointement la structure du réseau social et l'interaction utilisateur-élément dans un modèle unifié de recommandation sociale.

Zhao et *al.*, [60] ont exploité la fluctuation des sentiments des utilisateurs à partir des critiques textuelles et des relations d'amitié en utilisant le modèle dénommé word2vec. Ils ont ensuite fusionné ces paramètres au cadre de Factorisation Matricielle pour améliorer les performances des notations. Afin d'augmenter la précision des recommandations et d'atténuer les problèmes de parcimonie et de démarrage à froid, Xu Chonghuan [61] a proposé une méthode de recommandation basée sur les préférences des utilisateurs et les relations de réseaux sociaux entre ces utilisateurs. Dans cette approche, il regroupe les utilisateurs en utilisant une variété de facteurs tels que la popularité du produit, la préférence de l'utilisateur, la relation sociale, l'association entre l'utilisateur et le produit, etc. Sun et *al.*, [62] se proposent d'effectuer une analyse approfondie des différentes informations sociales afin d'évaluer l'impact sur la performance des recommandations. Leur étude a prouvé non seulement que les informations de groupe sont la meilleure information permettant d'améliorer la performance des recommandations mais que les différents niveaux de liens d'amis et de liens de groupes ont des effets différents sur les résultats des recommandations.

### **2.2.2. Limites des Systèmes de recommandation basés sur les réseaux sociaux**

Tous ces travaux analysés précédemment ont montré qu'un modèle de Factorisation Matricielle intégrant la confiance surpasse celui sans confiance. Les relations sociales constituent une source indépendante d'information créant de nouvelles opportunités pour les systèmes de recommandation. Autrement dit, la confiance est utile pour améliorer la précision prédictive. Cependant, la majeure partie de ces travaux présentent quelques limites que nous présentons :

- Ces travaux décrivent parfois une « perte des facultés décisionnelles » de chaque utilisateur. En effet, les recommandations communes surprennent parfois les utilisateurs et finissent même par les ennuyer;

- Les méthodes existantes comme celles décrites dans [19, 29, 38] supposent que le vecteur caractéristique d'un utilisateur reste le même, face à des amis différents. Or, il est important de signaler qu'un utilisateur peut accorder plus d'attention à un aspect pour un ami, mais se concentrer sur un autre aspect pour un ami différent ;

- La plupart des modèles présentés génèrent des prédictions pour un utilisateur cible en agrégeant uniquement ses notes antérieures et celles de ses amis directs de confiance ou avec les notes données par des utilisateurs similaires à lui ;

- Les approches basées sur les relations de confiance présentent un autre type de limite. Tout d'abord, les relations de confiance sont différentes des amitiés sociales à bien des égards. En règle générale, sur le Web, lorsqu'un utilisateur  $u_i$  aime un avis émis par un autre utilisateur  $u_j$ , l'utilisateur  $u_i$  ajoutera probablement l'utilisateur  $u_j$  à sa liste de confiance. Ce processus de génération de confiance est une action unilatérale qui n'exige pas que l'utilisateur  $u_j$  confirme la relation. Cela indique également que l'utilisateur  $u_i$  n'a même pas besoin de connaître l'utilisateur  $u_j$  dans la vie réelle. Les amitiés sociales désignent les relations de coopération mutuelles qui nous entourent, telles que les camarades de classe, les collègues ou les parents, etc... dans la vie réelle. À partir de ce constat, nous pouvons dire que les systèmes de recommandation intégrant la confiance ne peuvent pas représenter efficacement le concept de recommandation sociale ;

- Les systèmes de recommandation tenant compte de la confiance sont basés sur l'hypothèse que les utilisateurs ont des goûts similaires à ceux d'autres utilisateurs en qui ils ont confiance. Cette hypothèse n'est pas toujours vraie dans les systèmes de recommandation sociale, car les goûts des amis d'un utilisateur peuvent varier considérablement. Certains amis peuvent partager des goûts similaires avec cet utilisateur tandis que d'autres amis peuvent avoir des goûts totalement différents ;

- Ces différentes approches citées dans la littérature ne prédisent pas les performances des apprenants dans le cadre des Systèmes Tutoriels Intelligents.



En résumé, la plupart des méthodes de recommandation sociale existantes se centrent sur la prédiction de notations basée sur des données de rétroaction explicites et ou les données de rétroaction implicites (voir section 3.2.1.1). Par conséquent, les contributions proposées dans notre thèse envisagent d'utiliser des informations supplémentaires (les métadonnées de l'apprenants et les états émotionnels) pour les intégrer dans un cadre de Factorisation Matricielle Multi-relationnelle Pondérée personnalisée plus général et évolutif, afin d'élargir la recherche dans le système de recommandation.

### 2.2.3. Relations de groupe de travail et apprentissage

Pour affiner les résultats de prédiction et améliorer ainsi l'apprentissage, les STI doivent répondre à deux critères principaux : la pratique de l'enseignement doit refléter notre compréhension actuelle du processus d'apprentissage marquée par le travail en équipe ; et l'enseignement devrait tenir compte de l'état affectif et émotionnel des apprenants comme moyen de régulation de la motivation. Le travail de groupe est une approche pédagogique moderne dans laquelle, les apprenants apprennent mieux lorsqu'ils sont activement impliqués dans le processus d'apprentissage. Les chercheurs rapportent que, quelle que soit la matière, les apprenants qui travaillent en petits groupes aiment généralement en savoir plus sur ce qui est enseigné et conservent plus longtemps les acquis que lorsque le même contenu est présenté à l'aide d'autres techniques pédagogiques [63]. Le travail en petits groupes (par exemple six apprenants par groupe) améliore le processus d'apprentissage et de découverte [63]. Il a, par ailleurs, des effets positifs sur les résultats scolaires des étudiants [12]. Selon Gaudet et *al.*, [64] il permet d'améliorer significativement les notes d'examen des apprenants, soit 47,5% pour la formation individualiste contre 65% pour la formation en groupe de travail. Certains auteurs se sont proposés de déterminer les variables au moyen desquelles, la méthodologie du groupe de travail influencerait sur la performance académique des apprenants. C'est le cas des auteurs Carmen et *al.*, [12] qui

ont montré, à l'aide d'un échantillon composé de 110 étudiants d'une université Espagnole que l'effet de la méthodologie du groupe de travail sur le rendement scolaire peut être mesuré à l'aide de trois facteurs que sont : 1) les attitudes des étudiants; 2) l'attitude à l'égard de l'apprentissage et l'approche d'apprentissage adoptée par les étudiants; et 3) les compétences des élèves. Les résultats démontrent, par ailleurs, que la plus grande efficacité du travail de groupe est atteinte lorsqu'il est basé sur des lignes directrices bien définies, plutôt que lorsqu'il est développé sans structure prédéfinie.

En somme, les relations de groupe de travail sont importantes pour l'amélioration du processus d'apprentissage des apprenants et se veulent être un support d'amélioration de l'apprentissage traditionnel en général et l'apprentissage dans les Systèmes Tutoriels Intelligents en particulier. Ceci justifie le choix des relations de groupes de travail entre apprenants comme attributs clés à la prédiction des performances dans le cadre de notre thèse.

### **2.3. Emotions et stratégies émotionnelles dans les STI**

Il est indéniable que tout le monde est unanime sur le fait qu'il faut considérer l'aspect émotionnel dans les rapports Homme-Machine de façon globale, mais de manière plus spécifique dans les STI. Cependant, cette convergence de vue n'a pourtant pas été un frein au foisonnement des débats dans la littérature associée à ce domaine. La question centrale au cœur de ces divergences de points de vue est celle-ci : qu'est-ce qu'une émotion ? A côté de cette préoccupation principale, d'autres encore, et non des moindres, subsistent. Ce sont : Combien existe-t-il d'émotions ? Comment peut-on les représenter ? Il est à savoir que jusque-là, l'on peine à avoir une approche commune et les théories sont encore équivoques sur la question des émotions. Aussi, d'autres interrogations ont-elles surgies dès l'inclusion de la composante émotionnelle dans les STI. Il y a entre autres préoccupations : les types d'émotions à modéliser au cours de l'interaction Apprenant-STI ; la méthode de détection des dites émotions ; la détermination de la façon dont ces

émotions impactent la prédiction des performances de l'apprenant et de son apprentissage et probablement le type d'intervention idoine pour gérer ou réguler les émotions de l'apprenant.

### 2.3.1. Définition de la notion d'émotion

L'émotion est un terme couramment utilisé par tout un chacun pour exprimer son ressenti. Tout le monde utilise le langage des émotions et sait plus ou moins ce qu'il recouvre. Ce savoir-faire ne nous indique cependant pas ce qu'est l'émotion à proprement parler. Dans la littérature, on ne trouve pas de consensus clair sur la définition du concept d'émotion [65]. Afin de résoudre la confusion terminologique qui en a résulté, Kleinginna et *al.*, [66] ont recensé 92 définitions et 9 déclarations susceptibles d'être compilées à partir de diverses sources dans la littérature de l'émotion.

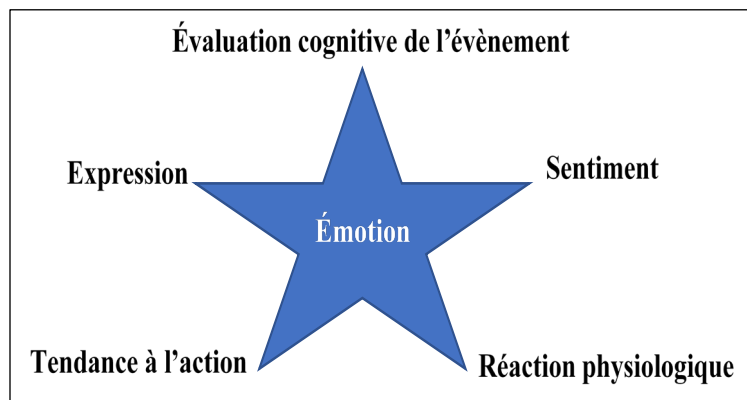
Selon le Dictionnaire Larousse, l'émotion est une « réaction affective transitoire d'assez grande intensité, habituellement provoquée par une stimulation venue de l'environnement ». Dans le champ de la psychologie cognitive, selon que le type d'approche est cognitif ou physique, on note deux définitions du concept d'émotion. Dans les approches cognitives appelées communément théories de l'évaluation cognitive, connues sous le vocable anglais « Cognitive Appraisal Theories », l'émotion est perçue comme étant la résultante d'une évaluation cognitive d'un événement. La nature et l'intensité de l'émotion ressentie dépendent de la façon dont cet événement sera perçu et évalué [67]. Selon Cannon [68], l'un des initiateurs de cette approche, c'est principalement dans le cerveau que le déclenchement et la perception de l'émotion se produisent: un processus cognitif conscient est enclenché pour donner un sens à la situation ou à l'évènement survenu [69]. Pour ce qui est des approches dites physiques, c'est surtout l'aspect corporel de l'émotion qui est privilégié. Aussi, l'émotion est-elle appréhendée par la réaction physiologique qui se manifeste avec l'occurrence de cette émotion. Selon l'auteur James [70], le précurseur de cette approche, il est possible d'identifier une émotion à partir de patrons de changements

physiologiques qu'elle provoque comme l'accélération du rythme cardiaque ou la transpiration. Cependant, cette approche a été remise en cause par certains auteurs tels que Schachter [71] qui ont démontré que des émotions différentes peuvent tout aussi bien provoquer les mêmes types de réactions physiologiques.

Dans le cadre de notre thèse, nous avons adopté la définition proposée par Scherer Klaus [67] issue des théories de l'évaluation cognitive. Pour lui, l'émotion est un processus de réaction d'un organisme face à un évènement significatif qui s'accompagne habituellement des composantes suivantes :

- Un sentiment : correspondant à l'expérience subjective de l'émotion souvent conscient et verbalisable avec des mots ;
- Une réaction neurophysiologique dans le système nerveux ;
- Une expression dans le visage, les paroles, la voix et les gestes ;
- Une tendance à l'action appelée aussi comportement d'adaptation permettant à un individu de faire face à son émotion ;
- Une évaluation cognitive d'un évènement à l'origine du déclenchement de l'émotion

La figure 11 décrit les différentes composantes d'une émotion telles que proposées par Scherer[67].



*Figure 11 : Processus de réaction d'un organisme face à un évènement significatif émotion [67]*

Parallèlement à Scherer, le spécialiste en sciences sociales Reinhard Pekrun [13] définit l'émotion comme un ensemble de processus coordonnés comprenant des sous-systèmes Psychologiques incluant l'affectif, le cognitif, la motivation, l'expression et les processus physiologiques périphériques.

### 2.3.2. Terminologie

Bien souvent, l'on confond le terme d'émotion avec l'affect, le sentiment ou l'humeur. Il est donc important dans les sections suivantes, d'élucider ces différents concepts et faire une distinction entre eux.

#### 2.3.2.1. Affect

Bien que les termes affect et émotion soient fréquemment employés de manière univoque [72, 73], il est important de ne pas confondre l'affect avec les sentiments et les émotions. De ces trois termes centraux, l'affect est le plus abstrait parce qu'il ne peut pas être pleinement réalisé dans le langage, et parce qu'il est toujours avant et / ou en dehors de la conscience. Il représente la partie non-contrôlable et inconsciente de l'émotion. L'affect est un état de stimulation qui provoque le sentiment. Les sentiments sont personnels et biographiques, les émotions sont sociales et les affects sont pré-personnels[74].

#### 2.3.2.2. Sentiment

Les travaux effectués par Damasio [9, 75] sur l'émotion ont défendu une distinction importante entre le sentiment et l'émotion. Pour lui, le sentiment ou encore la sensation fait référence à une expérience interne privée engendrée par un événement émotionnel. Pour Shouse [74], un sentiment est une sensation qui a été vérifiée par rapport aux expériences précédentes et étiquetées. Il est personnel et biographique parce que chaque personne a un ensemble distinct de sensations précédentes à partir desquelles elle doit interpréter et étiqueter ses sentiments. Le sentiment est aussi vu comme étant la perception subjective, interne de l'affect. Cette perception sera confrontée à l'expérience émotionnelle passée ou au « vécu » de l'individu pour évaluer une situation, et provoquera

une émotion. Ainsi, pour un nouveau-né, par exemple, il n'y a pas encore la notion du vécu, de ce fait, l'émotion est la manifestation directe de l'affect [74].

#### 2.3.2.3. Émotion

Une émotion est la projection ou encore l'affichage du sentiment. Contrairement au sentiment, elle peut être authentique (réelle) ou simulée, reflétant l'état interne actuel, ou feinte pour des raisons sociales ou culturelles [74]. Pour certains spécialistes des sciences sociales tels que Willis et Cromby [76] l'émotion est également relationnelle et est soit liée au langage, soit liée au contexte [73].

#### 2.3.2.4. Humeur

Alors que les émotions sont suscitées par un stimulus ou un évènement dont la perception peut être consciente ou inconsciente, l'humeur, elle, peut avoir des origines diffuses. En effet, elle n'est pas forcément associée à un évènement particulier. Plus longue dans sa durée, elle est cependant de plus faible intensité [74]. Une humeur peut se manifester suite à l'activation répétée d'une émotion [72].

Dans le cadre de notre thèse et, comme dans la majorité des études en Informatique Affective connu sous le vocable anglais de « Affective Computing », le terme émotion sera utilisé au sens large et inclura tout état affectif.

### 2.3.3. **Émotions de base de Paul Ekman**

L'idée qu'il existe un ensemble réduit d'émotions dites de base trouve son origine dans les recherches de Descartes [77]. Il fut, en effet, le premier à suggérer que tous les états émotionnels peuvent être répartis en six « passions » fondamentales (joie, tristesse, amour, désir, haine et émerveillement). Cependant, la polémique sur la « base émotionnelle » a débuté depuis la parution du livre de Darwin [78] intitulé « L'expression des émotions chez l'homme et les animaux ». Celui-ci y défendait l'idée que les émotions sont déterminantes pour la survie et que parce qu'elles ont des manifestations particulières, il est possible de les reconnaître avec précision chez tous les humains. Cette affirmation de

Darwin a poussé de nombreux théoriciens à penser qu'au moins un certain nombre d'émotions ne nécessitent pas d'apprentissage et qu'elles sont programmées dans le cerveau et donc universelles [79].

Selon Ortony et Turner [80], il existe trois significations du terme « base ». Premièrement, ce terme distingue les auteurs qui soutiennent qu'il existe un certain nombre d'émotions distinctes, qui diffèrent les unes des autres de manière importante. Cette perspective des émotions de base est contraire à ceux qui traitent les émotions comme fondamentalement identiques, ne différant qu'en termes d'intensité ou d'agrément [81]. Le deuxième sens de l'adjectif de « base » est d'indiquer l'opinion selon laquelle, les émotions ont évolué pour leur valeur adaptative dans le traitement des tâches fondamentales de la vie. Les facteurs innés jouent un rôle dans la prise en compte des caractéristiques qu'ils partagent, et non pas l'apprentissage constant ou variable selon l'espèce. Il existe plusieurs façons de décrire les tâches fondamentales de la vie. Johnson-Laird et Oatley [82] disent que ce sont des situations humaines universelles, telles que les réalisations, les pertes, les frustrations, etc. Le terme « base » a enfin été utilisé pour décrire des éléments qui se combinent pour former des émotions plus complexes ou composées [81].

Même si l'idée la plus largement partagée par les théoriciens des émotions est que certaines émotions sont plus « fondamentales » que d'autres, il n'existe aucun consensus sur les émotions à inclure dans la liste des émotions de base [79]. Aussi, le nombre d'émotions de base varie-t-il selon les théories.

Dans le cadre de notre thèse, nous avons retenu la liste d'émotions la plus partagée, celle de Paul Ekman [83] aussi appelée « *The Big Six* » (voir figure 12).



*Figure 12 : Six expressions d'émotion de base (dans le sens des aiguilles d'une montre à partir du coin supérieur gauche: joie, tristesse, colère, peur, dégoût et surprise)[84]*

La liste comprend les émotions suivantes : la joie, la tristesse, la colère, la peur, le dégoût et la surprise. Elles sont toujours les candidats les plus couramment acceptés pour les émotions de base [79]. La figure 12 présente un exemple d'expressions faciales des six émotions de base de Paul Ekman.

#### **2.3.4. Détection des émotions**

Les travaux qui figurent dans la présente thèse ont pour principal objectif d'élaborer une modélisation émotionnelle de l'apprenant en vue d'améliorer l'apprentissage dans les STI. Cette modélisation passe préalablement par la détection des émotions qui consiste à identifier l'état émotionnel courant de l'apprenant [72]. Celui-ci est perceptible à partir des expressions faciales, de la tonalité de la voix, de la gestuelle ou de la posture corporelle. Ainsi, dans la littérature, quatre méthodes de reconnaissance des émotions se dégagent. Il s'agit principalement de :

##### **2.3.4.1. Auto-évaluation**

L'auto-évaluation est une méthode qui consiste pour l'apprenant à exprimer son ressenti pendant qu'il interagit avec le système. Elle se mesure au moyen de questionnaires



d'auto-évaluation « self-report » qui permettent à l'apprenant de décrire lui-même ses émotions [85].

#### 2.3.4.2. Juges externes

Cette autre méthode, à l'opposé de la précédente, a plutôt recours à des observateurs humains experts (enseignants, pédagogues ou psychologues). C'est à ceux-ci qu'il revient de suivre le déroulement de la séance d'apprentissage afin d'évaluer et d'annoter l'état émotionnel de l'apprenant [86].

#### 2.3.4.3. Variables d'interaction

La détection des émotions peut être rendue possible en prenant en compte différentes variables qui découlent de l'interaction entre l'apprenant et le système tutoriel. Ces variables concernent entre autres, le temps passé sur les activités, les fréquences d'utilisation des boutons d'aide ou les performances de l'apprenant (sa capacité de mémorisation, ses scores obtenus dans des tests ou des exercices, son temps de réponse, etc. ) [87, 88].

#### 2.3.4.4. Senseurs physiques

La fonction des senseurs physiques est de détecter des patrons de changements corporels associés aux émotions, en mesurant des caractéristiques observables telles que les expressions faciales, la voix, la posture ou les mouvements corporels [89-91].

### 2.3.5. Comparaison des différentes techniques de détection des émotions

Les différentes méthodes présentées dans le tableau 1 indiquent à la fois des avantages et des inconvénients que nous consignons comme suit :

Tableau 1 : Comparaison des différentes approches de détection des émotions

	Avantages	Inconvénients
<b>L'auto-évaluation</b>	Rapide à administrer facile à implanter dans les STI	Perturbe la dynamique de la session d'apprentissage – peut détériorer la qualité de l'interaction et le rendement de l'apprenant – pas toujours fiable
<b>Les juges externes</b>	L'évaluation peut se faire en même temps, pendant l'interaction, ou en visionnant l'enregistrement vidéo de la session	Très fastidieuse – reste difficile à mettre en œuvre (ressources humaines supplémentaires)
<b>Les variables d'interaction</b>	Évaluer les performances de l'apprenant – le nombre d'erreurs commises – analyser les fréquences de clics sur les boutons, quelques fois porteuses de certains aspects émotionnels.	Elles ne permettent pas d'évaluer de manière objective l'état émotionnel de l'apprenant.
<b>Les senseurs physiques</b>	Couramment utilisés –facilement intégrés dans les environnements d'apprentissage	Souvent couteux – difficulté dans la mise en œuvre.

L'auto-évaluation est une technique généralement utilisée dans le domaine de la détection des émotions pour fournir un ensemble de valeurs de références pour la validation des algorithmes. Dans le cadre de notre thèse, nous avons utilisé cette méthode pour l'analyse des émotions à travers le questionnaire sur les émotions d'accomplissement (voir section 2.3.6.3) de Pekrun [13].

## 2.3.6. Emotions d'accomplissement

### 2.3.6.1. Emotions et apprentissage

L'émotion a un impact majeur sur le jugement et le raisonnement d'un individu[9]. Elle a aussi une influence sur les capacités cognitives telles que l'attention, la mémoire, la

résolution de problèmes et la prise de décision[10]. Pour Isenman [10], l'émotion a surtout un rôle prospectif ou motivationnel. Cette composante motivationnelle se veut être importante pour influencer positivement la cognition et les actions des individus en général et des apprenants en particulier [92]. Outre les influences irrationnelles importantes sur la motivation, telles que la concentration de l'attention, les émotions impliquent normalement des désirs qui fixent des objectifs et alimentent la délibération d'un individu[93].

### 2.3.6.2. Théorie du contrôle et de la valeur des émotions

Dans le cadre de la sélection des émotions candidates, plusieurs travaux de recherche ont porté en général sur celles liées à l'apprentissage, mais, en particulier, sur celles liées à l'évaluation de l'apprentissage [94, 95]. Ces travaux ont eu pour objectif, à travers des études théoriques et statistiques, de rechercher les différentes émotions qui sont suscitées dans un contexte d'apprentissage.

Dans notre thèse, nous nous sommes basés sur la théorie du contrôle et de la valeur des émotions d'accomplissement de Pekrun[13]. La théorie proposée par Reinhard Pekrun s'attèle à fournir un cadre d'intégration pour analyser les antécédents et les effets des émotions vécues dans les réalisations en milieu académique. Ces émotions sont aussi appelées émotions d'accomplissement. Elles se produisent dans différents contextes académiques tels que suivre des cours, étudier et passer des tests/ examens [96]. Les émotions d'accomplissement sont considérées comme des émotions directement liées aux activités d'accomplissement et/ou aux résultats d'accomplissement [94, 96]. Ces activités se réfèrent à des tests, des devoirs et des performances à la fois dans les conditions d'examen comme des tâches à réaliser, tandis que les résultats des activités d'accomplissement se réfèrent par exemple aux notes et aux scores. Les preuves empiriques de la théorie de Pékrun [13] indiquent que les émotions d'accomplissement ont trois dimensions :

- la valence (positive / agréable contre négative / désagréable);
- l'activation (activation contre désactivation);
- la focalisation sur l'objet (activité contre résultat).

La théorie du contrôle et de la valeur des émotions considère les émotions comme des ensembles de processus psychologiques interdépendants, selon lesquels les composantes affectives, cognitives, motivationnelles et physiologiques sont de première importance [96].

### 2.3.6.3. Questionnaire sur les Émotions d'Accomplissement (AEQ)

Le questionnaire sur les émotions d'accomplissement est un instrument d'auto-évaluation permettant de mesurer les émotions des apprenants en situation scolaire. L'instrument, dans sa version finale, se compose de 24 échelles d'émotions qui sont organisées en trois sections évaluant à la fois les émotions liées à la classe, celles liées à l'apprentissage et celles liées au test [96]. L'AEQ se compose de 232 éléments qui mesurent huit émotions différentes liées à la classe, huit émotions liées à l'apprentissage et huit émotions de test. Une échelle de Likert à 5 points (1 pour complètement en désaccord et 5 pour complètement d'accord) est utilisée pour évaluer les expériences émotionnelles des apprenants. Les échelles d'émotions liées à la classe comprennent 80 éléments et demandent aux apprenants de dire ce qu'ils ressentent en ce qui concerne la joie, l'espoir, la fierté, le soulagement, la colère, l'anxiété, la honte et le désespoir relativement à la classe. Les échelles d'émotions liées à l'apprentissage comprennent 75 éléments et demandent aux élèves de rapporter ce qu'ils ressentent à l'égard de l'étude en référence aux huit mêmes émotions. Les échelles d'émotions liées au test comprennent 77 éléments et la consigne demandent aux apprenants d'indiquer ce qu'ils ressentent en ce qui concerne ces huit émotions en situation de test. Ces huit échelles d'émotions sont celles retenues dans le cadre de notre thèse. Dans chaque section, les éléments sont classés en trois blocs évaluant les expériences émotionnelles avant (voir annexe 1), pendant (voir annexe 2), et après une rencontre (voir annexe 3), avec le contexte académique spécifié.

L'instrument a été principalement utilisé à des fins de recherche, mais Pekrun et ses collègues [96] ont affirmé qu'il pourrait également convenir à des fins pratiques d'évaluation. De plus, ils ont déclaré qu'étant donné la longueur totale de l'instrument, il pourrait nécessiter un réajustement des échelles aux objectifs assignés. En conséquence, des versions plus courtes de l'AEQ seraient bénéfiques pour les praticiens [97]. Dans le cadre de l'étude présente, nous avons utilisé seulement les échelles d'émotions liées au test comprenant 77 éléments.

### 2.3.7. Intelligence Emotionnelle

Le concept d'Intelligence Emotionnelle (IE) découle des recherches réalisées de trois psychologues contemporains que sont : Howard Gardner, Peter Salovey, John Mayer, et ensuite popularisé par Daniel Goleman [98]. Jusque-là, les termes « intelligence » et « émotions » avaient toujours été étudiés séparément. Ces auteurs définissent l'IE comme une partie de l'intelligence sociale impliquant de savoir contrôler ses sentiments et émotions mais également ceux d'autrui, de les discriminer et de les utiliser afin de guider les actions et pensées et favoriser ainsi une croissance émotionnelle et intellectuelle [99, 100]. Mikolajczak et *al.*, [101] la définissent comme étant la capacité à identifier, à comprendre, à gérer, et à utiliser ses émotions (et celles d'autrui). Elle a un impact important aussi bien sur la réussite que sur les capacités intellectuelles. L'IE peut être considérée comme un type de compétences sociales permettant aux hommes de gérer leurs émotions ainsi que ceux d'autrui.

L'intelligence émotionnelle comporte plusieurs caractéristiques. Elle est considérée par certains auteurs comme une habilité mentale [102] ou encore comme un trait de personnalité [103]. Une seconde caractéristique de l'IE est qu'elle permet d'influencer divers domaines de la vie d'un individu. En effet, plusieurs études telles que celles réalisées dans [104, 105] ont prouvé par exemple qu'une bonne compétence en termes d'habileté ou trait de l'IE permet de prédire d'excellents résultats scolaires [104-106]. L'IE aurait aussi

un impact important dans d'autres domaines tels que la santé mentale, physique et psychosomatique d'une personne [107]. Enfin, une autre caractéristique de l'IE est qu'un individu peut apprendre et/ou améliorer ses compétences émotionnelles s'il développe sa curiosité vis-à-vis de ses émotions vécues, permettant ainsi d'influencer positivement sa vie [101].

## 2.4. Intelligence socio-émotionnelle et rendement scolaire

L'intelligence socio-émotionnelle ou encore l'intelligence émotionnelle de groupe est définie comme la prise de conscience et la régulation des émotions de groupe au niveau individuel, de groupe et transfrontalier [108]. Bien qu'initialement proposée dans la littérature commerciale, l'intelligence émotionnelle de groupe a également été théorisée pour prédire le rendement scolaire. Elle est considérée par certains chercheurs [109, 110] comme un prédicteur de la performance académique, une condition préalable à la performance et aux réalisations académiques. En effet, elle développe des motivations intrinsèques chez les apprenants de tout âge, sexe, couleur et favorise d'excellents résultats scolaires à court et à long termes [111, 112]. Les résultats des travaux menés par Turi et *al.*, [109] indiquent une corrélation positive entre l'intelligence socio-émotionnelle et la performance académique. Ils recommandent, par ailleurs, l'intégration des pratiques d'intelligence socio-émotionnelle dans les processus d'apprentissage afin d'obtenir de meilleurs résultats académiques possibles. L'intégration de l'intelligence émotionnelle dans l'enseignement supérieur, technique, médical et d'ingénierie, est recommandé par plusieurs chercheurs tels que Chamundeswari [113] et Arockia et *al.*, [114].

Le choix des informations telles que les relations de groupe de travail et l'émotion paraît opportun pour valoriser et optimiser l'apprentissage dans les Systèmes Tutoriels Intelligents, tout en débouchant sur une nouvelle ère de Systèmes Tutoriels dotés d'une intelligence socio-émotionnelle.

## 2.5. Conclusion

Le chapitre a permis de présenter un état de l'art de certaines notions telles que les relations de groupe de travail, l'émotion, l'intelligence émotionnelle et l'intelligence socio-émotionnelle comme facteurs pouvant réorienter l'apprentissage. Il ressort du chapitre que plusieurs recherches en sciences sociales ont prouvé l'efficacité directe ou indirecte de l'intelligence socio-émotionnelle sur la performance académique. De ce fait, les Systèmes d'Apprentissage Informatique devraient intégrer, en plus de capacités cognitives, une intelligence socio-émotionnelle afin de mieux gérer et prédire les performances scolaires des apprenants, améliorant ainsi au mieux l'apprentissage face aux attentes du monde d'aujourd'hui. Cette faculté socio-émotionnelle a motivé les recherches de cette thèse car elle permettra aux STI d'être émotionnellement intelligent pour répondre d'une manière similaire aux tuteurs humains.

# CHAPITRE 3 : **APPRENTISSAGE ET FACTORISATION MATRICIELLE POUR LA PREDICTION DES PERFORMANCES DES APPRENANTS**

## Sommaire

---

3.1.	INTRODUCTION.....	50
3.2.	SYSTÈMES DE RECOMMANDATION ET FACTORISATION MATRICIELLE.....	50
3.3.	FACTORISATION MATRICIELLE ET APPRENTISSAGE MACHINE .....	65
3.4.	FACTORISATION MATRICIELLE ET PRÉDICTION DES PERFORMANCES DES APPRENANTS.....	67
3.5.	QUELQUES APPROCHES DE FACTORISATION MATRICIELLE.....	68
3.6.	MÉTHODES D'ÉVALUATION MATRICIELLE .....	72
3.7.	ALGORITHMES POUR L'APPRENTISSAGE DES MODÈLES FC .....	77
3.8.	CONCLUSION .....	79

---



### 3.1. Introduction

Les Systèmes de Recommandation (SR) sont des techniques de plus en plus utilisées dans plusieurs services et ou domaines tels que le Web, les bibliothèques, le tourisme, le commerce et l'apprentissage pour recommander une large gamme d'éléments (pages web, articles, actualité, livres, ressources pédagogiques...). Compte tenu de la quantité croissante d'informations, dans les domaines, le besoin pour les systèmes de personnaliser avec précision les éléments aux utilisateurs devient un enjeu majeur. Parmi les méthodes utilisées dans la littérature pour effectuer des prédictions/recommandations, figure la Factorisation Matricielle ; une approche basée sur les modèles de facteurs latents. Cette méthode constitue la base de nos modèles de prédiction proposés dans notre thèse. A cette fin, ce chapitre propose un cadre de présentation des différentes techniques de filtrage utilisées dans la littérature, puis décrit les méthodes de Factorisation Matricielle dans le domaine de l'apprentissage intelligent, comme approches découlant des systèmes de recommandation. Il présente ensuite les différentes métriques d'évaluation matricielle pouvant être utilisées pour évaluer la pertinence des modèles de recommandation. Enfin, une présentation de quelques algorithmes permettant l'optimisation des modèles matriciels est faite.

### 3.2. Systèmes de recommandation et Factorisation Matricielle

#### 3.2.1. Systèmes de Recommandation

Le terme Systèmes de Recommandation désigne des outils logiciels ou des techniques permettant de suggérer des articles à un utilisateur actif [115, 116]. Les suggestions concernent en général, différents processus décisionnels, tels que les articles à acheter, la musique à écouter, des films à visionner ou des actualités et supports pédagogiques à consulter. Le terme « article » est généralement utilisé dans le domaine

des systèmes de recommandation pour désigner ce que les systèmes recommandent aux utilisateurs. L'objectif premier des systèmes de recommandation est de convertir la masse de données disponibles en un conseil personnalisé et utile à chacun des utilisateurs. Cette personnalisation de la recommandation implique la capacité de s'ajuster automatiquement et de présenter à chaque utilisateur des informations utiles en rapport avec ses intérêts et ses besoins (la bonne information pour la bonne personne au bon moment) [117]. Cet état de fait passe d'abord par un système de filtrage de l'information qui cherche à prédire la « *note* » ou la « *préférence* » qu'un utilisateur donnerait à un élément ou un article. Les SR essaient donc de prédire sur la base d'informations collectées, quels sont les différents produits ou services les plus appropriés, en fonction des préférences et des contraintes de l'utilisateur. Les étapes de cette recommandation sont présentées dans la figure 13 à travers trois phases que sont la phase de collecte d'informations, la phase d'apprentissage et la phase de prédiction/recommandation.

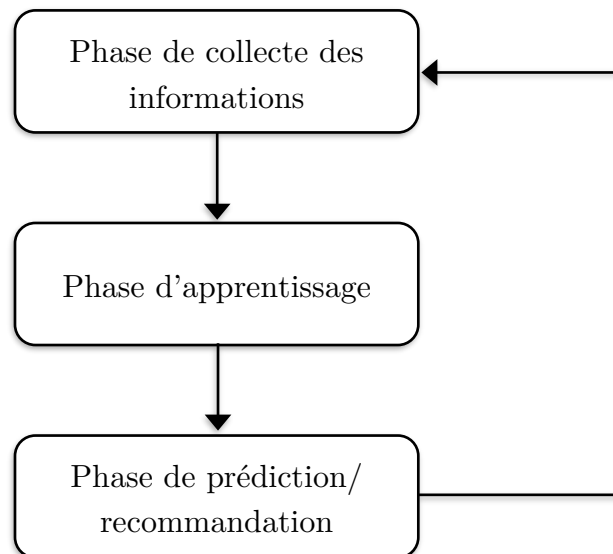


Figure 13 : Phases du processus de recommandation ([118] modifiée)

#### 3.2.1.1. Phase de collecte des informations

La phase de collecte d'informations est d'une importance capitale car un système de recommandation doit en savoir autant que possible sur l'utilisateur afin de fournir une recommandation raisonnable. Cette collecte d'informations peut se faire de trois manières différentes :

- **Rétroaction explicite** : dans ce cas de figure, le système présente à l'utilisateur, une interface en l'invitant à noter les articles ou éléments afin de construire et améliorer son modèle. L'inconvénient majeur de cette méthode réside dans le fait qu'elle suggère assez d'effort de la part des utilisateurs. De plus, les utilisateurs ne sentent toujours pas le besoin de fournir des informations les concernant.

- **Rétroaction implicite** : dans cette méthode, le système découvre automatiquement les préférences des utilisateurs à travers l'analyse de certaines actions des utilisateurs telles que l'historique de navigation, le temps passé sur certaines pages Web ou applications, l'historique des achats effectués et les clics sur les boutons. Cette méthode réduit considérablement la charge des utilisateurs en déduisant leurs préférences et comportements via l'interaction utilisateur-système. Cependant, elle demeure moins précise par rapport à la rétroaction explicite [118].

- **Rétroaction hybride** : cette méthode fait appel aux deux premières en combinant leurs forces afin d'obtenir un système plus performant.

#### 3.2.1.2. Phase d'apprentissage

La phase d'apprentissage fait appel à des techniques ou algorithmes d'apprentissage machine qui découvrent et explorent les caractéristiques de l'utilisateur à partir des données recueillies lors de la phase de collecte d'informations.

#### 3.2.1.3. Phase de prédiction/recommandation

La dernière phase recommande ou prédit simplement les différents éléments susceptibles d'être appréciés par l'utilisateur. La phase de recommandation peut soit

s'appliquer sur les données collectées (dans la phase de collecte) en se basant sur la mémoire ou sur les modèles, soit, s'appliquer aux activités de l'utilisateur observées par le système.

Dans les systèmes de recommandation, il existe plusieurs méthodes ou techniques de filtrage de l'information. Nous les regroupons à travers trois principales catégories. Il s'agit du filtrage collaboratif, du filtrage basé sur le contenu et du filtrage hybride, tel que présenté dans la figure 14.

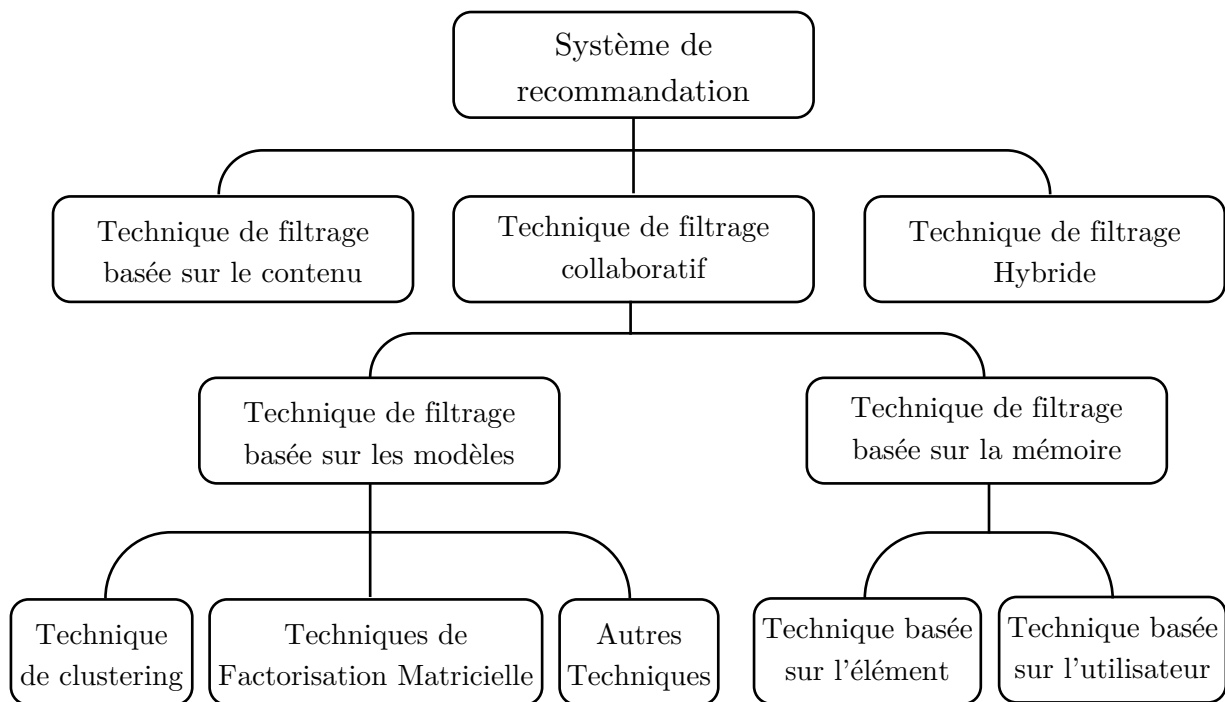


Figure 14 : Organisation des techniques de Filtrage de l'information dans les Système de Recommandation ([119] modifiée)

### 3.2.2. Techniques de filtrage des systèmes de recommandation

#### 3.2.2.1. Filtrage basé sur le contenu

La technique de filtrage basé sur le contenu est une technique qui s'applique à un domaine précis en mettant davantage l'accent sur l'analyse des attributs des éléments ou

articles afin de générer des prédictions. Lorsque des documents tels que des pages Web, des publications et des actualités doivent être recommandés, cette technique est la plus efficace [118]. Le système de recommandation basé sur le contenu apprend à recommander des articles similaires à ceux que l'utilisateur a apprécié par le passé. En d'autres termes, la recommandation est faite sur la base des profils d'utilisateurs en utilisant des fonctionnalités extraites du contenu des éléments que l'utilisateur a évalués dans le passé [120]. Par exemple, si un utilisateur a évalué positivement un film appartenant au genre comique, le système peut apprendre à recommander d'autres films de ce genre. Les techniques de filtrage basé sur le contenu utilisent une diversité de modèles pour découvrir la similarité entre les éléments au sein d'un corpus afin de générer des recommandations significatives aux utilisateurs. Parmi ces modèles, on peut citer les modèles probabilistes tels que les classifieurs Naïve Baye, les arbres de décision, les réseaux de neurones. Ces techniques font des recommandations en apprenant le modèle sous-jacent à l'aide de techniques d'analyse statistique ou d'apprentissage automatique. La technique de filtrage basée sur le contenu n'a pas besoin du profil des autres utilisateurs car elle n'influence pas sur les résultats de la recommandation. De plus, si le profil de l'utilisateur change, cette technique a encore le potentiel d'ajuster ses recommandations dans un délai très court. Elle a aussi, la possibilité de recommander de nouveaux éléments aux utilisateurs même si ceux-ci n'ont encore reçu aucune note des utilisateurs. Ainsi, même si la base de données ne contient pas de préférences utilisateur, la précision des recommandations n'est pas affectée[118]. L'inconvénient majeur de cette technique est qu'elle nécessite une connaissance approfondie et une description des caractéristiques des éléments du profil. En d'autres termes, elle nécessite une description détaillée des éléments du domaine et un profil utilisateur très bien organisé avant de pouvoir faire des recommandations aux utilisateurs [121].

### 3.2.2.2. Filtrage collaboratif

La technique de filtrage collaboratif recommande à un utilisateur actif des éléments ou articles que d'autres utilisateurs, ayant des préférences similaires ont apprécié par le passé. La technique de filtrage collaboratif fonctionne par la création d'une base de données (soit utilisateur-article) donnant les préférences exprimées par les utilisateurs par rapport à chacun des articles. Elle fait ensuite correspondre les utilisateurs ayant des intérêts et des préférences pertinents par le calcul des similarités entre leurs profils pour faire des recommandations [122]. Cette similarité en matière de goût est calculée sur la base des ressemblances dans l'historique des notations des utilisateurs. Dans les systèmes de recommandation actuels, cette technique de prédiction est considérée comme étant la plus populaire et la plus largement mise en œuvre [123]. Les utilisateurs ayant les mêmes préférences sont organisés dans des groupes appelés « *neighborhood* » ou « *voisinage* ». Un utilisateur reçoit des recommandations sur les éléments qu'il n'a pas notés auparavant mais qui ont déjà été positivement évalués par les utilisateurs de son voisinage. Les recommandations produites par les techniques de filtrage collaboratif peuvent être des prédictions ou des recommandations. La prédiction notée  $R_{ij}$  est une valeur numérique exprimant le score donné ou obtenu par l'utilisateur  $i$  à l'élément  $j$ . La recommandation quant à elle, représente une liste des  $N$  éléments susceptibles d'être appréciés par l'utilisateur  $i$ , donc, qu'il aimerait voir ou avoir comme illustré dans la figure 15.

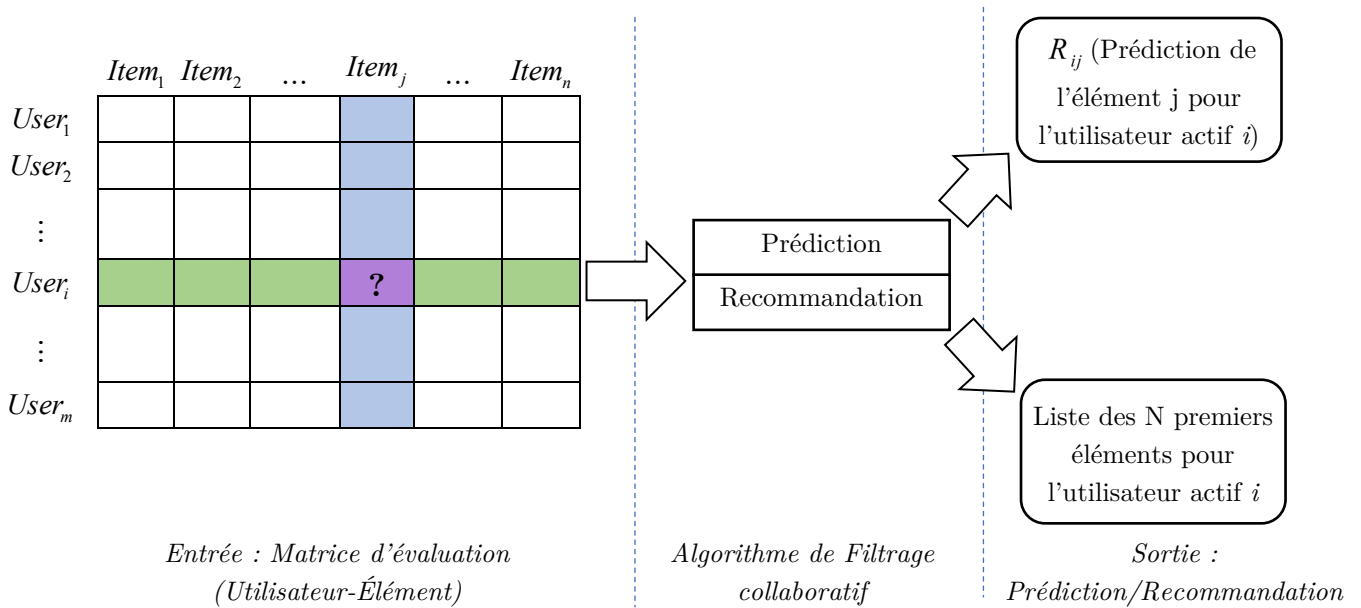


Figure 15 : Processus de Filtrage Collaboratif

On distingue deux catégories de filtrage collaboratif : la technique basée sur la mémoire et celle basée sur le modèle [118, 120].

### 3.2.2.2.1. Technique de filtrage basée sur la mémoire

La technique de filtrage collaboratif à base de mémoire s'appuie essentiellement sur les éléments ayant déjà été notés par l'utilisateur au moment du calcul de la recommandation afin de lui trouver un certain nombre de voisins qui partagent ses goûts ou préférences [124]. En d'autres termes, en se référant au profil de l'utilisateur  $i$ , le système recherche des utilisateurs autres que  $i$  qui lui sont plus similaires, puis, à l'aide d'algorithmes, combine les préférences des voisins pour effectuer les recommandations. La recherche de similarité peut se faire soit, en utilisant des techniques basées sur les utilisateurs, soit en utilisant des techniques basées sur les éléments.

Pour prédire la note d'un utilisateur actif  $i$  relative à un élément  $j$ , les techniques basées sur l'utilisateur :

- Calculent la similarité entre l'utilisateur  $i$  et les autres utilisateurs sur la base des mêmes articles évalués par le passé ;
- Font un choix de nombre  $N$  de voisins plus proches de l'utilisateur actif  $i$  ;
- Calculent la note que donnerait l'utilisateur  $i$  à l'élément  $j$  en faisant une moyenne pondérée des notes attribuées par les  $N$  voisins à l'élément  $j$ .

Pour prédire la note d'un utilisateur actif  $i$  relativement à un élément  $j$ , les techniques basées sur l'élément s'appuient essentiellement sur la similarité entre les éléments et non entre les utilisateurs. Cela passe par les étapes suivantes où les techniques:

- Calculent de la similarité entre l'élément  $j$  et les autres éléments ayant déjà été notés par le passé par  $i$  ;
- Font le choix du nombre  $M$  d'éléments les plus similaires à l'élément  $j$  ;
- Calculent la note que donnerait l'utilisateur  $i$  à l'élément  $j$  en faisant une moyenne pondérée des notes attribuées par les  $M$  éléments similaires à l'élément  $j$ .

La mesure de similarité ou métrique de similarité est une méthode utilisée pour calculer les scores entre des utilisateurs ou des éléments. Ces scores peuvent être utilisés comme fondement de la génération de recommandations basées sur les utilisateurs ou les éléments [118]. Dans la littérature associée, les deux mesures les plus couramment utilisées pour calculer la similarité entre utilisateur/éléments sont : la similarité vectorielle et le coefficient de corrélation de Person.

#### 3.2.2.2.1.1. Coefficient de corrélation de Pearson

Le coefficient de corrélation de Pearson est utilisé pour calculer l'intensité de la liaison entre deux variables. Le calcul de la similarité entre deux utilisateurs  $a$  et  $u$  est donné dans [118, 125, 126] par :



$$s(a,u) = cor(a,u) = \frac{\sum_{j=1}^n (r_{a,j} - \bar{r}_a)(r_{u,j} - \bar{r}_u)}{\sqrt{\sum_{j=1}^n (r_{a,j} - \bar{r}_a)^2} \times \sqrt{\sum_{j=1}^n (r_{u,j} - \bar{r}_u)^2}} \quad (01)$$

$s(a,u)$  désigne la similarité entre les deux utilisateurs  $a$  et  $u$  ;  $r_{a,j}$  est la note que l'utilisateur  $a$  a attribué à l'élément  $j$  tandis que  $\bar{r}_a$  est la moyenne des notes attribuées par l'utilisateur  $a$  ;  $n$  désigne le nombre d'éléments ayant été notés à la fois par les utilisateurs  $a$  et  $u$  .

Une fois que toutes les similarités sont calculées, la prédiction de la note d'un élément est faite à partir d'une combinaison pondérée des notes des  $N$  voisins pris en compte. La formule générale de prédiction de la note d'un utilisateur  $a$  pour un élément  $j$  est donnée dans [118] par :

$$p(a,j) = \bar{r}_a + \frac{\sum_{u=1}^N (r_{u,j} - \bar{r}_u) \times s(a,u)}{\sum_{u=1}^N s(a,u)} \quad (02)$$

$p(a,j)$  désigne la note prédite pour l'utilisateur  $a$  à l'élément  $j$  ;  $N$  est le nombre d'utilisateurs présents dans le voisinage de  $a$  ayant déjà noté l'élément  $j$  .

#### 3.2.2.2.1.2. Similarité vectorielle

La mesure de la similarité vectorielle, aussi appelée, similarité du cosinus est différente de celle basée sur la corrélation de Pearson en ce sens qu'elle repose sur un modèle d'espace vectoriel basé sur l'algèbre linéaire plutôt que sur une approche statistique[118]. Elle mesure la similarité de deux vecteurs de même dimension en fonction de l'angle entre eux. Dans cette approche, les utilisateurs  $a$  et  $u$  sont considérés comme étant deux vecteurs de même dimension  $n$  ; ou  $n$  est le nombre d'éléments ayant été évalués à la fois par les utilisateurs  $a$  et  $u$  . La similarité entre les vecteurs  $a$  et  $u$  peut-être définie selon [118] de la manière suivante :

$$s(a, u) = \cos(a, u) = \frac{\vec{a} \cdot \vec{u}}{|\vec{a}| \times |\vec{u}|} = \frac{\sum_{j=1}^n r_{a,j} r_{u,j}}{\sqrt{\sum_{j=1}^n (r_{a,j})^2} \times \sqrt{\sum_{j=1}^n (r_{u,j})^2}} \quad (03)$$

#### 3.2.2.2.2. Technique de filtrage basée sur les modèles

Les techniques de filtrage basées sur les modèles exploitent principalement les évaluations passées des utilisateurs pour améliorer les techniques de filtrage. A la différence des techniques basées sur le contenu, elles ne calculent pas directement les prédictions des notes mais essaient, soit de classer les utilisateurs suivant des groupes, soit d'apprendre des modèles à partir d'algorithmes d'apprentissage automatique ou d'exploration de données. En utilisant des modèles précalculés, ces techniques peuvent recommander efficacement un ensemble d'éléments. L'efficacité des techniques basées sur des modèles est avérée dans la résolution des problèmes de rareté associés aux systèmes de recommandation.

Il existe plusieurs techniques basées sur les modèles telles que les modèles de clustering, les réseaux Bayésiens, les modèles de Factorisation Matricielle. Les modèles de Factorisation Matricielle en général et les modèles de Factorisation Matricielle Multi-Relationnelle en particulier, constituent les modèles de base de nos différentes approches proposées dans notre thèse (Voir Chapitre 4, 5 et 6). En effet, elles ont la capacité de s'adapter à plusieurs relations du domaine et tirer parti des sources diverses d'informations.

#### 3.2.2.2.3. Comparaison des approches FBC et FC

Nous présentons dans le tableau 2, quelques avantages et inconvénients relatifs aux filtrages collaboratifs et aux filtrages basés sur le contenu.

Tableau 2 : Avantages et inconvénients des techniques de filtrage des SR

Techniques de Filtrage		
	Filtrage collaboratif (FC)	Filtrage basé sur le contenu (FBC)
Avantages	<ul style="list-style-type: none"> <li>- La connaissance du domaine est non-requise pour effectuer une recommandation (i)</li> <li>- La qualité des recommandations est proportionnelle à la taille de la base de données des évaluations (ii)</li> <li>- La possibilité de recommander un élément de nature ou caractéristique différente à ceux déjà connus par un utilisateur (recommandation d'élément hors du familier) (iii)</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- (i)</li> <li>- (ii)</li> <li>- La possibilité de recommander un nouvel élément à un utilisateur (iv)</li> </ul>
Inconvénients	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Le problème de recommandation d'élément pertinent à un nouvel utilisateur disposant d'évaluations insuffisantes (v)</li> <li>- Le problème de recommandation d'un nouvel élément à un utilisateur (vi)</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- (v)</li> <li>- Les recommandations sont liées au contenu des éléments</li> </ul>

Les avantages majeurs du filtrage collaboratif par rapport à FBC résident dans ce qu'il peut fonctionner dans des domaines où il n'y a pas suffisamment de contenu associé aux éléments et dans lesquels, le contenu n'est pas aisé à analyser pour un système informatique (comme les opinions et l'idéal). En outre, parce que la technique FC a la capacité de fournir des recommandations fortuites, elle peut recommander des éléments qui sont pertinents pour l'utilisateur, même sans que le contenu se trouve dans le profil de l'utilisateur [65]. Le succès des techniques CF semble cependant quelque peu ternis par certains phénomènes qui, sans être des inconvénients, apparaissent plutôt comme des faiblesses liées à leur utilisation. Il s'agit entre autres de situations telles que :

- Le démarrage à froid : cette faiblesse renvoie à une situation où un recommandataire ne dispose pas d'informations adéquates sur un utilisateur ou un éléments pour effectuer des prédictions ou recommandations pertinentes [115, 118]. C'est l'une des faiblesses majeures qui réduit les performances du système de recommandation.

Le profil de ce nouvel utilisateur ou élément sera vide car il n'a encore évalué aucun élément ; par conséquent, ses préférences ne sont pas connues du système.

- La « *Sparsity* » ou « *rareté des données* » (viii) : ce phénomène apparaît généralement lorsque la matrice utilisateur-élément contient suffisamment d'éléments non évalués[127]. Cela conduit à une matrice utilisateur-élément restreinte à l'incapacité à favoriser la localisation de voisins proches d'un utilisateur et par conséquent à une génération de recommandations non pertinentes ;

- Le « *gray Sheep* » (ix) : survient généralement lorsque des articles, ayant obtenus de meilleures notations, ont tendance à être recommandés par le système ;

- Le « *Shilling* » (x) : cette situation survient lorsqu'un utilisateur malveillant influe positivement ou négativement sur les recommandations en usurpant des profils ou en créant de faux.

### 3.2.2.3. Techniques hybrides

Le filtrage hybride combine différentes techniques de recommandation afin d'obtenir une meilleure optimisation du système pour éviter certaines limitations et problèmes des systèmes de recommandation purs[118, 128]. Selon[129], un modèle de combinaison d'algorithmes peut fournir de meilleurs recommandations qu'un seul algorithme car les inconvénients ou faiblesses d'un algorithme pourraient être ainsi surmonter par un autre. Les techniques hybrides peuvent être aussi utilisées afin de surmonter certains problèmes courants dans les systèmes de recommandations tels que la rareté des données[119]. La combinaison de plusieurs techniques de recommandation peut se faire de manières différentes telles que décrit par les points suivants :

- Une implémentation séparée des différents algorithmes pour enfin combiner leurs résultats ;

- Une utilisation du filtrage collaboratif dans une approche basée sur le contenu

- Une utilisation de filtrage basée sur le contenu dans une approche collaborative ;
- Un modèle de combinaison simultanée de deux approches différentes.

Dans le cadre de notre thèse, nos différentes contributions font appel aux techniques permettant de tirer à la fois partie des avantages des techniques basées sur le contenu et des techniques de filtrage collaboratifs. Nos approches visent donc à surmonter parallèlement certaines faiblesses des méthodes FC et FBC telles que : la rareté des données, le démarrage à froid des FC, l'incapacité des FBC à recommander de nouveaux items, l'incapacité des FC à recommander des items aux nouveaux utilisateurs, et à surmonter les problèmes de « *Shilling* » et « *gray Sheep* » tels que décrits dans la section 3.2.2.2.3.

### 3.2.3. Factorisation Matricielle

La technique de Factorisation Matricielle classique (MF) est une classe d'algorithme de filtrage collaboratif utilisé dans les systèmes de recommandation. Elle est l'une des techniques les plus efficaces pour concevoir des systèmes de recommandation [130-133]. Cette méthode est utilisée par plusieurs services tels que le site de streaming Netflix et le site de vente en ligne Amazon afin d'accélérer et optimiser la recherche de recommandation de contenu aux différents utilisateurs connectés. La popularité des approches de Factorisation Matricielle au cours de ces dernières années est due à leur capacité à combiner une bonne évolutivité et une précision prédictive. De plus, elles offrent une grande flexibilité pour modéliser diverses situations réelles [134]. L'autre point fort de cette technique est qu'elle permet l'incorporation d'informations supplémentaires. Ces approches produisent une forme de cartographie entre les utilisateurs et les éléments en une représentation de faible dimension (facteurs latents) pour modéliser l'affinité *utilisateur-article* dans un espace vectoriel [135]. L'objectif principal de cette approche est d'extraire des matrices de grandes tailles, des variables latentes qui permettent d'expliquer, au mieux, les données dans un espace de dimension inférieure [136].

### 3.2.3.1. Factorisation Matricielle et réduction de dimension

La Factorisation Matricielle est devenue une solution puissante pour réduire la dimension des données, extraire les caractéristiques latentes des données et atténuer le phénomène de rareté [137]. Cette technique permet de représenter un problème de Filtrage Collaboratif dans une matrice de notations ou évaluations : matrice *utilisateur-élément*. En raison de la grande dimensionnalité des données, cette matrice initiale est généralement décomposée ou factorisée en deux ou plusieurs matrices plus petites. Ces matrices ont l'avantage d'avoir de petites dimensions, ce qui réduit l'espace de stockage requis et le temps pour les traiter [138].

### 3.2.3.2. Formulation Mathématique de la Factorisation Matricielle

Dans sa forme classique, la Factorisation Matricielle dans les systèmes de recommandation décrit à la fois les utilisateurs et les éléments par des vecteurs de facteurs latents. Ces vecteurs sont déduits de la matrice de notations *utilisateur-élément*. Une forte corrélation entre les facteurs latents utilisateur et facteurs latents éléments conduit à recommander un élément à un utilisateur particulier [139]. Dans la formulation classique du problème de factorisation ou décomposition de matrice pour les systèmes de recommandation, l'on suppose l'existence d'une matrice incomplète  $R \in \mathbb{R}^{N \times M}$  concernant  $N$  utilisateurs et  $M$  éléments ou articles. Les modèles de Factorisation Matricielle mappent à la fois les utilisateurs et les éléments dans un espace factoriel latent commun de dimensionnalité  $K$ , de sorte que les interactions *utilisateur-élément* sont modélisées comme des produits internes dans cet espace[134]. Le principe sous-jacent un problème de Factorisation Matricielle est d'apprendre un modèle latent d'utilisateurs  $U \in \mathbb{R}^{N \times K}$  et un modèle latent d'éléments  $V \in \mathbb{R}^{M \times K}$  de sorte que la reconstruction de la matrice  $R$  entre un utilisateur  $i$  et un élément  $j$  soit la matrice  $\hat{R}$  selon la formulation (04) :

$$\hat{R}_{ij} = U_i V_j^T \quad (04)$$

La matrice  $\hat{R}$  est estimée de la matrice  $R$ . Les matrices de facteurs latents  $U$  et  $V$  donnent une approximation de tous les éléments inconnus de la matrice  $R$ . En conséquence, chaque utilisateur  $i$  est caractérisé par un vecteur  $u_i \in \mathbb{R}^K$  et chaque élément ou article  $j$  est caractérisé par un vecteur  $v_j \in \mathbb{R}^K$ . Le produit scalaire résultant  $u_i \cdot v_j^T$  capture l'interaction entre l'utilisateur  $i$  et l'élément  $j$ ; en d'autres termes, ce produit représente l'intérêt général que l'utilisateur  $i$  ressent sur la base des caractéristiques de l'élément  $j$ . Cette valeur correspond approximativement à la note que l'utilisateur  $i$  donnerait à l'élément  $j$  et elle est notée  $\hat{r}_{ij}$ . De manière générale, l'estimation de la note d'un utilisateur  $i$  à un élément  $j$  est calculée selon [134] de la manière suivante :

$$\hat{r}_{ij} = u_i \cdot v_j^T \quad (05)$$

Le défi majeur de cette technique consiste à mapper respectivement chaque utilisateur  $i$  et élément  $j$  dans les vecteurs  $u_i$  et  $v_j$ . Une fois que le système de recommandation a terminé cette cartographie, il peut alors facilement estimer la note qu'un utilisateur attribuera à n'importe quel élément en utilisant l'équation (05). Les Matrices de facteurs latents  $U$  et  $V$  s'obtiennent généralement par la minimisation d'une fonction objectif (équation 06) qui provient d'une fonction coût sur un ensemble de notations ou évaluations connues.

$$\min_{u^*, v^*} \sum_{(i,j) \in \kappa} (r_{ij} - u_i v_j^T)^2 + \lambda \left( \|u_i\|_F^2 + \|v_j\|_F^2 \right) \quad (06)$$

Où  $\kappa$  est l'ensemble des couples  $(i, j)$  pour lesquelles la note  $r_{ij}$  est connue (ensemble d'apprentissage).

Puisque la finalité de la FM est de généraliser les notations précédentes d'une manière et prédire les notations futures (inconnues) du modèle, le système doit éviter de sur-ajuster les données observées en régularisant les paramètres appris, dont les amplitudes

sont pénalisées. De ce fait, la constante  $\lambda$  vient contrôler l'étendue de la régularisation et est généralement déterminée par la technique de Validation Croisée (voir section 3.6.2).

### 3.3. Factorisation Matricielle et apprentissage machine

La Factorisation Matricielle est une technique qui vise à décomposer une matrice clairsemée en deux matrices denses de bas rang. Dans le domaine de l'apprentissage automatique connu sous le vocable anglais par le terme *Machine Learning*, la Factorisation Matricielle est utilisée pour prédire des données inconnues sur la base d'une collection d'observations existantes représentées au format matriciel. Par exemple, la FM est utilisée pour prédire les notes des clients sur les produits dans le filtrage collaboratif. Cette technique est puissante car elle permet de découvrir certaines caractéristiques latentes à partir des observations étiquetées [140]. Un exemple de caractéristique latente d'un client peut être son niveau de revenu, qui peut avoir un certain impact sur son intérêt pour les produits, mais ne peut pas être directement dérivé des données observées (par exemple, les évaluations sur les produits). Un modèle de FM se compose de deux matrices denses appelées matrices de caractéristiques (latentes). Dans la littérature associée, Il existe trois approches primaires communément utilisées pour la formation (apprentissage machine) du modèle, notamment l'alternance des moindres carrés (Alternating Least Square : ALS), la descente de gradient stochastique (Stochastic Gradient Descent : SGD) et la descente de gradient (Gradient Descent : GD) telles que présentées à la section 3.7.

Le modèle de Factorisation Matricielle peut être assimilé à un modèle de Réseau de Neurones à plusieurs couches dans le cadre de l'apprentissage machine, tel qu'illustré par la figure 16.



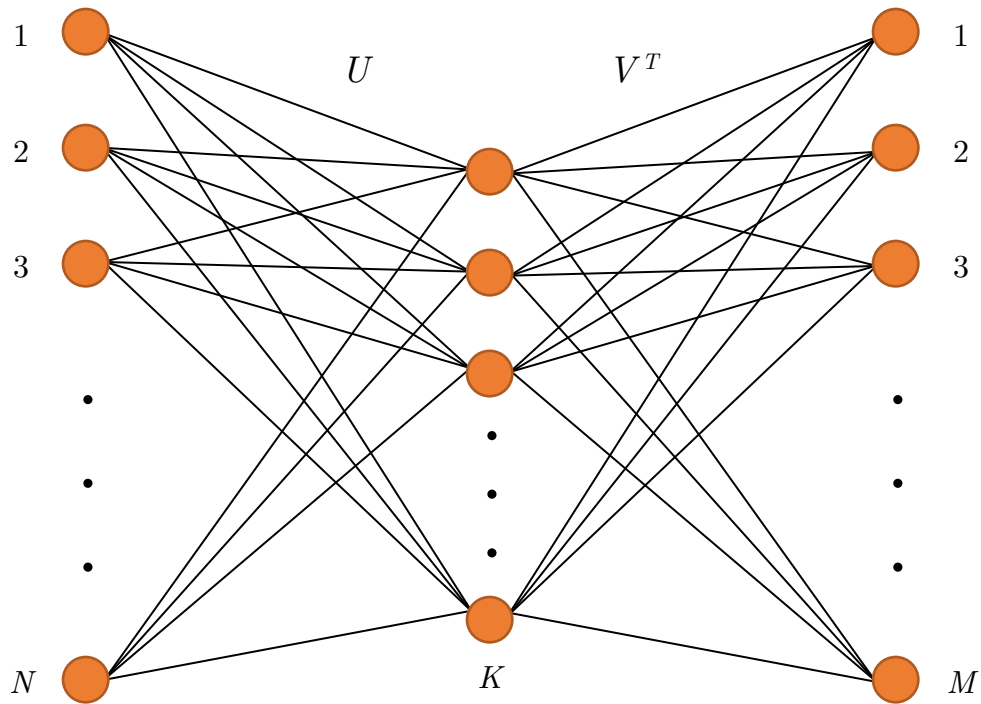


Figure 16 : Modèle de Factorisation Matricielle sous forme de réseau neuronal ([141] modifiée)

Le réseau du modèle classique FM possède trois couches : une couche d'entrée à  $N$  neurones, une couche cachée à  $K$  neurones et une couche de sortie à  $M$  neurones. Tous les nœuds dans ce réseau utilisent une fonction d'activation de type identité. Pour un utilisateur  $i$ , ses caractéristiques latentes sont notées  $u_i$ , et chaque élément  $u_{ik}$ , peut être considéré comme étant le poids entre le  $i$ -ième neurone d'entrée et le  $k$ -ième neurone caché. Pareillement, pour un article  $j$  de caractéristiques latentes  $v_j$ , chaque élément  $v_{kj}$  est assimilé au poids entre le  $k$ -ième neurone caché et le  $j$ -ième neurone de sortie [141].

Pour prédire la note qu'un utilisateur  $i$  donnerait à un article  $j$  ou encore, pour connaître la sortie pour un couple  $(i, j)$  telle que donnée dans l'équation (05), nous pouvons activer le  $i$ -ième neurone d'entrée (en lui définissant la valeur 1) et désactiver tous les autres neurones (en leur définissant la valeur 0). Dans ce cas de figure, la descente de

gradient stochastique (voir section 3.7.2) pour l'entraînement du réseau correspond à l'algorithme de rétropropagation utilisé dans les réseaux de neurones.

Le réseau peut être modifié en de nombreuses façons, par exemple en ajoutant au modèle de base, des biais d'utilisateur et d'élément à chaque nœud d'entrée et de sortie [142, 143] ou en utilisant des fonctions d'activation non linéaires (par exemple sigmoïde) dans la couche cachée ou dans la couche cachée et la couche de sortie[141].

### 3.4. Factorisation Matricielle et prédiction des performances des apprenants

Récemment, certains auteurs tels que Thai-Nghe et *al.*, [133, 144] ont proposé d'utiliser les techniques de Factorisation Matricielle, issue des SR pour la prédiction des performances des apprenants. Le problème de prédiction de la performance en effet d'un apprenant, pourrait être considéré comme celui de la prédiction d'une *évaluation*. Dans cette optique, *l'apprenant*, la *tâche* et la *performance* deviendraient respectivement *l'utilisateur*, *l'article* et *l'évaluation* comme présenté dans les systèmes de recommandations classiques. Le choix d'approches basées sur la FM pour la prédiction des notes est postulé sur la croyance qu'il existe un espace de caractéristiques latentes de faible dimension qui peut représenter conjointement les apprenants et les tâches à réaliser. L'espace latent peut correspondre à l'espace des composantes de connaissances ou compétences qui peuvent expliquer la variabilité des performances des apprenants [133]. D'autres travaux comme ceux effectués dans [133] ont montré que la méthode de Factorisation Matricielle pouvait s'appliquer sur les notes brutes des apprenants en prenant en compte les notes dans un intervalle de 0 et 100 au lieu de 0 et 1 comme les travaux effectués dans la littérature. Dans [145, 146], les auteurs se sont proposés d'améliorer cette méthode en intégrant l'effet temporel car la connaissance des apprenants s'améliore au fil du temps. Les résultats expérimentaux montrent que les approches proposées sont prometteuses. Cependant, ces travaux n'ont considéré qu'une seule relation : celle existant entre l'apprenant et la tâche

à réaliser. Pour étendre l'efficacité de prédiction de cette méthode, les auteurs Thai-Nghe et *al.*, [24] ont proposé explorer de multiples relations pouvant exister entre les apprenants, les tâches et leurs métadonnées en proposant le modèle de Factorisation Matricielle Multi-Relationnelle (MRMF pour Multi-Relational Matrix Factorization). Ils proposent également une Factorisation Matricielle Multi-Relationnelle Pondérée (WMRMF pour Weighted Multi-Relational Matrix Factorization) pour tenir compte de la relation principale qui contient la variable cible. Les auteurs Nedungadi et *al.*, [143], quant-à-eux, proposent, en plus du facteur multi-relationnel, d'intégrer le biais de l'apprenant qui se définit par la probabilité qu'un élève exécute des tâches et le biais de la tâche pouvant traduire le degré de difficulté de la tâche. Cependant, ces méthodes n'ont pas tiré parti des relations sociales pouvant être intégrées. Elles ont ignoré en effet les connexions significatives entre les apprenants (inscrits dans des groupes de travail par exemple), ce qui n'est pas conforme aux observations du monde réel. Il a été démontré dans [147, 148] et aussi présenté dans la section 2.2.3 que le travail en groupe favorise la collaboration entre étudiants pour atteindre des objectifs d'apprentissage communs et accroît leur rendement, leur persévérance et leurs attitudes.

Dans notre première contribution, nous proposons un nouveau modèle de Factorisation Matricielle Multi-relationnelle dénommée *So*-WMRMF qui intègre les diverses relations entre : *apprenants-apprenants*, *apprenants-tâches*, *apprenants-compétences* et *tâches-compétences*. De ce fait, la section 3.5 suivante propose quelques approches de FM qui nous ont permis d'atteindre les objectifs de cette thèse.

### 3.5. Quelques approches de Factorisation Matricielle

Dans la littérature associée, plusieurs approches de Factorisation Matricielle sont explorées. Dans cette session, nous présentons quelques-unes d'elles. Ces approches de Factorisation Matricielle, en occurrence MRMF et WMRMF nous permettrons de décrire les modèles utilisés dans nos différentes contributions (voir Chapitre 4, 5 et 6)

### 3.5.1. Approche de Factorisation Matricielle classique (FM)

Désignons par  $S$  un ensemble d'apprenants,  $I$  un ensemble de tâches et  $P$  une gamme de scores de performances possibles. Selon la littérature des modèles des systèmes de recommandation[143, 149], la matrice « apprenant-effectue-tâche »  $R$ , en considérant un seul attribut, peut être approchée par un produit de deux petites matrices  $W_1$  (apprenant) et  $W_2$  (tâche). Soit,  $R \approx W_1 W_2^T$ , comme l'illustre la figure 17. Dans cette relation,  $W_1 \in \mathbb{R}^{S \times F}$  est une matrice où chaque ligne  $s$  est un vecteur contenant les  $F$  facteurs latents décrivant l'étudiant  $s$  et  $W_2 \in \mathbb{R}^{I \times F}$  est une matrice où chaque ligne  $i$  est un vecteur contenant les  $F$  facteurs latents décrivant la tâche  $i$ . Soit  $w_{1_s}$  et  $w_{2_i}$  les vecteurs respectifs des matrices  $W_1$  et  $W_2$  tels que leurs éléments sont désignés par  $w_{1_{sf}}$  et  $w_{2_{if}}$ . La performance d'un apprenant  $s$  pour une tâche  $i$ , dans le cadre de la technique de Factorisation Matricielle peut être prédite par :

$$\hat{p}_{si} = \sum_{f=1}^F w_{1_{sf}} w_{2_{if}} = w_{1_s} w_{2_i}^T \quad (07)$$

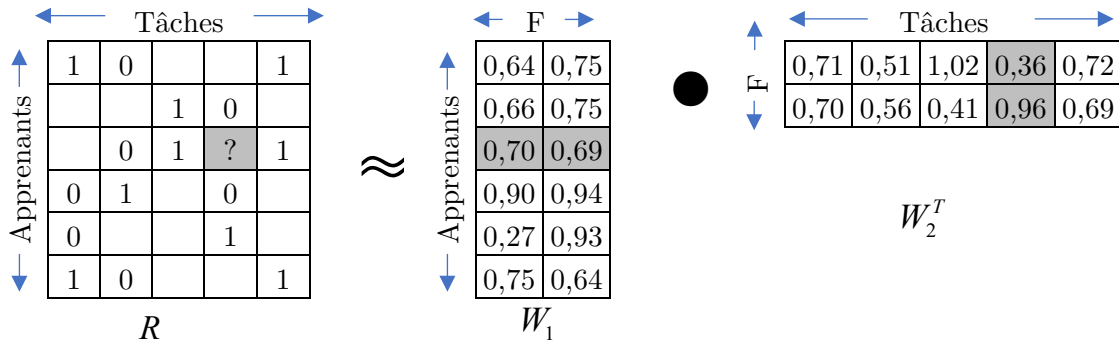


Figure 17 : Exemple de Factorisation Matricielle pour la relation « apprenant-effectue-tâche »

$\hat{p}_{si}$  est la valeur de performance prédite.  $W_1$  et  $W_2$  sont les paramètres du modèle (matrices de facteurs latents) ou encore matrices factorielles. Ces matrices peuvent être apprises en optimisant la fonction objectif (voir équation 08) à partir d'un critère tel que l'erreur

quadratique moyenne (RMSE pour Root Mean Squared Error, voir section 3.6.3.2), en utilisant la méthode de Descente de Gradient Stochastique (voir section 3.7.2) telle que suggérée dans[142].

$$O^{MF} = \sum_{(s,i) \in R} \left( R_{si} - w_{1_s} w_{2_i}^T \right)^2 + \lambda \left( \| W_1 \|_F^2 + \| W_2 \|_F^2 \right) \quad (08)$$

Avec  $\| \cdot \|_F^2$  étant la norme de Frobenius ;  $\lambda (0 \leq \lambda < 1)$  étant un terme de régularisation utilisé pour éviter les sur-ajustements. En d'autres termes,  $\lambda$  est un paramètre faisant un compromis entre l'erreur d'approximation au carré et la norme de Frobenius du modèle[150]. Désignons par  $e_{si}$  la différence entre la valeur de performance réelle et la valeur de performance prédite  $\hat{p}_{si}$  pour chaque couple (apprenant, tâche) :

$$e_{si} = \left( R_{si} - w_{1_s} w_{2_i}^T \right) \quad (09)$$

$R_{si}$  représente la valeur réelle de la performance de l'apprenant  $s$  pour la tâche  $i$ .

### 3.5.2. Approche de Factorisation Matricielle Multi-Relationnelle (MRMF)

Le modèle de MF précédent fait référence à un seul type de relation unique reliant deux types d'entités. Considérons un ensemble  $\{E_1, \dots, E_N\}$  de  $N$  types d'entités connectées par  $M$  types de relations  $\{R_1, \dots, R_M\}$  pouvant être fortement corrélés les uns aux autres. Soit  $W_1, W_2, \dots, W_n$  ( $n \in N$ ), les matrices de facteurs latents (désignant les paramètres du modèle) de chacun des types d'entités. Ces facteurs latents décrivent les entités et sont construits en considérant chaque relation à laquelle l'entité est associée. En tenant compte de plusieurs relations du domaine, la fonction objectif est donnée dans [24, 131, 150] par :

$$O^{MRMF} = \sum_{r=1}^M \sum_{(s,i) \in R_r} \left( R_{r_{si}} - w_{r1_s} w_{r2_i}^T \right)^2 + \lambda \left( \sum_{n=1}^N \| W_n \|_F^2 \right) \quad (10)$$

Avec  $R_r = \{(E_{1_r}; E_{2_r})\} (r = 1 \dots M)$ .

Lors de l'apprentissage des paramètres du modèle, chaque matrice de facteurs est mise à jour en fonction de tous les types de relations qu'elle implique jusqu'à ce qu'une convergence commune soit atteinte [151] ou que le nombre maximal d'itérations prédéfinies soit atteint.

### 3.5.3. Approche de Factorisation Matricielle Multi-Relationnelle Pondérée (WMRMF)

En supposant que certaines relations ont plus de poids par rapport à d'autres, un facteur poids  $\theta$  est ajouté au modèle MRMF. La fonction objectif (10) devient ainsi [24, 131, 152]:

$$\mathcal{O}^{WMRMF} = \sum_{r=1}^M \Theta_r \sum_{(s,i) \in R_r} (R_{r_{si}} - w_{r1_s} w_{r2_i}^T)^2 + \lambda \left( \sum_{n=1}^N \|W_n\|_F^2 \right) \quad (11)$$

La fonction poids est peut-être définie de la manière suivante :

$$\Theta_r = \begin{cases} 1, & \text{si } r \text{ est la relation principale} \\ \theta, & \text{si } (0 < \theta < 1) \end{cases} \quad (12)$$

La fonction objectif (11) est optimisée en utilisant la descente du gradient stochastique. Pour le processus d'apprentissage, la WMRMF met à jour ses facteurs latents à l'aide des équations (13) et (14):

$$w'_{r1_{sk}} = w_{r1_{sk}} - \beta \left( \frac{\partial \mathcal{O}^{WMRMF}}{\partial w_{r1_{sk}}} \right) \quad (13)$$

$$w'_{r2_{ik}} = w_{r2_{ik}} - \beta \left( \frac{\partial \mathcal{O}^{WMRMF}}{\partial w_{r2_{ik}}} \right) \quad (14)$$

Dans les équations (13) et (14), le paramètre  $\beta$  représente le taux d'apprentissage. En

déterminant les gradients  $\frac{\partial \mathcal{O}^{WMRMF}}{\partial w_{r1_{sk}}}$  et  $\frac{\partial \mathcal{O}^{WMRMF}}{\partial w_{r2_{ik}}}$ , on obtient finalement :

$$w'_{r1_{sk}} = w_{r1_{sk}} + \beta(2\Theta_r e_{r_{si}} w_{r2_{ik}} - \lambda w_{r1_{sk}}) \quad (15)$$

$$w'_{r2_{ik}} = w_{r2_{ik}} + \beta(2\Theta_r e_{r_{si}} w_{r1_{sk}} - \lambda w_{r2_{ik}}) \quad (16)$$

### 3.5.4. Comparaison des approches MF, MRMF et WMRMF

La Factorisation Matricielle est une approche de résolution des problèmes de prédiction. Cette approche classique ne s'applique qu'à un seul type de relation entre deux types d'entités, notamment dans le cas de la relation « Apprenant-effectue-tâche ». Quant à l'approche de Factorisation Matricielle Multi-Relationnelle (MRMF), elle est un cas général de la Factorisation Matricielle (FM) où l'on peut inclure plus d'une relation et plus de deux types d'entités. En effet, MRMF permet d'exploiter les aspects multi-relationnels des informations disponibles dans le domaine éducatif, notamment pour prédire la performance des apprenants. Cependant, cette méthode pêche en ce qu'elle traite avec la même importance et de la même manière, toutes les relations prises en compte dans le domaine. Pourtant, il apparaît clairement que la relation principale qui contient la variable cible (par exemple « Apprenant-effectue-tâche ») est plus importante que les autres relations (par exemple « Tâche-liée-compétences » et « Apprenant-a-compétences »), et donc elle devrait avoir plus de poids. Le modèle de Factorisation Matricielle Multi-Relationnel Pondéré (WMRMF), lui, résout ce problème en ce qu'il permet de prendre en compte l'importance des relations les unes par rapport aux autres en ajoutant un facteur de pondération.

## 3.6. Méthodes d'évaluation matricielle

Une fois le problème clairement formulé et l'algorithme de résolution choisi, un processus de sélection et de validation de modèles s'avère nécessaire. Cela consiste à construire un ensemble de modèles à partir d'un ensemble de paramètres et à les comparer les uns aux autres d'une façon adaptée afin d'obtenir le modèle qui donne les meilleures

performances au sens d'une métrique donnée. Nous présentons dans cette section, des choix communément faits quant à l'optimisation des modèles (valeurs de paramètres qui optimisent le modèle), à la méthode d'évaluation et à la métrique de comparaison.

### 3.6.1. Choix des hyperparamètres du modèle

Dans le domaine de la Factorisation Matricielle, l'optimisation du modèle se traduit par la sélection d'un ensemble de valeurs optimales de paramètres qui optimisent les performances sur un ensemble de données de validation retenu. Il existe différentes approches sur la façon dont cette recherche est effectuée, mais l'approche la plus courante est la recherche par grille connu sur le vocal anglais : *grid search* [153]. Elle consiste à faire un choix de valeur pour chaque hyperparamètre, de façon arbitraire (ou non si l'on a une connaissance a priori sur les données), c'est-à-dire un ensemble de valeurs pour lesquelles on souhaite construire un modèle. En ce qui concerne le nombre de facteurs latents  $K$ , il est choisi de façon plus ou moins automatique.

### 3.6.2. Méthode d'évaluation

Dans les problèmes de classification ou de prédiction, les performances d'un modèle sont naturellement mesurées en termes de taux d'erreur. Le modèle prédit la classe ou la valeur de chaque instance de test : si elle est correcte, cela est considéré comme un succès ; sinon, c'est une erreur. Le taux d'erreur est défini comme étant la proportion d'erreurs commises sur un ensemble complet d'instances et représente à cet effet, les performances globales du modèle [154]. Calculer les performances d'un modèle prédictif en utilisant l'ensemble de la base d'apprentissage ne constitue pas un bon indicateur de performance du modèle. Un modèle de ce type est dit sur-ajusté. Le surajustement ou encore surapprentissage s'interprète comme étant une manière de faire un apprentissage « par cœur » ou encore une mémorisation de l'ensemble des données. Un modèle sur-ajusté sur un ensemble de données présente généralement d'excellentes performances sur cet ensemble en particulier. Cependant il est loin d'être représentatif en matière de prédiction



sur d'autres ensembles de données de la même source [154]. L'une des techniques utilisées pour résoudre, limiter ou détecter ce genre de problème est la Validation Croisée communément appelé en anglais « Cross Validation ou CV »[155]. La validation croisée est une méthode de rééchantillonnage des données pour évaluer la capacité de généralisation des modèles prédictifs [156]. Dans le principe de fonctionnement, cette technique utilise une partie de l'ensemble des données disponibles pour s'adapter au modèle, et une autre partie pour le tester. Cela revient à diviser les données en  $k$  parties (*folds* en anglais) de taille à peu près égale. Chacune des  $k$  parties est utilisée à tour de rôle comme échantillon de test tandis que les  $k - 1$  autres parties restantes sont utilisées comme échantillon d'entraînement de l'algorithme. Nous décrivons un exemple de cette technique à travers l'illustration de figure 18.

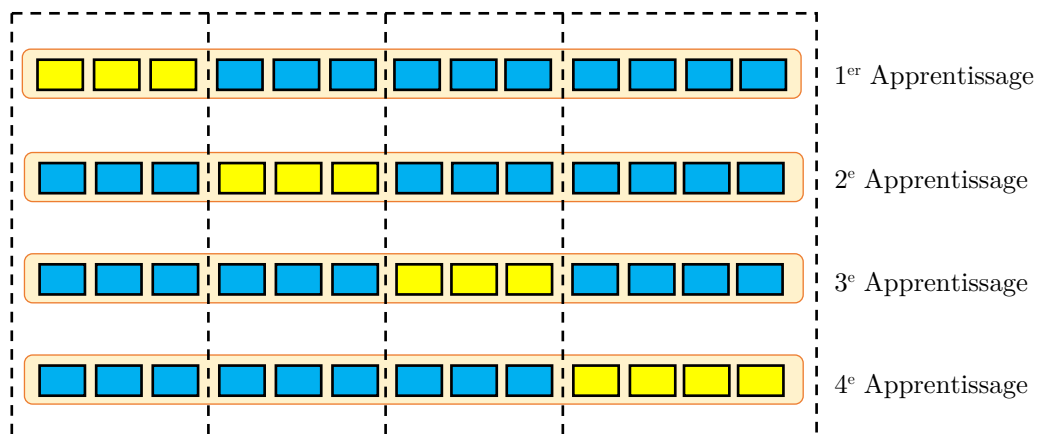


Figure 18 : Exemple de Validation croisée à 4 Folds

Dans cet exemple, les données sont divisées en 4 parties. Chaque observation (■) appartient au jeu d'apprentissage tandis que chaque observation (■) appartient au jeu de test. Après la 4<sup>e</sup> étape d'apprentissage, l'erreur de prédiction estimée du modèle est calculée en faisant la moyenne des 4 erreurs quadratiques moyennes obtenue à chaque étape de l'apprentissage.

Dans cette thèse, l'évaluation des différents algorithmes proposés s'est faite à l'aide de la technique de validation croisée afin d'éviter les problèmes de surapprentissage.

### 3.6.3. Métriques d'évaluation des algorithmes de recommandation

Les métriques d'évaluation ont pour objectif de mesurer les capacités d'un modèle (algorithme) à prédire exactement les valeurs de notation connue des utilisateurs. En s'appuyant sur les données d'apprentissage, ces métriques comparent les notes correctes issues des données test aux notes prédites par le modèle. Dans la littérature, il existe plusieurs métriques d'évaluation. Le choix d'une métrique dépend de la technique ou encore du problème que l'on cherche à résoudre [118]. La pertinence de chaque métrique dépend des caractéristiques de l'ensemble de données et du type de tâches que le système de recommandation effectuera [157]. En règle générale, dans le cas des problèmes d'approximation ou de complétion, on choisira l'erreur quadratique RMSE (Root-Mean-Square Error) ou l'erreur absolue MAE (Mean Absolute Error).

#### 3.6.3.1. Erreur absolue MAE

Soient  $\hat{p}_{si}$  les notes prédites par le système pour un ensemble de test  $D^{test}$  composé de couple utilisateur-élément  $(s, i)$  et dont les notations véritablement connues sont notées  $p_{si}$ . Notons qu'en règle générale, les  $p_{si}$  sont connus. L'erreur absolue moyenne MAE est calculée en faisant la moyenne de l'écart absolu entre les valeurs de notations réelles et les valeurs de notation prédites. Selon [122, 128, 158, 159], elle est formellement calculée de la manière suivante :

$$MAE = \frac{1}{|D^{test}|} \sum_{(s,i) \in D^{test}} |p_{si} - \hat{p}_{si}| \quad (17)$$

### 3.6.3.2. L'Erreur Quadratique Moyenne RMSE

L'erreur quadratique moyenne (RMSE) est la métrique la plus populaire utilisée pour évaluer la précision des modèles prédiction [160]. L'erreur RMSE entre les notes prédites et les notes réelles est donnée dans [118, 159-161] par :

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{|D^{test}|} \sum_{(s,i) \in D^{test}} (p_{si} - \hat{p}_{si})^2} \quad (18)$$

### 3.6.3.3. Comparaison des métriques RMSE et MAE

Comparée à MAE, la métrique RMSE pénalise de manière disproportionnée les grandes erreurs. En effet, puisque dans la métrique RMSE, les erreurs sont élevées au carré, cela signifie qu'un poids beaucoup plus important est attribué aux erreurs plus grandes. Ainsi, une erreur par exemple de 10 est 100 fois pire qu'une erreur de 1. Par contre dans l'utilisation de MAE, l'erreur est mise à l'échelle linéairement. Par conséquent, une erreur de 10 est 10 fois pire qu'une erreur de 1. Par rapport à MAE, la métrique RMSE évite l'utilisation de la valeur absolue qui est hautement indésirable dans de nombreux calculs mathématiques. De plus, dans le domaine de l'apprentissage des données, la somme des erreurs quadratiques est souvent définie comme étant la fonction coût à minimiser en ajustant les paramètres du modèle [162]. Dans de telles applications comme celle qui fait l'objet d'étude dans cette thèse, pénaliser les erreurs importantes par les termes des moindres carrés définis s'avère très efficace pour améliorer les performances du modèle. Pour les auteurs Chai et Draxler [162], l'erreur RMSE est plus appropriée pour représenter les performances d'un modèle que l'erreur MAE.

Dans le but d'évaluer la performance de nos modèles de Factorisation Matricielle proposés dans cette thèse, nous avons utilisé la métrique RMSE. Plus l'erreur RMSE est petite, plus elle décrit une bonne performance du modèle proposé.

### 3.7. Algorithmes pour l'apprentissage des modèles FC

Une étape essentielle dans la construction d'un modèle d'apprentissage en profondeur consiste à résoudre le problème d'optimisation sous-jacent, tel que défini par une fonction d'erreur [163]. Dans la littérature associée, trois approches classiques sont utilisées pour l'apprentissage des modèles de MF, notamment l'alternance des moindres carrés (Alternating Least Square : ALS) [164], la descente de gradient stochastique (Stochastic Gradient Descent : SGD) [165] et la descente de gradient (Gradient Descent : GD)[166].

#### 3.7.1. Descente de Gradient (GD)

La Descente de Gradient est un algorithme d'optimisation itérative du premier ordre permettant de déterminer le minimum d'une fonction à partir d'un point initial de paramètres à mettre à jour en suivant une direction diminuant le critère. Elle est communément utilisée comme algorithme de résolution de problèmes en apprentissage supervisé pour minimiser une fonction de coût. De manière spécifique, GD trouve l'erreur minimale en minimisant (ou en maximisant) une fonction de coût [166]. Chaque itération met à jour les paramètres  $w_1$  et  $w_2$  sur la base du gradient (dérivée ou taux de variation) de la fonction  $O^{MF}$ , définie dans l'équation (08).

#### 3.7.2. Descente de gradient stochastique (SGD)

La descente de gradient stochastique est l'une des méthodes les plus utilisées pour la minimisation itérative d'une fonction de coût différentiable [165, 167]. Dans l'approche SGD, chaque itération consiste à effectuer l'opération suivante (algorithme 1) pour toutes les évaluations dans un ordre aléatoire[168].

---

**Algorithme 1 : SGD**

---

1. **Etape 1** : Initialisation des paramètres  $w_1$  et  $w_2$
  2. **Etape 2** : Calcul de l'erreur de prédiction  $e_{si} = (R_{si} - w_{1_s} w_{2_i}^T)$ . Équation (09)
  3. **Etape 3** : Mise à jour des paramètres
$$w'_{1_s} = w_{1_s} + \beta(2e_{si}w_{2_i} - \lambda w_{1_s})$$
$$w'_{2_i} = w_{2_i} + \beta(2e_{si}w_{1_s} - \lambda w_{2_i})$$
  4. **Etape 4** : Affectation des données  $(w_{1_s}, w_{2_i}) = (w'_{1_s}, w'_{2_i})$ .
  5. **Etape 5** : Répéter les étapes 2, 3 et 4 pour un autre couple  $(s, i)$
- 

Où  $s$  et  $i$  désignent respectivement l'apprenant  $s$  et la tâche  $i$ .  $e_{si}$  est l'erreur de prédiction pour un couple  $(s, i)$ .  $\beta$  désigne le taux d'apprentissage.

### 3.7.3. Alternance des moindres carrés (ALS)

L'alternance des moindres carrés est un algorithme de résolution de problème de Filtrage Collaboratif. L'approche ALS dans la MF met à jour de manière alternée les deux matrices de caractéristique  $W_1$  et  $W_2$  (paramètres du modèle). Lorsqu'une matrice caractéristique est fixée, l'autre matrice est mise à jour en résolvant un problème des moindres carrés [116, 140], c'est-à-dire, en minimisant la fonction objectif  $\left( \sum_{(u,v) \in R} e_{si}^2 \right)$  [169].

Une description générale de l'approche ALS est la suivante :

---

**Algorithm 2 : ALS**

---

1. **Etape 1** : Initialiser de manière aléatoire les éléments de la matrice  $P$
2. **Etape 2** : Fixer  $P$  puis déterminer la meilleure matrice  $Q$  qui minimise la fonction d'erreur. Cela

peut être mise en œuvre en définissant  $Q_v = \left( \sum_{(u,v) \in R} P_u^T P_u \right)^{-1} \left( \sum_{(u,v) \in R} R_{u,v} P_u^T \right)$  (19)

3. **Etape 3** : Fixer  $Q$  puis déterminer la meilleure matrice  $P$  de la même manière.
  4. **Etape 4** : Répéter les étapes 2 et 3 jusqu'à la convergence
-

### 3.7.4. Comparaison des techniques SGD, GD et ALS

La technique de Descente de Gradient, dans la résolution de problème de MF, met à jour de manière itérative les matrices de caractéristique  $W_1$  et  $W_2$ . Cependant elle accumule les mises à jour intermédiaires et n'applique la mise à jour qu'après que toutes les données d'apprentissage aient été traitées dans une itération. En d'autres termes, la technique GD effectue des opérations similaires à celle de SGD, cependant met à jour  $w_{1_s}$  et  $w_{2_i}$  par itération au lieu d'une fois par évaluation (donnée d'apprentissage). De ce fait, l'approche GD nécessite plus d'itérations pour converger ainsi que plus de temps de formation que l'approche SGD [166, 168, 170]. Ainsi, lorsque le volume de données d'entraînement est important, GD est moins efficace que SGD [140, 170]. Une autre faiblesse de GD est qu'il trouve le minimum local plutôt que le minimum pour l'ensemble de la fonction [166]. Dans le cadre de l'approche ALS, puisque la matrice factorielle de tous les utilisateurs (resp. éléments) est optimisée conjointement, la complexité de calcul est  $o(k^3)$  [164]. Ce problème de complexité élevé de l'ALS est la raison pour laquelle les approches SGD sont plus populaires dans la littérature des systèmes de recommandation que l'ALS. De plus, SGD est un bon algorithme d'apprentissage lorsque l'ensemble d'apprentissage est volumineux et fournit de meilleures recommandations [170].

L'approche SGD est celle que nous avons choisi pour l'optimisation des paramètres de nos modèles de Factorisation Matricielle proposés dans cette thèse.

## 3.8. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté en général la littérature autour des techniques de recommandation et en particuliers les techniques de Factorisation Matricielle qui ont montré leur efficacité en matière de prédiction des performances des apprenants. Nous avons abordé par ailleurs, quelques approches de Factorisation

Matricielle et présenté les différentes métriques et méthodes d'évaluations utilisées pour optimiser ces approches.

L'état de l'art autour des approches de Factorisation Matricielle a montré que la majeure partie des travaux, dans le domaine de la prédiction des apprenants, a exploité principalement la matrice des performances des apprenants sans tirer parti des relations de groupe de travail et les émotions des apprenants pouvant, selon plusieurs recherches en sciences sociale, améliorer les résultats de prédiction. Les modèles prédictifs des STI devraient non seulement intégrer les capacités cognitives mais aussi une intelligence socio-émotionnelle afin de mieux gérer et s'adapter aux émotions des apprenants. Un STI socio-émotionnellement intelligent pourrait répondre d'une manière similaire aux tuteurs humains tel que vécu dans l'apprentissage traditionnel. Ainsi, les chapitres suivants décrivent nos approches d'amélioration de la prédiction des performances des apprenants en intégrant les attributs socio-émotionnels de ceux-ci.

# CHAPITRE 4 : PROPOSITION D'UN MODÈLE MULTI- RELATIONNEL ET SOCIAL POUR LA PRÉDICTION DES PERFORMANCES.

## Sommaire

---

4.1.	INTRODUCTION.....	82
4.2.	PRÉDICTION DES PERFORMANCES, UN ÉTAT DE L'ART .....	83
4.3.	APPROCHE MULTI-RELATIONNELLE ET SOCIALE PROPOSÉE .....	85
4.4.	ÉVALUATION DU MODÈLE PROPOSÉ .....	97
4.5.	CONCLUSION .....	106

---



## 4.1. Introduction

Les nombreux échecs scolaires constatés tant au niveau de l'enseignement classique qu'avec l'utilisation des Systèmes d'apprentissage soulèvent de plus en plus un questionnement important. Plusieurs recherches dans ce sens visent donc à trouver des pistes qui permettraient d'identifier les paramètres clés qui pourraient influencer de manière significative les performances des apprenants. Dans ce chapitre, nous proposons de résoudre le problème de la prédiction des performances de l'apprenant par la proposition d'une approche Multi-relationnelle. Cette approche donne lieu à une contribution dans le cadre des méthodes de prédiction des performances et s'appuie essentiellement sur les méthodes de Factorisation Matricielle. Pour améliorer les résultats de prédiction des performances, cette contribution s'appuie sur plusieurs types de relations que sont : « *Apprenants-Effectue-Tâches* », « *Apprenant – a appris – Compétences* », « *Tâche – requiert – compétences* ». Elle prend également en compte, les relations d'amitiés (telles que les groupes de travail) existant entre les apprenants. Nous faisons l'hypothèse que la prise en compte de l'effet d'influence mutuelle dans les relations de groupes d'apprenants serait un atout majeur. Nous cherchons ainsi à doter notre modèle de données significatives en vue d'améliorer la précision des prédictions de performances. Cette proposition est motivée par le fait que les amis du groupe de travail d'un apprenant affecte son comportement et son rendement [50]. Partant de ce fait, nous pouvons dire que les performances de chaque apprenant devraient intégrer à la fois ses caractéristiques et celle de ses amis du groupe. Nous définissons pour cela un nouveau cadre de Factorisation Matricielle Multi-Relationnelle pour la prédiction des performances des apprenants dans le cadre des Systèmes Tutoriels Intelligents.

L'organisation de ce chapitre se présente comme suit : la section 4.2 fournit un état de l'art des techniques utilisées pour la prédiction des performances des apprenants. La section 4.3 décrit notre approche multi-relationnelle pour la prédiction des performances

des apprenants. La section 4.4 expose à son tour, une évaluation de cette approche et discute nos résultats à ceux de l'état de l'art. La section 4.5 conclut le chapitre.

## 4.2. Prédiction des performances, un état de l'art

L'apprentissage personnalisé a le potentiel d'améliorer le processus d'apprentissage et les résultats d'apprentissage généraux [171, 172]. Cette personnalisation peut être réalisée via l'adaptation du contenu d'apprentissage et l'application d'une stratégie d'apprentissage individualisée. Par conséquent, il est important pour les Systèmes Tutoriels Intelligents actuels de disposer non seulement d'informations pertinentes sur l'apprenant mais aussi de prédire sa performance à chaque étape de son apprentissage.

Dans la littérature scientifique associée, il existe une grande variété de travaux relatifs à la prédiction des performances des apprenants. La plupart d'entre eux reposent sur des méthodes traditionnelles telles que le traçage des connaissances (KT pour Knowledge Tracing) [18, 29], la régression linéaire [151], la régression logistique [173], les algorithmes k-NN [174], les Machines à Vecteurs de Support [175-178], les arbres de décision [179, 180], les réseaux de neurones [181, 182]. Dans [133, 144], les auteurs ont récemment utilisé la méthode de MF pour prédire la performance des apprenants. Cependant ces méthodes proposées n'exploitaient que la matrice des performances des apprenants sans tenir compte des facteurs internes et externes susceptibles d'influencer la performance des apprenants. L'introduction de la méthode de MF dans le domaine de la prédiction des performances scolaires a été suivie par d'autres auteurs compte tenu de sa capacité d'adaptation et capacité à gérer avec efficacité les matrices creuses. Les études menées dans [144] ont montré que l'utilisation de la technique de MF pouvait améliorer les résultats de prédiction par rapport aux méthodes de régression en s'appuyant seulement sur la base de la Matrice des performances. Plusieurs approches de MF telles que la MF biaisée [143], la MRMF et la WMRMF [24] ont été proposées. Cependant, ces méthodes n'ont pas tiré parti des relations sociales telles que les relations de groupe de travail entre

apprenants. Elles ont ignoré en effet les connexions significatives entre les apprenants (inscrits dans des groupes de travail par exemple), ce qui n'est pas conforme aux observations du monde réel. Il a été démontré, en effet, que le travail en groupe favorise la collaboration entre étudiants pour atteindre des objectifs d'apprentissage communs et accroît leur rendement, leur persévérance et leurs attitudes[147, 148].

Avec l'avènement des réseaux sociaux, les approches basées sur les réseaux sociaux pour la recommandation en ligne se développent. Ces approches telles que celles proposées dans[48, 50, 51] supposent l'existence d'un réseau social parmi les utilisateurs pour effectuer des recommandations à un utilisateur sur la base des évaluations des utilisateurs ayant des relations sociales directes ou indirectes avec l'utilisateur donné. Dans [183], les auteurs Thanh-Nhan et *al.*, proposent justement une approche pour intégrer les relations sociales des utilisateurs / étudiants (par exemple, un ami de classe) dans la Factorisation Matricielle classique. Les résultats montrent que cette approche permet de tirer avantage des relations entre les étudiants pour la construction de modèles et améliorer ainsi les résultats de prévision. Cependant, cette approche n'exploite pas le facteur d'influence mutuelle des membres du groupe. Elle n'exploite pas non plus les différentes relations entre les apprenants, les tâches et leurs métadonnées.

Afin d'étendre les fonctions des systèmes existants, Lukasenko [172] s'est assigné comme objectif de définir un contenu complet d'un modèle de l'apprenant pouvant être pris en compte par les fonctions intelligentes et adaptatives des systèmes d'évaluation des connaissances et d'apprentissage. Ce modèle empirique contient les catégories d'informations telles que : informations de contact, style d'apprentissage, état actuel de l'apprenant (humeur, état mental, état physiologique), niveau actuel de connaissances et de compétences, objectifs, progrès de l'apprentissage, matériel d'apprentissage utilisé, configuration de l'interface utilisateur. Ce point de vue est partagé par Bicans et *al.*, [184]

qui proposent l'adjonction automatique du style d'apprentissage des apprenants dans les systèmes d'apprentissage informatiques en général.

Dans la présente contribution, nous proposons une approche de Factorisation Matricielle Multi-Relationnelle Pondérée qui agrège non seulement les relations d'amitiés avec intégration de l'effet d'influence mutuelle, mais aussi les relations entre les apprenants, les tâches et leurs métadonnées, afin d'améliorer la précision de la performance de l'apprenant dans les STI.

### 4.3. Approche Multi-Relationnelle et Sociale proposée

Nous proposons une approche de Factorisation Matricielle Multi-Relationnelle pouvant intégrer non seulement des relations d'amitié, telles que des relations de groupe de travail, mais également les valeurs d'influences mutuelles. Les méthodes proposées sont nommées *So-MRMF* (Social Multi-Relational Matrix Factorization) et *So-WMRMF* (Social and Weighted Multi-Relational Matrix Factorization).

#### 4.3.1. Formulation du problème

Notre approche s'appuie essentiellement sur les travaux menés dans [183]. Nous proposons une approche Multi-Relationnelle intégrant les relations de groupe de travail. Dans cette approche, nous considérons la relation « *étudiant-effectue-tâche* » comme étant la relation principale. La figure 19 présente sous forme de diagramme entité-association, les informations que nous prenons en compte dans notre modèle.

A la réalisation d'une tâche par l'apprenant, on associe un score de performance. Pour résoudre correctement la tâche, l'apprenant doit connaître des compétences spécifiques, et la tâche elle-même est également associée aux compétences devant être apprises par l'apprenant. L'attribut « *Occurrence* » donne le nombre de fois où l'apprenant a appris la compétence.

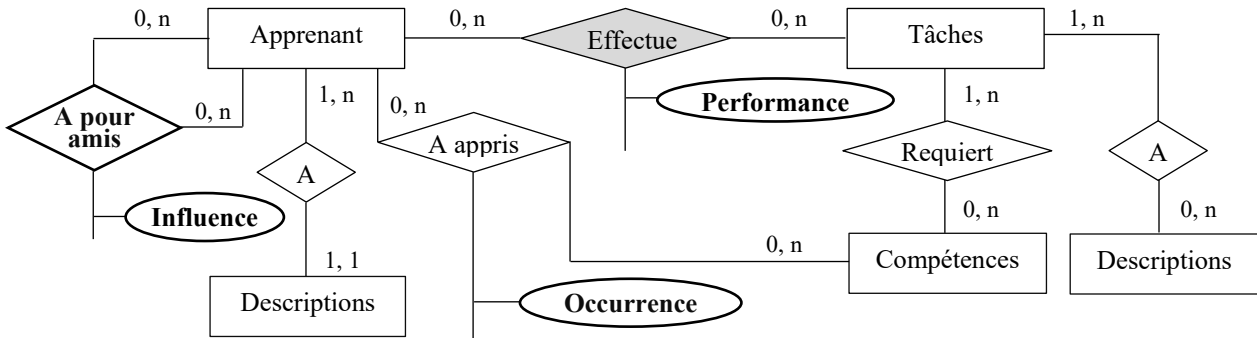


Figure 19 : Diagramme entité-association pour la prédiction des performances de l'apprenant des modèles So-MRMF et So-WMRMF

#### 4.3.2. Matrice de relation à effet d'influence sociale.

En plus des différentes relations explorées précédemment, notre approche combine les relations d'amitié entre apprenants telles que les relations de groupe de travail. Le réseau d'amitié peut essentiellement être modélisé à l'aide d'un graphe de confiance comme le montre la figure 20 (a) ou à l'aide d'une matrice de confiance telle que présentée par la figure 20 (b). Dans le graphe de confiance illustré à la figure 20 (a), 5 apprenants (nœuds de  $S_1$  à  $S_5$ ) sont connectés entre eux à 8 relations (arêtes), et à chaque relation est associée un poids  $T_{s,u}$  (valeur d'influence) dans l'intervalle  $]0,1]$ .  $T_{s,u}$  est la valeur de l'influence de l'apprenant  $u \in N_s$  ( $N_s$  étant l'ensemble des amis de l'apprenant  $s$ ) sur l'apprenant  $s$ . Ainsi, la valeur d'influence de l'apprenant  $S_4$  sur l'apprenant  $S_2$  est égale à 0,3 tandis que celle de l'apprenant  $S_5$  sur l'apprenant  $S_1$  est égale à 0,4. Pour  $S_3$ ,  $S_5$  a plus d'influence sur son apprentissage que  $S_1$ .

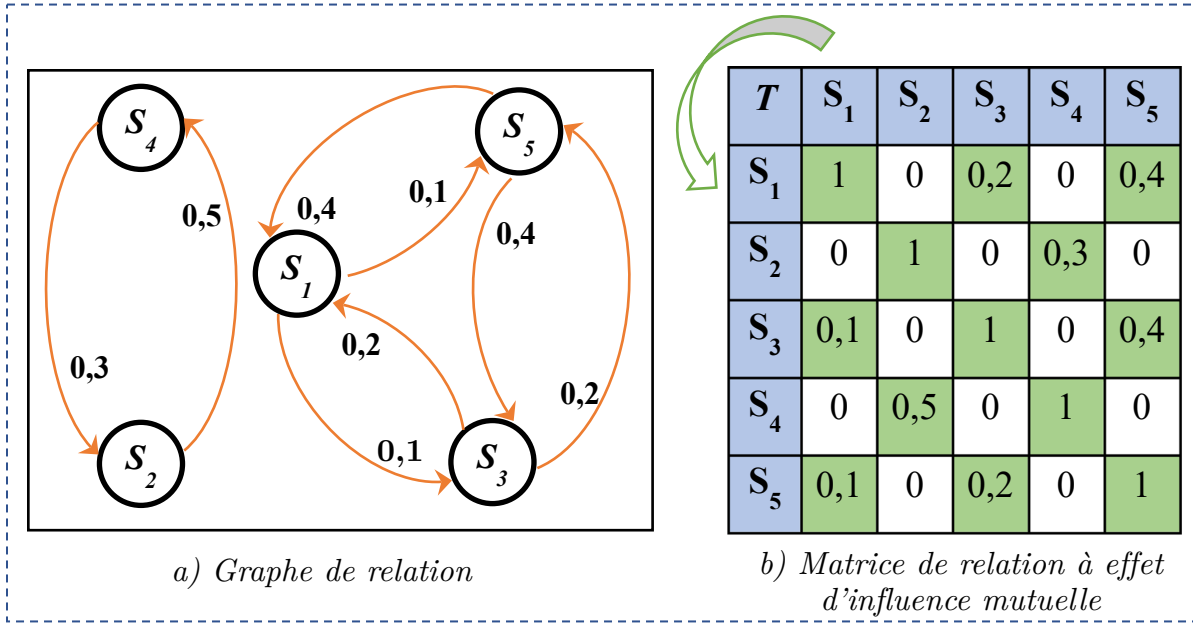


Figure 20 : Exemple de relations de confiance

Contrairement aux travaux réalisés dans [183], notre matrice  $T$  n'est pas binaire ; la valeur  $T_{s,n}$  a plutôt un effet d'influence sociale appartenant à l'intervalle  $]0 ; 1]$ . La valeur 1 correspond à l'influence  $T_{s,s}$  que possède un apprenant  $s$  sur lui-même. Nous posons en hypothèse que l'apprenant a plus d'impact sur son processus d'apprentissage que les autres en ont sur lui. Cette valeur prise est égale à 1. Une valeur d'influence  $T_{s,n} = 0$ , signifie qu'il n'existe aucune relation d'amitié entre l'apprenant  $s$  et l'apprenant  $n$ .

En intégrant le fait que le comportement d'un apprenant  $s$  est affecté par celui de ses voisins directs [183, 185], de même, le vecteur caractéristique de  $s$  dépend des vecteurs caractéristiques de ses  $N_s$  voisins directs. Cette formulation est donnée par :

$$\hat{w}_{1_s} = \frac{\sum_{u \in N_s} T_{s,u} w_{1_u}}{\sum_{u \in N_s} T_{s,u}} \quad (20)$$

Où  $\hat{w}_{1_s}$  est le vecteur caractéristique (vecteurs de facteurs latents) estimé de l'apprenant  $s$ , étant donnés les vecteurs caractéristiques de ses voisins directs. Le modèle graphique de la figure 21 est un exemple représentant l'intégration de la matrice de confiance à travers la matrice de facteurs latents  $W_1$ .

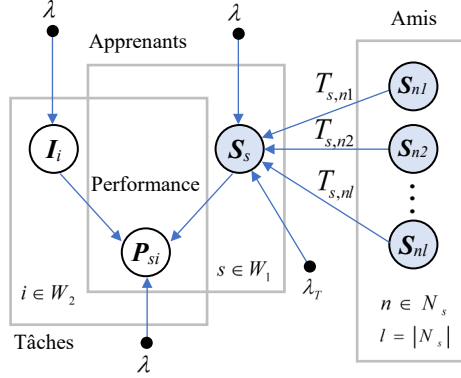


Figure 21 : Modèle graphique de la technique de prédiction des performances avec influence sociale

$\lambda_T$  est un terme de régularisation (poids de régularisation) qui est ajouté pour normaliser les termes de la fonction objectif. En remplaçant  $w_{1_s}$  par  $\hat{w}_{1_s}$  dans l'équation (07), pour la prédiction des performances de l'apprenant  $s$ , on obtient ainsi :

$$\hat{p}_{si} = \sum_{f=1}^F \hat{w}_{1_{sf}} w_{2_{if}} = \hat{w}_{1_s} w_{2_i}^T \quad (21)$$

Cette équation définit la nouvelle équation de prédiction des performances d'un apprenant  $s$  à la réalisation d'une tâche  $i$  ; laquelle performance est influencée par celle de ses voisins de groupe.

### 4.3.3. Approche de Factorisation Matricielle et Sociale (So-MF)

En tenant compte du vecteur caractéristique estimé de l'apprenant  $s$ , la fonction objectif exprimée dans l'équation (08) devient :

$$O^{So-MF} = \sum_{(s,t) \in R} \left( R_{si} - w_{1_s} w_{2_t}^T \right)^2 + \lambda \left( \| W_1 \|_F^2 + \| W_2 \|_F^2 \right) + \lambda_T \sum_{s=1}^S \left( w_{1_s} - \frac{\sum_{u \in N_s} T_{s,u} w_{1_u}}{\sum_{u \in N_s} T_{s,u}} \right)^2 \quad (22)$$

En calculant le gradient de la fonction (22) tel que proposé par les équations (13) et (14), on obtient les paramètres du modèle  $O^{So-MF}$  comme suit :

$$w_{1_{sk}} = w_{1_{sk}} + \beta \left( 2e_{si} w_{2_{ik}} - \lambda w_{1_{sk}} \right) - \lambda_T \left( \left( 1 - \frac{T_{s,s}}{\sum_{u \in N_s} T_{s,u}} \right) \left( w_{1_{sk}} - \frac{\sum_{u \in N_s} T_{s,u} w_{1_{uk}}}{\sum_{u \in N_s} T_{s,u}} \right) - \sum_{t \in N_s \setminus s} \left( \frac{T_{t,s}}{\sum_{w \in N_t} T_{t,w}} \left( w_{1_{tk}} - \frac{\sum_{w \in N_t} T_{t,w} w_{1_{wk}}}{\sum_{w \in N_t} T_{t,w}} \right) \right) \right) \quad (23)$$

$$w_{2_{ik}} = w_{2_{ik}} - \beta \left( -w_{1_{sk}} (2e_{si}) + \lambda w_{2_{ik}} \right) \quad (24)$$

Puis en donnant une forme simplifiée des équations (23) et (24), on obtient respectivement les équations (25) et (26) :

$$w_{1_{sk}} = w_{1_{sk}} + \beta \left( 2w_{2_{ik}} e_{si} - \lambda w_{1_{sk}} \right) + \lambda_T (X + Y) \quad (25)$$

$$w_{2_{ik}} = w_{2_{ik}} + \beta \left( 2e_{si} w_{1_{sk}} - \lambda w_{2_{ik}} \right) \quad (26)$$

Dans l'équation (25), les expressions de  $X$  et  $Y$  sont données à travers les équations (27) et (28) de la manière suivante :

$$X = \left( \frac{T_{s,s}}{\sum_{u \in N_s} T_{s,u}} - 1 \right) \left( w_{1_{sk}} - \frac{\sum_{u \in N_s} T_{s,u} w_{1_{uk}}}{\sum_{u \in N_s} T_{s,u}} \right) \quad (27)$$



$$Y = \sum_{t \in N_S \setminus s} \frac{T_{t,s}}{\sum_{w \in N_t} T_{t,w}} \left( w_{1_{tk}} - \frac{\sum_{w \in N_t} T_{t,w} w_{1_{wk}}}{\sum_{w \in N_t} T_{t,w}} \right) \quad (28)$$

#### 4.3.4. Approche de Factorisation Matricielle Multi-Relationnelle et Sociale (*So-MRMF*)

Dans l'approche *So-MRMF*, nous nous appuyons sur les différentes relations telles que : « *Apprenant-effectue-Tâche* », « *Apprenant-a appris-Compétences* », « *Tâche-requiert-Compétences* » et « *Apprenant-a-Amis* ». Dans ce cas de figure, notre fonction « objectif » Multi-Relationnelle et Sociale est donnée par l'expression :

$$O^{So-MRMF} = O_{r=1} + O_{r \neq 1} \quad (29)$$

Les fonctions  $O_{r=1}$  et  $O_{r \neq 1}$  sont données par les équations (30) et (31)

$$O_{r=1} = \sum_{(s,i) \in R} \left( R_{si} - \hat{w}_{1_s} w_{2_i}^T \right)^2 + \lambda \left( \| W_1 \|_F^2 + \| W_2 \|_F^2 \right) + \lambda_T \sum_{s=1}^S \left( w_{1_s} - \frac{\sum_{u \in N_s} T_{s,u} w_{1_u}}{\sum_{u \in N_s} T_{s,u}} \right)^2 \quad (30)$$

$$O_{r \neq 1} = \sum_{r=2}^M \sum_{(s,i) \in R_r} \left( R_{r_{si}} - w_{r1_s} w_{r2_i}^T \right)^2 + \lambda \left( \sum_{n=1}^N \| W_n \|_F^2 \right) \quad (31)$$

On suppose que  $r=1$  désigne la relation principale prenant en compte les entités « apprenants » et « tâches ». La fonction objectif  $O_{r=1}$  est ainsi définie pour la valeur  $r=1$ . La fonction objectif  $O_{r \neq 1}$ , quant à elle, est définie pour toute autre valeur de  $r (r \neq 1)$ . La fonction objectif (29) est optimisée en utilisant la descente du gradient stochastique (voir section 3.7.2). Ainsi la mise à jour des paramètres de notre modèle est donnée par les équations (32) et (33) :

$$w_{r1_{sk}} = \begin{cases} w_{r1_{sk}} + \beta(2w_{r2_{ik}} e_{si} - \lambda w_{r1_{sk}}) + \lambda_T \left( \frac{T_{s,s}}{\sum_{u \in N_s} T_{s,u}} - 1 \right) \left( w_{r1_{sk}} - \frac{\sum_{u \in N_s} T_{s,u} w_{r1_{uk}}}{\sum_{u \in N_s} T_{s,u}} \right) + \\ \lambda_T \left( \sum_{t \in N_s \setminus s} \frac{T_{t,s}}{\sum_{w \in N_t} T_{t,w}} \left( w_{r1_{tk}} - \frac{\sum_{w \in N_t} T_{t,w} w_{r1_{wk}}}{\sum_{w \in N_t} T_{t,w}} \right) \right), \text{ si } r = 1 \\ w_{r1_{sk}} + \beta(2w_{r2_{ik}} e_{si} - \lambda w_{r1_{sk}}), \text{ si } r \neq 1 \end{cases} \quad (32)$$

$$w_{r2_{ik}} = w_{r2_{ik}} - \beta(-w_{r1_{sk}} (2e_{si}) + \lambda w_{r2_{ik}}) \quad (33)$$

Puis en donnant une forme simplifiée des équations (32) et (33), on obtient respectivement les équation (34) et (35) :

$$w'_{r1_{sk}} = \begin{cases} w_{r1_{sk}} + \beta(2e_{si} w_{r2_{ik}} - \lambda w_{r1_{sk}}) + \lambda_T (X + Y), \text{ si } r = 1 \\ w_{r1_{sk}} + \beta(2e_{r_{si}} w_{r2_{ik}} - \lambda w_{r1_{sk}}), \text{ si } r \neq 1 \end{cases} \quad (34)$$

$$w'_{r2_{ik}} = w_{r2_{ik}} + \beta(2e_{r_{si}} w_{r1_{sk}} - \lambda w_{r2_{ik}}) \quad (35)$$

Les expressions de  $X$  et  $Y$  sont respectivement données à travers les équations (27) et (28)

#### 4.3.5. Approche de Factorisation Matricielle multi-relationnelle pondérée et sociale (*So-WMRMF*)

En considérant le fait que certaines relations ont plus d'impact sur la prédiction en termes de poids que d'autres, la fonction objectif du modèle *So-WMRMF* est donnée par :

$$O^{So-WMRMF} = O_{r=1}^W + O_{r \neq 1}^W \quad (36)$$

Les fonctions  $O_{r=1}^W$  et  $O_{r \neq 1}^W$  de l'équation (36) sont respectivement données par les équations (37) et (38)

$$O_{r=1}^W = \Theta_r \sum_{(s,i) \in R} (R_{si} - \hat{w}_{1_s} w_{2_i}^T)^2 + \lambda (\|W_1\|_F^2 + \|W_2\|_F^2) + \lambda_T \sum_{s=1}^S \left( w_{1_s} - \frac{\sum_{u \in N_s} T_{s,u} w_{1_u}}{\sum_{u \in N_s} T_{s,u}} \right)^2 \quad (37)$$

$$O_{r \neq 1}^W = \sum_{r=2}^M \Theta_r \sum_{(s,i) \in R_r} (R_{r_{si}} - w_{r_{1_s}} w_{r_{2_i}}^T)^2 + \lambda \left( \sum_{n=1}^N \|W_n\|_F^2 \right) \quad (38)$$

Le modèle *So*-WMMRF met à jour ces paramètres pour chaque relation via les équations (39) et (40) :

$$w_{r_{1_{sk}}} = \begin{cases} w_{r_{1_{sk}}} + \beta (2\Theta_r w_{r_{2_{ik}}} e_{si} - \lambda w_{r_{1_{sk}}}) + \lambda_T \left( \frac{T_{s,s}}{\sum_{u \in N_s} T_{s,u}} - 1 \right) \left( w_{r_{1_{sk}}} - \frac{\sum_{u \in N_s} T_{s,u} w_{r_{1_{uk}}}}{\sum_{u \in N_s} T_{s,u}} \right) + \\ \lambda_T \left( \sum_{t \in N_s \setminus s} \frac{T_{t,s}}{\sum_{w \in N_t} T_{t,w}} \left( w_{r_{1_{tk}}} - \frac{\sum_{w \in N_t} T_{t,w} w_{r_{1_{wk}}}}{\sum_{w \in N_t} T_{t,w}} \right) \right), \text{ si } r = 1 \\ w_{r_{1_{sk}}} + \beta (2\Theta_r w_{r_{2_{ik}}} e_{si} - \lambda w_{r_{1_{sk}}}), \text{ si } r \neq 1 \end{cases} \quad (39)$$

$$w_{r_{2_{ik}}} = w_{r_{2_{ik}}} - \beta (-\Theta_r w_{r_{1_{sk}}} (2e_{si}) + \lambda w_{r_{2_{ik}}}) \quad (40)$$

Puis, en donnant une forme simplifiée des équations (39) et (40), on obtient respectivement les équation (41) et (42) :

$$w'_{r_{1_{sk}}} = \begin{cases} w_{r_{1_{sk}}} + \beta (2\Theta_r e_{si} w_{r_{2_{ik}}} - \lambda w_{r_{1_{sk}}}) + \lambda_T (X + Y), \text{ si } r = 1 \\ w_{r_{1_{sk}}} + \beta (2\Theta_r e_{r_{si}} w_{r_{2_{ik}}} - \lambda w_{r_{1_{sk}}}), \text{ si } r \neq 1 \end{cases} \quad (41)$$

$$w'_{r_{2_{ik}}} = w_{r_{2_{ik}}} + \beta (2\Theta_r e_{r_{si}} w_{r_{1_{sk}}} - \lambda w_{r_{2_{ik}}}) \quad (42)$$

Les expressions de  $X$  et  $Y$  sont respectivement données à travers les équations (27) et (28)

#### 4.3.6. Phase d'apprentissage : proposition d'algorithme de mise à jour des paramètres

L'enjeu principal de cette technique étant de trouver les paramètres optimaux  $W_1, W_2, \dots, W_n$ , nous avons proposé les algorithmes 3, 4 et 5 (utilisant une descente de gradient stochastique tel que présenté dans la section 3.7.2) itératifs ci-dessous pour la mise à jour respective des paramètres des modèles *So*-MF, *So*-MRMF et *So*-WMRMF. Ces algorithmes, proposés, procèdent d'abord par l'initialisation des paramètres des modèles à partir de la distribution normale  $N(\mu, \sigma^2)$ , en prenant pour espérance  $\mu = 0$  et pour écart type  $\sigma = 0,01$ .

---

**Algorithm 3 : So-MF Training**

---

**Input**

$R$  : Performance matrix ;  $\lambda$  : regulation term ;  $\lambda_r$  : regulation term;  $\beta$  : learning rate ;  $K$  : Latent factors  
 $T$  : Matrix factors.

**Output**

$W_1, W_2$  : latent factor matrices

1. Initialize  $W_1$  and  $W_2$  using  $N(\mu, \sigma^2)$
  2. **While** (Stopping criterion is not met) **do**
  3.     **for**  $s = 0$  to number of rows-1 of  $R$  **do**
  4.         **for**  $i = 0$  to number of rows-1 of  $R$  **do**
  5.              $e_{si} = R_{si} - \hat{p}_{si}$
  6.             **for**  $k = 0$  to  $K-1$  **do**
  7.                  $infs = T_{s,s}$
  8.                 **for**  $n = 1$  to  $N_s$  **do**
  9.                      $infnx = infnx + T_{s,n}$
  10.                      $X = X + T_{s,u} \times W_1[s][k]$
  11.                 **end for**
  12.                  $X = (infs / infnx - 1)(W_1[s][k] - X / infnx)$
  13.                 **for**  $t = 1$  to  $N_s \setminus s$  **do**
  14.                     **for**  $w = 1$  to  $N_s$  **do**
  15.                          $infny = infny + T_{t,w}$
  16.                          $Y_1 = Y_1 + T_{t,w} \times W_1[w][k]$
  17.                     **end for**
  18.                      $Y = Y + (T_{t,s} / infny)(w_{1,k} - Y_1 / infny)$
  19.                 **end for**
  20.                  $W_1[s][k] \leftarrow W_1[s][k] + \beta(2e_{si}w_{2,k} - \lambda w_{1,sk}) + \lambda_r(X + Y)$  eq. (25)
  21.             **end for**
  22.              $W_2[i][k] \leftarrow W_2[i][k] + \beta(2e_{si}w_{1,sk} - \lambda w_{2,ik})$  eq. (26)
  23.         **end for**
  24.     **end for**
  25. **end while**
  26. **Return**  $W_1, W_2$
-

---

**Algorithm 4 : So-MRMF Training**

---

**Input**

$N$  : number of entities ;  $M$  : number of relations ;  $R_r$  : for each relations ;  $\lambda$  : regulation term ;  $\lambda_T$  : regulation term ;  $\beta$  : learning rate ;  $K$  : Latent factors ;  $T$  : Matrix factors.

**Output**

$\{W_j\}_{j=1\dots N}$  : latent factor matrices for each entity  $j$

1. Initialize  $W_j$  for each of the  $N$  entities using  $N(\mu, \sigma^2)$
  2. **While** (Stopping criterion is not met) **do**
  3.     **for** each relation  $R_r = \{(E_{1r}; E_{2r})\}$  in  $\{E_1, \dots, E_M\}$  **do**
  4.         **for**  $s = 0$  to number of rows-1 of  $R_r$  **do**
  5.             **for**  $i = 0$  to number of rows-1 of  $R_r$  **do**
  6.                  $e_{si} = R_{si} - \hat{p}_{si}$
  7.                 **for**  $k = 0$  to  $K-1$  **do**
  8.                      $infs = T_{s,s}$
  9.                     **if**  $r = 1$  **do**
  10.                         **for**  $n = 1$  to  $N_s$  **do**
  11.                              $infnx = infnx + T_{s,n}$
  12.                              $X = X + T_{s,u} \times W_1[s][k]$
  13.                         **end for**
  14.                          $X = (infs / infnx - 1)(W_1[s][k] - X / infnx)$
  15.                         **for**  $t = 1$  to  $N_S \setminus s$  **do**
  16.                             **for**  $w = 1$  to  $N_s$  **do**
  17.                                  $infny = infny + T_{t,w}$
  18.                                  $Y_1 = Y_1 + T_{t,w} \times W_1[w][k]$
  19.                             **end for**
  20.                              $Y = Y + (T_{t,s} / infny)(w_{1,ik} - Y_1 / infny)$
  21.                         **end for**
  22.                          $W_1[s][k] \leftarrow W_1[s][k] + \beta(2e_{si} w_{r2,ik} - \lambda w_{r1,ik}) + \lambda_T (X + Y)$  eq. (34)
  23.                         **else**
  24.                              $W_1[s][k] \leftarrow W_1[s][k] + \beta(2e_{si} w_{r2,ik} - \lambda w_{r1,ik})$  eq. (34)
  25.                         **end if**
  26.             **end for**
  27.              $W_2[i][k] \leftarrow W_2[i][k] + \beta(2e_{r_{si}} w_{r1,sk} - \lambda w_{r2,ik})$  eq. (35)
  28.         **end for**
  29.     **end for**
  30. **end for**
  31. **end while**
  32. **Return**  $\{W_j\}_{j=1\dots N}$
-

---

**Algorithm 5 : So-WMRMF Training**

---

**Input**

$N$  : number of entities ;  $M$  : number of relations ;  $R_r$  : for each relations ;  $\theta$  : weight ;  $\lambda$  : regulation term ;  $\lambda_r$  : regulation term;  $\beta$  : learning rate ;  $K$  : Latent factors ;  $T$  : Matrix factors.

**Output**

$\{W_j\}_{j=1\dots N}$  : latent factor matrices for each entity  $j$

1. Initialize  $W_j$  for each of the  $N$  entities using  $N(\mu, \sigma^2)$
  2. Initialize  $\Theta_r$  for each of the  $M$  relations
  3. **While** (Stopping criterion is not met) **do**
  4.     **for** each relation  $R_r = \{(E_{1r}; E_{2r})\}$  in  $\{E_1, \dots, E_M\}$  **do**
  5.         **for**  $s = 0$  to number of rows-1 of  $R_r$  **do**
  6.             **for**  $i = 0$  to number of rows-1 of  $R_r$  **do**
  7.                  $e_{si} = R_{si} - \hat{p}_{si}$
  8.                 **for**  $k = 0$  to  $K-1$  **do**
  9.                      $infs = T_{s,s}$
  10.                     **if**  $r = 1$  **do**
  11.                         **for**  $n = 1$  to  $N_s$  **do**
  12.                              $infnx = infnx + T_{s,n}$
  13.                              $X = X + T_{s,u} \times W_1[s][k]$
  14.                         **end for**
  15.                          $X = (infs / infnx - 1)(W_1[s][k] - X / infnx)$
  16.                         **for**  $t = 1$  to  $N_s \setminus s$  **do**
  17.                             **for**  $w = 1$  to  $N_s$  **do**
  18.                                  $infny = infny + T_{t,w}$
  19.                                  $Y_1 = Y_1 + T_{t,w} \times W_1[w][k]$
  20.                             **end for**
  21.                              $Y = Y + (T_{t,s} / infny)(w_{1k} - Y_1 / infny)$
  22.                         **end for**
  23.                          $W_1[s][k] \leftarrow W_1[s][k] + \beta(2\Theta_r e_{si} w_{r2k} - \lambda w_{r1sk}) + \lambda_r (X + Y)$  eq. (41)
  24.                         **else**
  25.                              $W_1[s][k] \leftarrow W_1[s][k] + \beta(2\Theta_r e_{si} w_{r2k} - \lambda w_{r1sk})$  eq. (41)
  26.                         **end if**
  27.             **end for**
  28.              $W_2[i][k] \leftarrow W_2[i][k] + \beta(2\Theta_r e_{rsi} w_{r1sk} - \lambda w_{r2ik})$  eq. (42)
  29.         **end for**
  30.     **end for**
  31. **end while**
  32. **end while**
  33. **Return**  $\{W_j\}_{j=1\dots N}$
-

## 4.4. Évaluation du modèle proposé

### 4.4.1. Base d'apprentissage

L'ensemble des données pour l'apprentissage machine et de test est issu de la base "KDD Challenge 2010" (pour Knowledge Discovery Data) [186]. Cette base est le résultat d'enregistrements d'interactions entre des étudiants et des systèmes de tutorat assistés par ordinateur. Dans les ensembles de données du KDD Challenge 2010, en particulier dans la base «Algebra» [186], le problème à résoudre est l'élément central de l'interaction entre les apprenants et le système de tutorat. Les apprenants résolvent des problèmes dans le tuteur et chaque interaction entre l'apprenant et le système est enregistrée sous forme de ligne de transaction (voir tableau 3).

Tableau 3 : Extrait des données de la base Algebra, agrégées pour un apprenant [186]

Row	Anon Student Id	Problem Name	Step Name	Step Start Time	Correct First Attempt	Hints	Knowledge Component (KC)	Opportunity (Rules)
1	stu_de2777346f	REAL20B	R2C1	19/09/2008 13:30	0	1	UNIT-HELP	1
2	stu_de2777346f	REAL20B	R3C1	19/09/2008 13:30	1	0	VARIABLE-HELP	1
3	stu_de2777346f	REAL20B	R3C2	19/09/2008 13:30	1	0	STANDARD-MX+B-FORMULA-HELP	1
4	stu_de2777346f	REAL20B	R4C1	19/09/2008 13:30	1	0	GIVEN-HELP-NON-NUMERIC-PHRASE	1
5	stu_de2777346f	REAL20B	R4C2	19/09/2008 13:30	1	0	CALCULATED-VALUE-HELP-MX+B-GIVEN-X-ZERO	1
6	stu_de2777346f	REAL20B	R5C1	19/09/2008 13:30	1	0	GIVEN-HELP-NONE	1
7	stu_de2777346f	REAL20B	R5C2	19/09/2008 13:30	0	1	CALCULATED-VALUE-MX+B-GIVEN-X-SLOPE-NEGATIVE	1
8	stu_de2777346f	REAL20B	R6C1	19/09/2008 13:30	1	0	GIVEN-HELP-NONE	2
9	stu_de2777346f	REAL20B	R6C2	19/09/2008 13:30	1	0	CALCULATED-VALUE-MX+B-GIVEN-X-SLOPE-NEGATIVE	2
10	stu_de2777346f	L3NOV07	R1C1	19/09/2008 14:14	1	0	LABEL-X-HELP	1
11	stu_de2777346f	L3NOV07	R1C2	19/09/2008 14:14	1	0	LABEL-Y-Z-HELP	1
12	stu_de2777346f	L3NOV07	R2C1	19/09/2008 14:14	1	0	UNIT-HELP	2
13	stu_de2777346f	L3NOV07	R2C2	19/09/2008 14:14	1	0	UNIT-HELP	3
14	stu_de2777346f	L3NOV07	R3C1	19/09/2008 14:14	1	0	VARIABLE-HELP	2



Une transaction est une interaction entre l'étudiant et le système de tutorat. Chaque demande d'indication, tentative incorrecte ou tentative correcte est une transaction et chaque transaction enregistrée est appelée tentative pour une étape. Les informations à propos du nombre d'apprenants, de tâches et de compétences de ce dataset sont consignées dans le tableau 4.

*Tableau 4 : Information of students, tasks and performances [187]*

<b>Data set</b>	<b>#Student</b>	<b>#Task</b>	<b>#Skill</b>	<b>#Performance</b>
Algebra 2008-2009	3 310	1 422 200	2 979	8 918 054

Dans l'ensemble de données Algebra, quatre termes clés que sont : les problèmes, les étapes, les éléments de connaissances (Knowledge Component : KC) et les opportunités constituent les blocs de construction des données. Les transactions dans le tableau 3 ont été consolidées et affichées par apprenant et par étape, produisant ainsi un tableau d'enregistrement des étapes.

En utilisant le tuteur informatique basé sur la géométrie, un apprenant résout un problème ou il lui ait par exemple demandé de trouver la surface d'un morceau de ferraille qui reste après avoir enlevé une zone circulaire (l'extrémité d'une boîte) d'un carré métallique. La figure 22 illustre un exemple de capture d'écran de la résolution de ce cas particulier de problème.

The image shows three overlapping windows from a software application:

- Scenario Window:** Contains a diagram of a circular can end (radius  $r$ , center  $O$ , point  $E$  on the circumference) and a square piece of metal (vertices  $A, B, C, D$ ). Below the diagram is text explaining the process of stamping can ends from square pieces of metal and recycling the scrap. It includes three numbered questions and a note about using  $\pi \approx 3.14$ .
- Worksheet Window:** Contains a table with the following data:
 

Unit	radius of the end of the can inches	length of the square ABCD inches	Area of the scrap metal square inches	AREA OF SQUARE ABCD SQUARE INCHES	AREA OF END OF CAN SQUARE INCHES
Diagram Label		AB			
Question 1	4	8	13.76	64	50.24
Question 2	8	16	55.04	256	200.96
Question 3	12	24	123.84	576	452.16
- skills Window:** Shows a progress bar and the text "Adding/subtracting areas".

Figure 22 : Un problème de géométrie du tuteur cognitif « Carnegie Learning » [187]

Dans ce dataset, un *problème* est considéré comme une tâche qu'un apprenant doit effectuer et qui comporte généralement plusieurs étapes. Dans l'exemple ci-dessus, le problème donné à l'apprenant est de trouver la surface d'un carré métallique après lui avoir retiré une zone circulaire.

Dans ce dataset, *l'étape* est une partie observable de la solution à ce problème. Comme les étapes sont observables, elles sont pour cela présentées par l'interface utilisateur à la vue de l'apprenant pour résoudre entièrement le problème posé. En faisant référence à l'exemple proposé plus haut, on peut citer comme étapes les points suivants :

- Calculer l'aire de l'extrémité de la boîte.
- Calculer l'aire du carré ABCD
- Calculer la zone de la ferraille restante.

La dernière étape est considérée comme la solution au problème donné et les autres deviennent par conséquent des étapes intermédiaires.

**Un composant de connaissance** est un élément d'information qui peut être utilisé pour accomplir des tâches, éventuellement avec d'autres composants de connaissances. Il exprime une généralisation des termes tels que concept, principe, fait ou compétence, et des termes en science cognitive tels que schéma, règle de production, idée fautive ou facette. Dans le cadre de cette thèse, nous utiliserons le terme de compétence en lieu et place de composant de connaissance. A chaque étape de l'exécution d'un problème, l'apprenant doit connaître la ou les compétence(s) nécessaire(s) pour mener à bien cette tâche. Chaque compétence peut être associée à une ou plusieurs étapes.

**Une opportunité** est une chance pour un étudiant de démontrer s'il a appris une compétence donnée. Le nombre d'opportunités (Opportunity Count) d'un apprenant pour une compétence donnée augmente de 1 chaque fois qu'il franchit une étape nécessitant cette même compétence. (Voir tableau 3).

Plusieurs autres attributs de cette base sont décrit dans [187] parmi lesquels on peut citer :

- **Anon Student Id** : identifiant unique et anonyme pour un apprenant
- **Problem Name** : identifiant unique pour un problème
- **Problem View** : le nombre total de fois que l'étudiant a rencontré le problème jusqu'à présent.
- **Step Start Time** : l'heure de début de l'étape. Peut-être nul.
- **Step End Time** : l'heure de la dernière transaction vers l'étape.
- **Step Duration (sec)** : durée écoulée de l'étape en secondes, calculée en additionnant toutes les durées des transactions attribuées à l'étape. Peut-être nul (si l'heure de début de l'étape est nulle).
- **Correct First Attempt (CFA)** : évaluation par le tuteur de la première tentative de l'étudiant sur l'étape : 1 si correct, 0 si une erreur.
- **Hints** : nombre total de conseils demandés par l'étudiant pour l'étape.

#### 4.4.2. Evaluation

Pour l'évaluation de nos modèles, nous avons utilisé l'ensemble de données Algebra. Compte tenu de la taille élevée des données de cette base pour notre environnement de travail, nous avons réduit l'échantillon pour l'évaluation. Cet échantillon est composé de :

- 247 apprenants ;
- 4000 tâches ;
- 1664 compétences ;

Dans cet échantillon, nous avons extrait trois (3) matrices. La première est relative à la relation « *Apprenants-Effectue-Tâches* ». Cette matrice, de dimension 247x4000, comporte 180676 performances connues. Nous avons utilisé deux jeux de données : un pour l'apprentissage machine et l'autre pour le test. Pour effectuer une validation croisée (voir section 3.6.2), nous avons utilisé 9/10 des performances pour la phase d'apprentissage machine et 1/10 pour la phase de prédiction. La deuxième matrice est relative à la relation « *Apprenant – a appris – Compétences* » et la troisième, à la relation « *Tâche – requiert – compétences* ».

Puisque la base d'apprentissage ne dispose pas de relations de groupes d'apprenants, nous avons simulé deux scénarios de formation de groupes de travail dans l'ensemble des 247 apprenants utilisés pour l'expérimentation. Pour chacun des deux scénarios, 40 groupes de 4 apprenants sont constitués. 160 apprenants appartiennent à un groupe tandis que 87 n'appartiennent à aucun groupe. Dans le scénario 1 noté *So1.*, les valeurs d'influence entre apprenants sont toutes fixées à 1. Dans le scénario 2 noté *So2.*, ces valeurs sont fonction des performances globales obtenues par chacun des apprenants du groupe sur l'ensembles des performances obtenues. Le rendement moyen d'un membre du groupe est normalisé ensuite dans l'intervalle ]0;1], sur la base des tâches effectuées. Cette valeur de rendement est prise par défaut comme étant la valeur d'influence de ce membre du groupe sur les autres. Cependant, La valeur d'influence d'un membre du groupe sur lui-même est égale à 1.

L'exemple de la figure 23 illustre un cas de formation des deux scénarios *So1* et *So2* décrits. Dans cet exemple, nous considérons une matrice de performances *P* cartographiant trois (3) apprenants pour quatre (4) tâches réalisées. Dans cet exemple, l'on suppose que les apprenants *S*<sub>1</sub> et *S*<sub>3</sub> appartiennent au même groupe de travail.

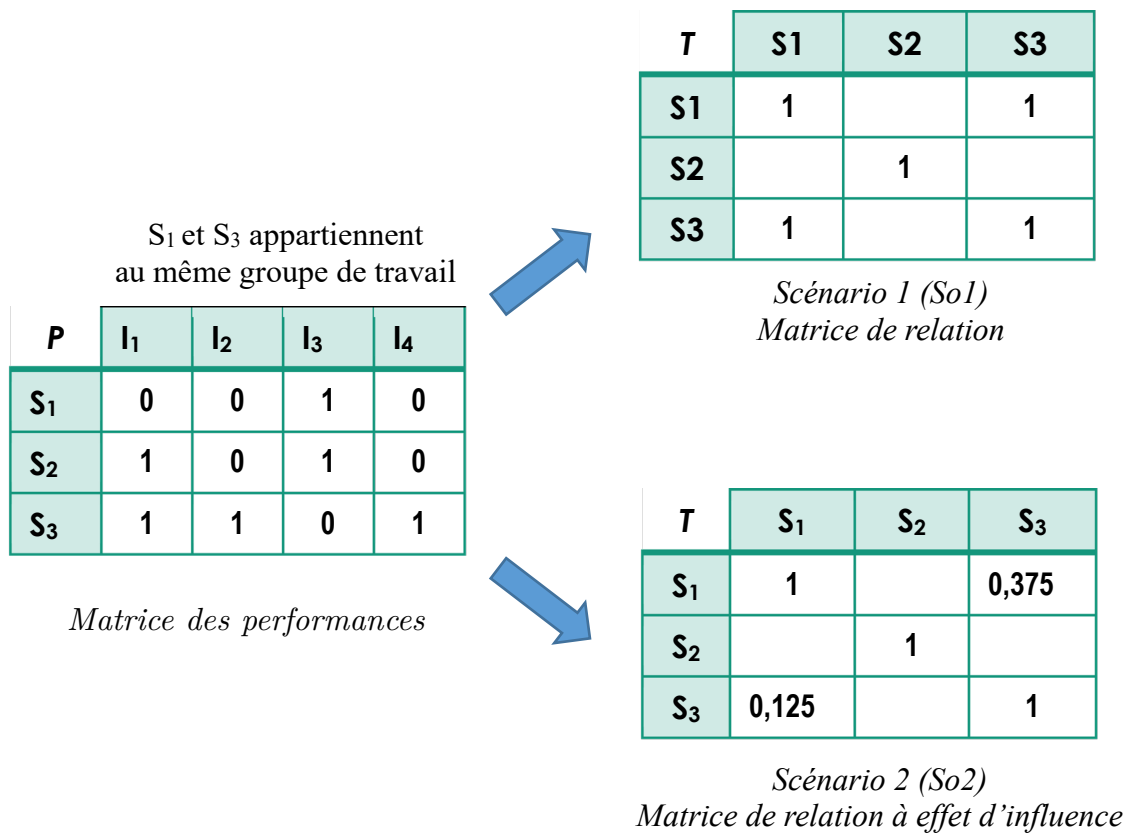


Figure 23 : Scénarios simulés pour la formation des groupes de travail.

Dans le scénario *So1*, les différentes valeurs d'influences sont égales à 1 ; en particulier  $T_{31}=1$  et  $T_{13}=1$ . Le scénario *So2* s'appuie sur l'hypothèse que les apprenants du même groupe de travail peuvent bénéficier réciproquement des connaissances et des performances des autres. De ce fait, nous avons proposé une approche de calcul de la valeur d'influence mutuelle  $T_{ns}$  sur la base du rendement moyen régularisé dans l'intervalle  $]0;1]$ . La valeur d'influence  $T_{ns}$  de l'apprenant *s* sur l'apprenant *n* est ainsi donnée par la relation (43).

$$T_{ns} = \eta \times \frac{\text{Somme des notes de } s}{\text{nombre de tâches effectuées par } s} \quad (43)$$

Dans cette relation, le nombre réel  $\eta$  est un thème de régulation appartenant à l'intervalle  $]0;1]$  et  $n$  désigne un ami de l'apprenant  $s$ , avec  $n \in N_s$  (*ensemble des amis de s*). La valeur optimale du paramètre de régulation  $\eta$ , dans le cas de cette étude a été obtenue par simulation, soit  $\eta = \frac{1}{2}$ . Sur cette base, dans le cadre du scénario *So2*, on a :

$$T_{13} = \frac{3}{4} \times \frac{1}{2} = 0,375 \quad \text{et} \quad T_{31} = \frac{1}{4} \times \frac{1}{2} = 0,125$$

#### 4.4.3. Résultats

Nous implémentons les modèles *So-MF*, *So-MRMF* et *So-WMRMF* en tenant compte des trois attributs (trois relations) et de la relation de groupe telle que décrite dans notre diagramme entité association (voir section [4.3.1](#)). Notre environnement de travail est un ordinateur de système d'exploitation de 64 bit, 8GB de rame, intel Core i7. Notre modèle est conçu en langage Python. La figure 24 présente une capture d'écran lors de l'évaluation du modèle *So-WMRMF* avec l'application Spyder (Python 3.6)

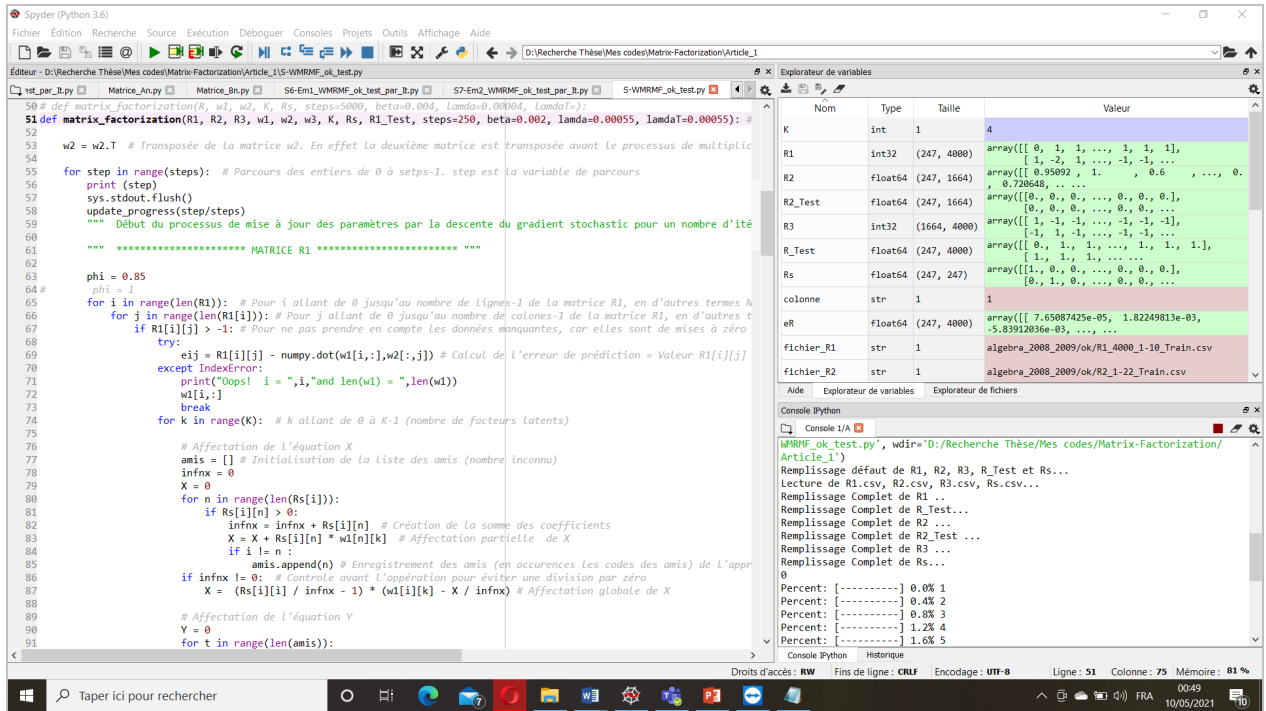


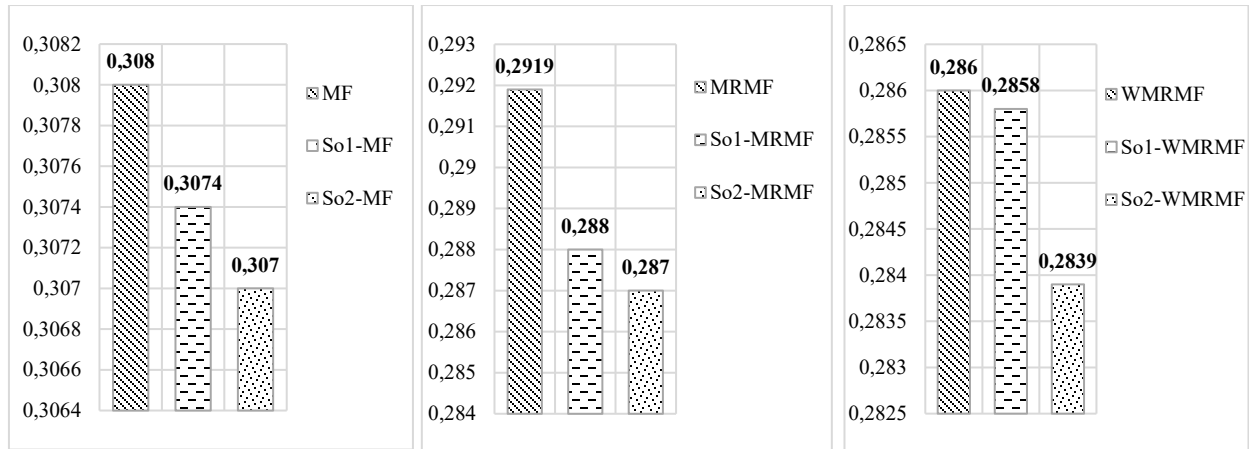
Figure 24 : Capture d'écran lors de l'évaluation de l'approche So-WMRMF sur la base 'KDD Challenge 2010'

Pour comparer notre approche par rapport aux méthodes de Factorisations Matricielles classiques (MF, MRMF et WMRMF), nous avons utilisé la métrique *RMSE* telle que décrit par l'équation (18) dans la section 3.6.3.2. Pour cela, les paramètres utilisés pour optimiser le modèle sont contenus dans le tableau 5.

Tableau 5 : Paramètres d'optimisation : So-WMRMF

Méthodes	Paramètres
<i>MF</i>	$K = 3$ ; #iter = 30 ; $\beta = 2.10^{-3}$ ; $\lambda = 55.10^{-5}$
<i>So1-MF ; So2-MF</i>	$K = 3$ ; #iter = 60 ; $\beta = 2.10^{-3}$ ; $\lambda = 15.10^{-5}$ ; $\lambda_T = 15.10^{-5}$
<i>MRMF ; So1-MRMF ; So2-MRMF ;</i>	$K = 4$ ; #iter = 70 ; $\beta = 2.10^{-3}$ ; $\lambda = 55.10^{-5}$ ; $\lambda_T = 55.10^{-5}$
<i>WMRMF ; So1-WMRMF ; So2-WMRMF ;</i>	$K = 4$ ; #iter = 80 ; $\beta = 2.10^{-3}$ ; $\lambda = 55.10^{-5}$ ; $\lambda_T = 55.10^{-5}$ ; $\theta \in \{0,85;0,80;0,70\}$

La figure 25 donne les résultats des expérimentations réalisées en utilisant les deux scénarios décrits plus haut et appliqués à chacune des méthodes MF, MRMF et WMRMF.



(a)RMSE avec la méthode MF (b)RMSE avec la méthode MRMF (c)RMSE avec la méthode WMRMF

Figure 25 : Résultats RMSE sur l'ensemble de données "Algebra" en utilisant les deux scénarios So1 et So2.

Dans la figure 25(a), les modèles *So1*-MF et *So2*-MF sont plus performants que le modèle classique MF. La figure 25(b) montre que les modèles *So1*-MRMF et *So2*-MRMF sont nettement plus précis que le modèle MRMF. Dans la figure 25(c) le modèle *So1*-WMRMF est sensiblement meilleure comparé au modèle WMRMF tandis que le modèle *So2*-WMRMF surpasse largement les modèles WMRMF et *So1*-WMRMF. La figure 26 donne une synthèse de la métrique RMSE pour les méthodes *So2*-MF, *So2*-MRMF et *So2*-WMRMF.



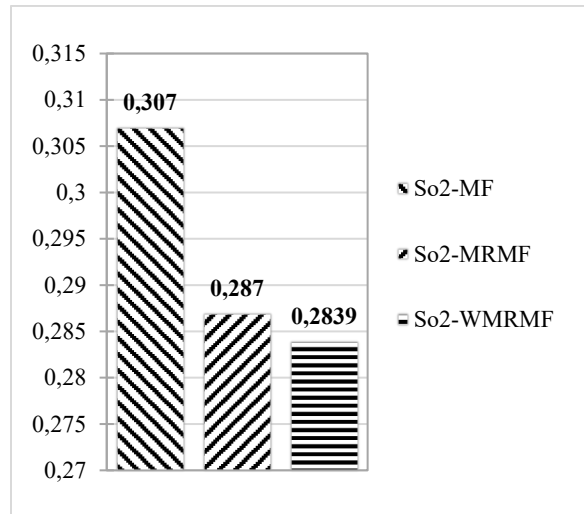


Figure 26 : Comparaison des résultats RMSE des modèles *So2-MF*, *So2-MRMF* et *So2-WRMMF* sur l'ensemble de données "Algebra"

Ces résultats montrent que le modèle *So2-WRMMF* surpasse tous les autres modèles. La prise en compte du facteur d'influence sur la Factorisation Matricielle Multi-Relationnelle Pondérée, en vue de la prédiction des performances, donne non seulement une meilleure précision de prédiction sur les performances, mais aussi, elle permet d'obtenir de meilleurs résultats par rapport aux méthodes de Factorisation Matricielle standards.

#### 4.5. Conclusion

Dans la présente contribution, nous avons proposé une approche de prédiction des performances de l'apprenant qui intègre non seulement les relations d'amitié telle que les relations de groupe de travail, mais aussi les valeurs d'influence mutuelles dans la méthode de Factorisation Matricielle Multi-Relationnelle Pondérée. En appliquant la métrique RMSE sur nos modèles (*So2-MF*, *So2-MRMF*, *So2-WRMMF*), les résultats expérimentaux réalisés sur l'ensemble de données du KDD Challenge 2010 ont montré que cette approche permet d'affiner la précision de la prédiction des performances des apprenants. Le modèle *So2-WRMMF* proposé surpasse toutes les autres approches de FM simulées et utilisées pour la prédiction des performances des apprenants.

À notre connaissance, et jusqu'à cette date, il s'agit de la première étude qui ait intégré quatre relations dans la prédiction des performances à savoir : « *Apprenants-Effectue-Tâches* », « *Apprenant - a appris - Compétences* », « *Tâche - requiert - compétences* » et « *Apprenant - A - Amis* »

# CHAPITRE 5 : APPROCHE MULTI- RELATIONNELLE ET EMOTIONNELLE POUR LA PRÉDICTION DES PERFORMANCES.

## Sommaire

---

5.1.	INTRODUCTION.....	109
5.2.	CONTEXTE ET MOTIVATION.....	109
5.3.	MÉTHODES ET ATTRIBUTS POUR LA PRÉDICTION DES PERFORMANCES DES APPRENANTS .....	111
5.4.	APPROCHE DE PRÉDICTION PROPOSÉE.....	113
5.5.	ÉVALUATION DE L'APPROCHE PROPOSÉE.....	120
5.6.	CONCLUSION .....	125

---

## 5.1. Introduction

Les Systèmes Tutoriels Intelligents actuels fournissent des recommandations aux apprenants pour améliorer leur apprentissage. Ces recommandations passent principalement par la prédiction des performances des apprenants qui demeure encore problématique pour les STI, malgré les ressenties améliorations apportées par les méthodes telles que la Factorisation Matricielle. La présente contribution vise donc à apporter une solution à ce problème de prédiction en proposant une approche qui combine une Régression Linéaire Multiple (modélisant l'impact émotionnel) et un modèle de Factorisation Matricielle Multi-Relationnelle Pondérée pour tirer profit tant des facultés cognitives qu'émotionnelles des apprenants. Cette approche prend en compte non seulement les relations qui existent entre les apprenants, les tâches et les compétences mais aussi les émotions de ces derniers.

Ce chapitre est organisé de la manière suivante : la section 5.2 présente le contexte et la motivation autour de cette orientation. La section 5.3 fournit un état de l'art des techniques et attributs utilisés pour la prédiction des performances des apprenants. La section 5.4 présente à son tour, notre approche multi-relationnelle et émotionnelle pour la prédiction des performances des apprenants. La section 5.5 expose une évaluation de cette approche et fournit une étude comparative de nos résultats à ceux de l'état de l'art. La section 5.6 conclut ce chapitre.

## 5.2. Contexte et motivation

Les systèmes d'apprentissage informatiques, en particulier les Systèmes Tutoriels Intelligents (STI) occupent une place prépondérante de nos jours. Ces systèmes sont des environnements informatiques qui visent à imiter au mieux le comportement d'un tuteur humain en ses capacités d'expert du domaine et expert pédagogue. Les recherches actuelles concernent certains axes tels que la modélisation de l'apprenant en général et la prédiction des performances de l'apprenant en particulier. Dans [22], les auteurs soulignent

l'importance du modèle de l'apprenant ou des états cognitifs et motivationnels de l'apprenant dans l'automatisation des fonctions du tutorat et l'amélioration de l'apprentissage. Notons que la prédiction des performances des apprenants dans les systèmes d'apprentissage demeure un enjeu majeur de recherche car elle prévoit sa performance pour différentes compétences au fil du temps [188]. En outre, elle permet de déterminer le prochain contenu à présenter à l'apprenant pour conférer une continuité à son apprentissage [189]. En effet, en l'absence d'une bonne prédiction, présenter aux apprenants des activités trop simples par exemple peut limiter l'apprentissage d'une part et d'autre part, présenter des activités trop ardues risque aussi de conduire à une mauvaise compréhension et à une perte de motivation [190].

Aussi, pour que l'apprentissage soit adapté à l'apprenant, importe-t-il que les systèmes actuels disposent d'informations ou d'attributs (caractéristiques) pertinents permettant d'affiner les résultats de la prédiction des performances. L'émotion, n'étant pas toujours pris en compte dans les systèmes de prédiction, on aboutit généralement à des systèmes moins performants. En effet, pour des spécialistes en Psychologie Éducative et Neurosciences tels que Immordino-Yang[191], les émotions sont quasi incontournables au plan neurobiologique pour créer des souvenirs, engager des pensées complexes ou même prendre des décisions significatives. Elles sont importantes aussi bien pour notre survie physique que notre vie sociale ou notre vie intellectuelle[191]. Donner aux systèmes la capacité d'intégrer l'aspect émotionnel leur permettra de mieux comprendre les besoins de l'apprenant et de réagir en conséquence. C'est d'ailleurs l'objectif du domaine de recherche en informatique affective [72, 88]. L'objectif pour nous est donc de doter notre modèle de données significatives telles que l'émotion pour accroître la qualité de prédiction des performances.

### 5.3. Méthodes et Attributs pour la prédiction des performances des Apprenants

Un apprentissage personnalisé permet d'améliorer non seulement le processus d'apprentissage lui-même mais aussi les résultats d'apprentissage généraux [171, 172]. Mais cette personnalisation n'est possible qu'en adaptant le contenu de l'apprentissage et en appliquant une stratégie d'apprentissage spécifique à chaque individu. Aussi, en ce qui concerne les STI actuels, il est nécessaire de disposer d'une part d'informations pertinentes sur l'apprenant et d'autre part, de prédire sa performance à chaque étape de son apprentissage. De nombreuses recherches sur la prédiction des performances des apprenants sont disponibles dans la littérature scientifique associée. La prédiction des performances de l'apprenant est réalisée selon plusieurs attributs et méthodes. Le choix des attributs sélectionnés et le choix des méthodes utilisées sont déterminants pour la prédiction des performances des apprenants et ce, dans des cadres d'évaluations précis. Dans [179, 180, 192], les auteurs ont fait par exemple le choix d'attributs tels que les notes internes, les notes de session, le score d'admission et les activités des apprenants en appliquant les arbres de décision. Raheel Asif et *al.*, [192] ont montré qu'à l'aide de cette approche, l'on pouvait atteindre une précision de prédiction des performances de l'ordre de 83,65%. D'autres auteurs tels que Abu Amra et *al.*, [174] ont élargi le choix d'attributs au travail du père de l'apprenant, au lieu d'habitation de l'apprenant, au sexe, et aux performances antérieures en appliquant deux types d'algorithmes de classification différents : k plus Proche Voisin (KNN) et Naïve Bayes. Les résultats expérimentaux ont montré que la méthode Naïve Bayes est meilleure que la méthode KNN avec une précision de 93,6%. Okubo et *al.*, [181] ont proposé une approche à base de Réseau de Neurones Récurrents (RNN) pour prédire les notes finales des étudiants à partir des données de journal stockées dans les systèmes éducatifs.

En revanche plusieurs autres études telles que celle menées dans [193] [194] [178] proposent plutôt des méthodes d'exploration de données permettant de rechercher les

attributs qui affectent de manière significative les performances des apprenants. Venkatachalam et *al.*, [193] par exemple ont extrait, en appliquant deux techniques statistiques que sont le coefficient de corrélation de Pearson et le test Fisher, des attributs tels que les notes scolaires antérieures, le niveau de difficulté de la matière, le revenu familial et l'intérêt que l'apprenant a pour la matière. Havan Agrawal et *al.*, [194] ont montré à base d'un modèle de réseau de neurones que les performances académiques actuelles des apprenants dépendent principalement de leurs performances passées. Les auteurs Haixia Lu et *al.*, [178] ont proposé un algorithme de sélection des caractéristiques (attributs) qui utilise tout d'abord le coefficient de corrélation de Pearson et la distance euclidienne pour mesurer la corrélation entre les caractéristiques, le libellé de classe et la redondance entre les caractéristiques, puis intègre les sous-ensembles de caractéristiques obtenus à plusieurs reprises afin d'obtenir le sous-ensemble de caractéristiques optimal final. Les caractéristiques sélectionnées sont composées entre autres : des notes passées, du nombre d'absence scolaire, de la volonté de l'apprenant à poursuivre des études supérieures, de l'âge de l'apprenant, du nombre d'échecs passés. Dans [195] les auteurs comparent les résultats des deux classifieurs SVM et KNN sur le jeu de données fourni par l'Université du Minho au Portugal, afin de prédire la note finale de l'apprenant. Le jeu de données concerne la performance en mathématiques des apprenants et se compose de 395 échantillons de données. La sélection des caractéristiques s'est faite en calculant la corrélation entre chaque attribut (33 Attributs en tout) et la variable cible (qui est la note finale). Les résultats des études empiriques ont montré que l'algorithme SVM obtenait des résultats légèrement supérieurs par rapport à l'algorithme KNN. L'auteur Seifedine Kadry [196] a montré au travers d'une analyse de régression linéaire que les variables indépendantes étudiées : taille, poids, score de QI (Quotient intellectuel), sexe et âge d'un apprenant n'ont pas d'impact significatif sur la performance de celui-ci. Par contre, le temps de révision a un effet significatif sur sa performance à l'examen.

D'autres études telles que celles menées dans [133, 144] ont utilisés la Factorisation Matricielle, une technique issue des systèmes de recommandation pour prédire la performance des apprenants. Les résultats de ces études ont montré que l'utilisation de cette technique pouvait améliorer les résultats de prédiction par rapport aux méthodes de régression en s'appuyant sur les performances antérieures de l'apprenant. D'autres auteurs ont proposé améliorer cette méthode en explorant multiples relations pouvant exister entre les apprenants, les tâches et leurs métadonnées en utilisant les modèles MRMF et WMRMF [24].

Il ressort clairement de cette revue de littérature que la grande majorité des recherches se sont appuyées essentiellement sur des facteurs socio-économiques et sur les compétences antérieures des apprenants sans tenir compte de l'aspect émotionnel. Ce qui constitue l'objet de notre présente étude.

#### 5.4. **Approche de prédiction proposée**

Notre approche combine un modèle de Factorisation Matricielle Multi-Relationnelle Pondérée et une Régression Linéaire Multiple modélisant l'impact émotionnelle. Dans cette approche Multi-Relationnelle, nous proposons prendre en compte les éventuelles émotions ressenties par les apprenants durant les sessions d'évaluation. A cet effet, nous fournissons un nouveau diagramme entité associée pour illustrer les différentes informations prises en compte dans cette approche (figure 27).

La prise en compte des émotions suggère au préalable, le choix d'une catégorie d'émotions candidates et le choix d'une méthode de détection émotionnelle. Dans cette étude, nous nous sommes basés sur la théorie du contrôle et de la valeur des émotions d'accomplissement de Pekrun [13]. Compte tenu de la complexité de détections des émotions liées au test, nous avons utilisé la méthode d'auto évaluation basée sur le



questionnaire sur les émotions d'accomplissement (AEQ) pour détecter les émotions des apprenants (voir section 2.3.6.3) .

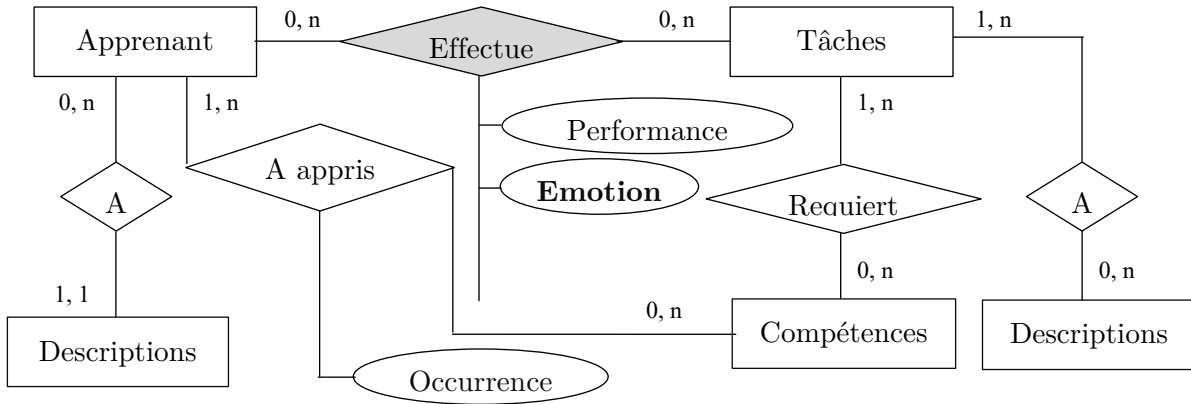


Figure 27 : Diagramme entité-association pour la prédiction des performances de l'apprenant

#### 5.4.1. Formulation du problème

A la réalisation d'une tâche par l'apprenant, on associe un score de performance et les émotions associées à l'exécution de la tâche (émotions récupérées à l'aide du questionnaire AEQ). Pour résoudre correctement la tâche, l'apprenant doit connaître des compétences spécifiques, et la tâche elle-même est également associée aux compétences devant être apprises par l'apprenant. L'attribut « *Occurrence* » donne le nombre de fois où l'apprenant a appris la compétence.

#### 5.4.2. Formulation de l'influence émotionnelle $\varepsilon_{si}$

Nous posons en hypothèse que la réalisation d'une tâche quelconque est toujours accompagnée d'une ou plusieurs émotions bien données. Nous adoptons le principe que la performance d'un apprenant dépend non seulement de ses capacités intrinsèques (capacités cognitives), mais aussi de l'impact de ses émotions ressenties.

Notons  $\varepsilon_{si}$ , l'impact émotionnel sur la performance de l'apprenant  $s$  à la réalisation de la tâche  $i$ . Dans notre approche,  $\varepsilon_{si}$  est défini comme un modèle de Régression Linéaire Multiple qui établit une relation linéaire avec les différentes émotions de test de l'AEQ, relativement à la tâche  $i$ . Les différentes valeurs prises par  $\varepsilon_{si}$  sont des réels inclus dans l'intervalle  $[-1;1]$ . Les différents coefficients sont les éléments de la matrice  $\alpha = (\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_8)$ . Les différentes variables sont les éléments de la matrice  $e = (e_1, e_2, \dots, e_8)^T$ . Ces éléments sont respectivement les intensités des huit échelles d'émotions liées au test que sont : la **joie**, l'**espoir**, la **fierté**, le **soulagement**, la **colère**, l'**anxiété**, la **honte** et le **désespoir** et sont recueillies à l'aide de l'AEQ. Le tableau 6 présente les différentes variables et descriptions de variables telles que proposées dans cette approche.

Tableau 6 : Description des variables du modèle  $\varepsilon_{si}$

<b>Variables</b>	$e_1$	$e_2$	$e_3$	$e_4$	$e_5$	$e_6$	$e_7$	$e_8$
<b>Intensité de :</b>	Joie	Espoir	Fierté	Soulagement	Colère	Anxiété	Honte	Désespoir

Les différentes valeurs  $e_1, e_2, \dots, e_8$  sont aisément obtenues à l'aide de l'AEQ. Nous formulons donc le modèle  $\varepsilon_{si}$  comme suit :

$$\varepsilon = \alpha.e + \alpha_0 \quad (44)$$

Le modèle  $\varepsilon_{si}$  a été élaboré sur la base des données collectées durant l'enquête sur l'AEQ.

A la différence des travaux effectués dans[24], nous considérons l'émotion comme un type d'entité supplémentaire. En effet, la relation « *Apprenant – Effectue – Tâche* » ne

prend pas seulement en compte la performance, mais aussi les émotions éventuelles associées et leurs valences (voir figure 28).

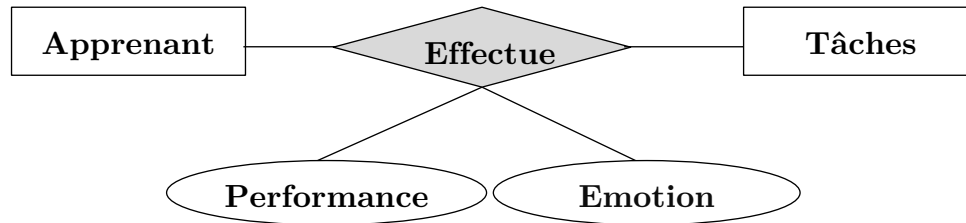


Figure 28 : Relation « Apprenant – Effectue – Tâche »

Cette relation génère deux matrices : la matrice des performances et la matrice des émotions. La matrice des émotions a la même dimension que la matrice des performances comme le montre l'exemple de la figure 29. Dans cet exemple, on remarque que l'apprenant  $S_4$  a effectué la tâche  $T_5$  en obtenant la note de 1. Le facteur d'impact émotionnel sur la performance, à la réalisation de la tâche  $T_5$  est  $\varepsilon_{45} = 0,8$ . Nous considérons cette valeur comme étant l'apport des émotions à la réalisation de la tâche  $T_5$ . Cet apport peut soit favoriser la réalisation de la tâche, soit défavoriser celle-ci.

Nous combinons dans notre approche, le modèle  $\varepsilon_{si}$  avec les modèles MRMF et WMRMF, à travers l'algorithme 1 itératif.

<b>P</b>	<b>T<sub>1</sub></b>	<b>T<sub>2</sub></b>	<b>T<sub>3</sub></b>	<b>T<sub>4</sub></b>	<b>T<sub>5</sub></b>
<b>S<sub>1</sub></b>	1			0	1
<b>S<sub>2</sub></b>	1	1		1	
<b>S<sub>3</sub></b>		0	1		
<b>S<sub>4</sub></b>	1			1	1
<b>S<sub>5</sub></b>			0		0

<b><math>\varepsilon</math></b>	<b>T<sub>1</sub></b>	<b>T<sub>2</sub></b>	<b>T<sub>3</sub></b>	<b>T<sub>4</sub></b>	<b>T<sub>5</sub></b>
<b>S<sub>1</sub></b>	0,7			0,4	0,7
<b>S<sub>2</sub></b>	0,6	0,9		0,9	
<b>S<sub>3</sub></b>		0,3	0,5		
<b>S<sub>4</sub></b>	0,7			0,7	0,8
<b>S<sub>5</sub></b>			0,9		0,1

Figure 29 : Matrice ( $P$ ) des performances et Matrice ( $\varepsilon$ ) des impacts émotionnels

Pour déterminer les paramètres optimaux  $W_1, W_2, \dots, W_n$  respectif des modèles Emo-MRMF (Emotionnal Multi-Relational Matrix Factorization) et *Emo*-WMRMF (Emotionnal Weighted Multi-Relational Matrix Factorization), nous avons proposé les algorithmes 6 et 7 itératifs ci-dessous utilisant une descente de gradient stochastique (voir section 3.7.2). Chaque algorithme procède d'abord par l'initialisation des paramètres à partir de la distribution normale  $N(\mu, \sigma^2)$ , en prenant pour espérance  $\mu = 0$  et pour écart type  $\sigma = 0,01$ . Les simulations numériques à travers les algorithmes 6 et 7 permet aussi de déterminer les valeurs optimales des paramètres de la matrice  $\alpha = (\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_8)^T$ . Ces valeurs sont aussi celles qui minimisent les fonctions objectif (10) et (11)

---

**Algorithm 6 : Emo-MRMF Training**

---

**Input**

$N$  : number of entities;  $M$  : number of relations ;  $R_r$  : for each relations ;  $\lambda$  : regulation term ;  $\beta$  : learning rate ;  $K$  : Latent factors.  $\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3, \alpha_4, \alpha_5, \alpha_6, \alpha_7, \alpha_8$  : respectively emotions Enjoyment, Hope, Pride, Relief, Anger, Anxiety, Shame and Hopelessness factors.

**Output**

$\{W_j\}_{j=1\dots N}$  : latent factor matrices for each entity  $j$

1. Initialize  $W_j$  for each of the  $N$  entities using  $N(\mu, \sigma^2)$
  2. Initialize  $\varepsilon_{si}$  via Equation (10)
  3. **While** (Stopping criterion is not met) **do**
  4.   **for** each relation  $R_r = \{(E_{1r}; E_{2r})\}$  in  $\{E_1, \dots, E_M\}$  **do**
  5.     **for**  $s = 0$  to number of rows-1 of  $R_r$  **do**
  6.       **for**  $i = 0$  to number of rows-1 of  $R_r$  **do**
  7.           $e_{si} = R_{si} - \hat{p}_{si}$
  8.          **for**  $k = 0$  to  $K-1$  **do**
  9.             $W_1[s][k] \leftarrow W_1[s][k] + \beta(2e_{si}w_{r2_{ik}} - \lambda w_{r1_{sk}})$
  10.            $W_1[s][k] \leftarrow W_1[s][k] + \beta(2e_{si}w_{r2_{ik}} - \lambda w_{r1_{sk}})$
  11.          **end for**
  12.        **end for**
  13.     **end for**
  14.   **end for**
  15. **end while**
  16. **Return**  $\{W_j\}_{j=1\dots N}$
-

**Input**

$N$  : number of entities;  $M$  : number of relations ;  $R_r$  : for each relations ;  $\theta$  : weight ;  $\lambda$  : regulation term ;  $\beta$  : learning rate ;  $K$  : Latent factors.  $\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3, \alpha_4, \alpha_5, \alpha_6, \alpha_7, \alpha_8$  : respectively emotions Enjoyment, Hope, Pride, Relief, Anger, Anxiety, Shame and Hopelessness factors.

**Output**

$\{W_j\}_{j=1\dots N}$  : latent factor matrices for each entity  $j$

1. Initialize  $W_j$  for each of the  $N$  entities using  $N(\mu, \sigma^2)$
  2. Initialize  $\Theta_r$  for each of the  $M$  relations
  3. Initialize  $\mathcal{E}_{si}$  via Equation (10)
  4. **While** (Stopping criterion is not met) **do**
  5.   **for** each relation  $R_r = \{(E_{1r}; E_{2r})\}$  in  $\{E_1, \dots, E_M\}$  **do**
  6.     **for**  $s = 0$  to number of rows-1 of  $R_r$  **do**
  7.       **for**  $i = 0$  to number of rows-1 of  $R_r$  **do**
  8.           $e_{si} = R_{si} - \hat{p}_{si}$
  9.          **for**  $k = 0$  to  $K-1$  **do**
  10.            $W_1[s][k] \leftarrow W_1[s][k] + \beta(2\Theta_r e_{si} w_{r2_{ik}} - \lambda w_{r1_{sk}})$
  11.            $W_1[s][k] \leftarrow W_1[s][k] + \beta(2\Theta_r e_{si} w_{r2_{ik}} - \lambda w_{r1_{sk}})$
  12.          **end for**
  13.       **end for**
  14.     **end for**
  15. **end for**
  16. **end while**
  17. **Return**  $\{W_j\}_{j=1\dots N}$
-

## 5.5. Évaluation de l'approche proposée

Dans cette section, nous évaluons notre approche proposée afin de montrer son efficacité dans la réduction des erreurs de prédiction des performances des apprenants. Nous effectuons également des tests pour comparer les performances de notre approche avec certaines méthodes de la littérature.

### 5.5.1. Participants et procédure

Pour évaluer notre approche de modélisation émotionnelle et étudier l'effet de la prise en compte de l'émotion sur la prédiction des performances des apprenants, nous avons effectué des études sur des apprenants du second cycle secondaire de l'enseignement général, inscrits en classe de Terminale, au Lycée Moderne Khalil (Daloa, Côte d'Ivoire). Les données ont été recueillies au moyen du questionnaire distribué aux apprenants volontaires à participer à cette recherche. L'échantillon était composé de 250 élèves (80 filles dont l'âge moyen est de 16 ans; et 170 Garçons dont l'âge moyen est de 17 ans). Ces apprenants ont été évalués, lors des examens, dans plusieurs disciplines : Mathématiques, Français, Anglais, Histoire et Géographie, Philosophie et Science de la Vie et de la Terre, au titre de l'année scolaire 2019 – 2020 de Janvier à Février. Le questionnaire a été rempli plusieurs fois relativement à chaque épreuve de l'examen (voir annexe 4). Pour l'évaluation de notre modèle, nous avons utilisé les huit échelles d'émotions liées aux tests de l'AEQ. Ces échelles sont composées de quatre émotions à valence positive et quatre émotions à valence négative. La figure 30(a) présente un exemple de valeurs d'intensités des échelles d'émotions extraites, pour un apprenant  $S_1$ , à l'aide du questionnaire AEQ.

### 5.5.2. Résultats et discussion

Dans cette section, nous implémentons deux types de modèles. Le premier est un modèle Multi-Relationnelle et Emotionnelle noté *Emo-MRMF* et le second est un modèle Multi-Relationnelle Pondéré et Emotionnelle noté *Emo-WMRMF*. Pour l'évaluation, nous

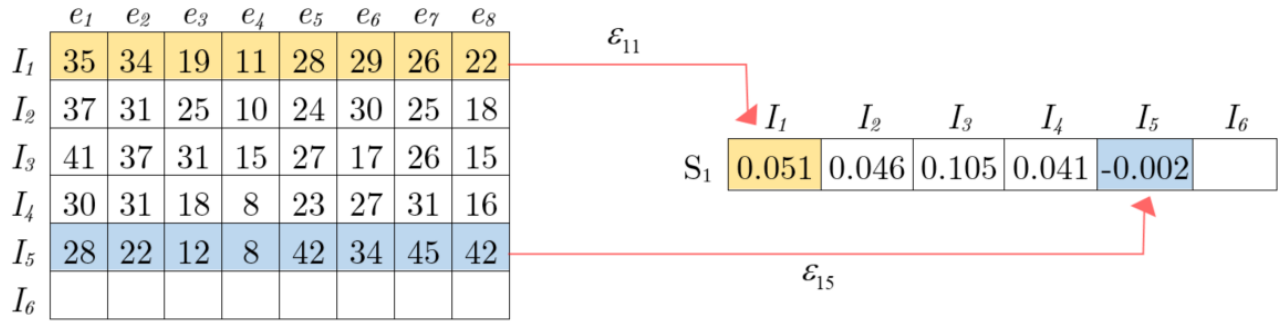
avons réduit le modèle  $\varepsilon_{si}$  à trois échelles d'émotions de test que sont la joie, l'espoir et l'anxiété. En effet, les émotions activatrices positives telles que le plaisir et l'espoir peuvent entraîner de meilleurs résultats de performance [197] tandis que les émotions négatives comme l'anxiété peuvent entraîner de moins bons résultats de performance lorsqu'elles sont déclenchées[198]. Dans [95, 199] les auteurs ont montré que les émotions positives telles que la joie et l'espoir sont généralement en corrélation positive avec les notes et les résultats des tests.

Le modèle réduit se présente comme suit :

$$\varepsilon_{si} = \alpha_0 + \alpha_1 e_1 + \alpha_2 e_2 + \alpha_6 e_6 \quad (45)$$

La figure 30 présente un exemple de valeurs d'impacts émotionnels calculées en utilisant le modèle  $\varepsilon_{si}$ , tel que présenté à la section 5.4. Dans cet exemple, un apprenant  $S_1$  a réalisé cinq (5) tâches  $I_1, I_2, \dots, I_5$ . Le tableau de la figure 30(a) est un exemple d'intensités des échelles d'émotions recueillies à l'aide du questionnaire AEQ lors de nos enquêtes terrain. Les différents impacts émotionnels pour chacune des tâches sont illustrés à travers la figure 30(b). Ainsi, la valeur d'impact émotionnel à la réalisation de la tâche  $I_1$  est  $\varepsilon_{11} = 0,051$  tandis que celle de la tâche  $I_5$  est  $\varepsilon_{15} = -0,002$ . La matrice d'impact émotionnel est obtenue lorsque cette action est étendue à tous les apprenants pour toutes les tâches réalisées.





(a) Extrait des données recueillies pour les 8 échelles d'émotions à l'aide de l'AEQ, pour un apprenant  $S_1$  sur 5 tâches

(b) Impacts des émotions, calculés à l'aide du modèle  $\varepsilon_{si}$

Figure 30 : Exemple de calcul des éléments de  $(\varepsilon)$  pour un apprenant  $S_1$  à la réalisation de 5 tâches  $(I_1, \dots, I_5)$  à l'aide d'un extrait de données recueillies par le questionnaire AEQ

Sur une taille de 1500 performances, nous avons utilisé 5/6 pour l'apprentissage machine et 1/6 des performances pour la validation croisée.

L'environnement de travail utilisé pour les simulations est un ordinateur de système d'exploitation de 64 bit, 8GB de RAM, intel Core i7. Le développement de l'Algorithme 7 s'est fait en langage Python.

Pour comparer nos approches *Emo*-MRMF et *Emo*-WMRMF aux méthodes MF, MRMF, WMRMF, Global Average, Item Average et User Average nous avons utilisé la métrique *RMSE* (Voir section 3.6.3.2).

Le tableau 7 donne les différentes valeurs des paramètres utilisés pour optimiser les modèles.

Tableau 7 : Paramètres d'optimisation : *Emo-WMRMF*

Méthodes	Paramètres
<i>MF</i>	$K = 2 ; \#iter = 320 ; \beta = 10^{-3} ; \lambda = 0,15$
<i>MRMF</i>	$K = 2 ; \#iter = 320 ; \beta = 10^{-3} ; \lambda = 0,1 ;$
<i>WMRMF</i>	$K = 2 ; \#iter = 320 ; \beta = 3,10^{-3} ; \lambda = 75.10^{-3} ; \theta \in \{1,0;0,80;0,70\}$
<i>Emo -MRMF</i>	$K = 2 ; \#iter = 320 ; \beta = 10^{-2} ; \lambda = 55.10^{-3} ; \alpha_1 = 14.10^{-3} ;$ $\alpha_2 = 22.10^{-3} ; \alpha_3 = -33.10^{-3}, \alpha_0 = 0$
<i>Emo-WMRMF</i>	$K = 2 ; \#iter = 320 ; \beta = 3.10^{-3} ; \lambda = 15.10^{-4} ;$ $\theta \in \{1,0;0,40;0,80;0,70\} ; \alpha_1 = 3.10^{-3} ; \alpha_2 = 2.10^{-3} ;$ $\alpha_3 = -3.10^{-3} ; \alpha_0 = 0$
<i>Emotional Impact</i>	$K = 2 ; \#iter = 320 ; \beta = 3.10^{-3} ; \lambda = 15.10^{-4} ;$ $\theta \in \{0,7;1,0;0,60;0,40\} ; \alpha_1 = 5.10^{-3} ; \alpha_2 = 25.10^{-3} ;$ $\alpha_3 = -23.10^{-3}$

Les résultats expérimentaux présentés à la figure 31 montrent que nos approches *Emo-MRMF* et *Emo-WMRMF* améliorent significativement les approches *MRMF* et *WMRMF* par la prise en compte de multiples relations et du facteur d'impact émotionnel. Le modèle *Emo-WMRMF* donne de très bons résultats en termes de réduction de l'erreur quadratique par rapport aux méthodes comparatives simulées. Ces résultats démontrent la robustesse des modèles de Factorisation Matricielle Multi-Relationnelle à ingérer une variété d'informations et de relations.

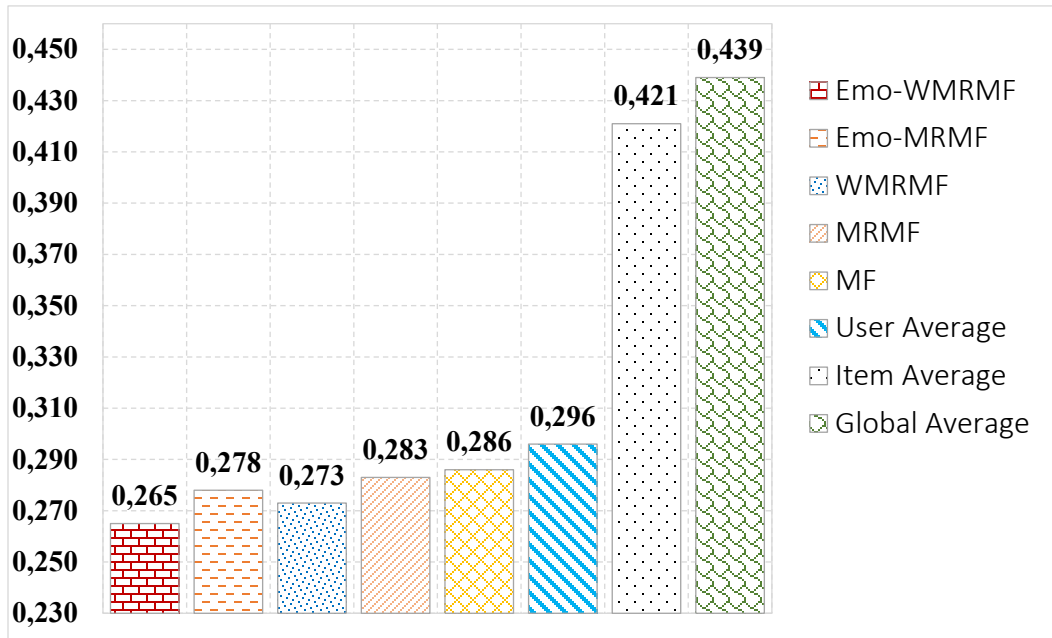


Figure 31 : Résultats RMSE sur notre ensemble de données.

La figure 32 donne les résultats RMSE de la prédiction des performances et du facteur d'impact émotionnel pour différentes valeurs de paramètre d'itération. En effet, l'optimisation du modèle permet, certes de prédire les performances, mais aussi de prédire l'impact émotionnel d'un apprenant  $s$  à la réalisation d'une tâche  $i$ . Lorsque le nombre d'itérations tend vers 320, l'erreur RMSE de prédiction de l'impact émotionnel tend vers 0.232. Cela révèle de la robustesse des Modèles MF à prédire toutes sortes d'attributs du domaine d'application.

La figure 32 présente par ailleurs l'évolution de RMSE du modèle *Emo-WRRMF*. La courbe de prédiction de l'impact émotionnel décroît rapidement jusqu'à 80 pas d'itération et reste pratiquement constante jusqu'à 320. Cela montre que notre modèle est robuste déjà avec un nombre d'itération de 80.

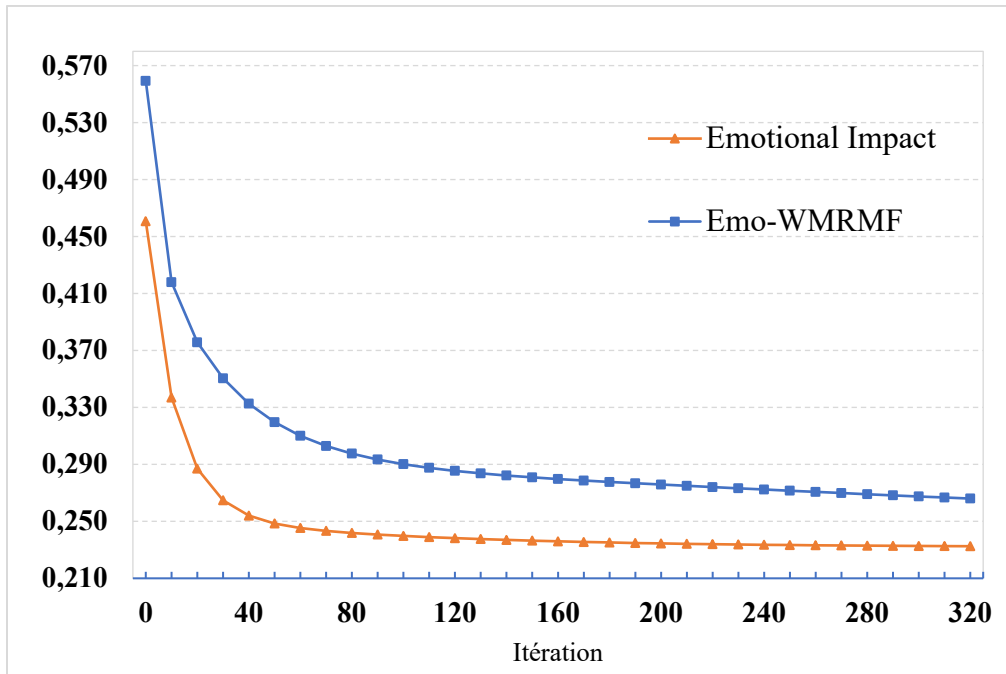


Figure 32 : Résultats RMSE avec différentes valeurs d'itérations.

## 5.6. Conclusion

Dans la présente contribution, nous avons proposé une approche qui vise à apporter une solution au problème de la prédiction des performances de l'apprenant dans les STI en combinant une Régression Linéaire Multiple (modélisant l'impact émotionnel) et un modèle de Factorisation Matricielle Multi-Relationnelle Pondérée pour tirer profit tant des facultés cognitives qu'émotionnelles des apprenants. Cette approche prend en compte non seulement les relations qui existent entre les apprenants, les tâches et les compétences mais aussi les émotions de ces derniers. Les résultats expérimentaux sur un ensemble de données collectées dans une école d'enseignement secondaire général ont montré que notre approche permet de prédire avec plus de précision, les performances des apprenants.

CHAPITRE 6 : **APPROCHE UNIFIÉE  
INTÉGRANT LES ATTRIBUTS  
SOCIO-ÉMOTIONNELS DES  
APPRENANTS ( *SoEmo-  
WMRMF* )**

Sommaire

---

6.1.	INTRODUCTION.....	127
6.2.	APPROCHE <i>SoEMO</i> -WMRMF PROPOSÉE .....	128
6.3.	ÉVALUATION DE L'APPROCHE PROPOSÉE.....	132
6.4.	RÉSULTATS ET DISCUSSIONS.....	135
6.5.	CONCLUSION .....	140

---

## 6.1. Introduction

La prédiction des performances des apprenants dans les Systèmes Tutoriels Intelligents est un enjeu majeur car elle définit et oriente toute la dynamique pédagogique autour de ces systèmes. Dans la littérature associée, plusieurs approches utilisant des attributs divers ont été proposées pour résoudre le problème de prédiction des performances. Cependant, ces approches n'ont pas tiré parti de l'effet synergique des facteurs sociaux et émotionnels des apprenants comme gage d'un meilleur indicateur de prédiction[108].

L'objectif de ce chapitre est de proposer une approche unifiée qui exploite les performances des modèles *So*-WMMRF et celles du modèle *Emo*-WMMRF sous forme d'attributs socio-émotionnels pour donner une meilleure précision dans la prédiction des performances des apprenants. Ces attributs socio-émotionnels visent à doter notre approche d'une intelligence socio-émotionnelle susceptible de valoriser des capacités telles que la motivation, l'attention, l'engagement des apprenants dans l'utilisation des tuteurs intelligents d'apprentissage et améliorer ainsi l'étape d'apprentissage. L'approche proposée dans ce chapitre permet de prédire les performances des apprenants en prenant en compte non seulement les capacités cognitives mais aussi l'impact socio-émotionnel des apprenants. En notre connaissance, c'est la première approche de Factorisation Matricielle qui exploite cinq types de relations du domaine que sont : la relation entre les apprenants et les tâches, la relation entre les apprenants et les compétences, la relation entre les tâches et les compétences, la relation entre les apprenants et les émotions liées à la réalisation des tâches.

Le chapitre est organisé de la manière suivante : la section 6.2 présente notre approche de prédiction, à travers sa formulation et l'algorithme unifié *SoEmo-WMMRF*. La section 6.3 expose une évaluation de cette approche. La section 6.4 présente les résultats

de l'approche et discute, par ailleurs, l'effet des différents paramètres sur ses performances. La section 6.5, quant à elle, conclut ce chapitre.

## 6.2. Approche *SoEmo-WMRMF* Proposée

Dans cette section, nous présentons notre approche unifiée *SoEmo-WMRMF* intégrant les relations de groupe et l'état émotionnel des apprenants. Cette approche s'appuie essentiellement sur les deux premières contributions proposées dans les chapitres 4 et 5 pour tirer parties de leurs performances respectives.

### 6.2.1. Formulation du problème

Dans cette approche, nous associons, à la réalisation d'une tâche par l'apprenant, un score de performance et les éventuelles émotions ressenties par l'apprenant à la réalisation de cette tâche. Nous associons également les compétences apprises par l'apprenant et établissons un lien entre les tâches à exécuter et les différentes compétences du domaine. La figure 33 illustre les cinq types de relations du domaine exploitées par notre approche.

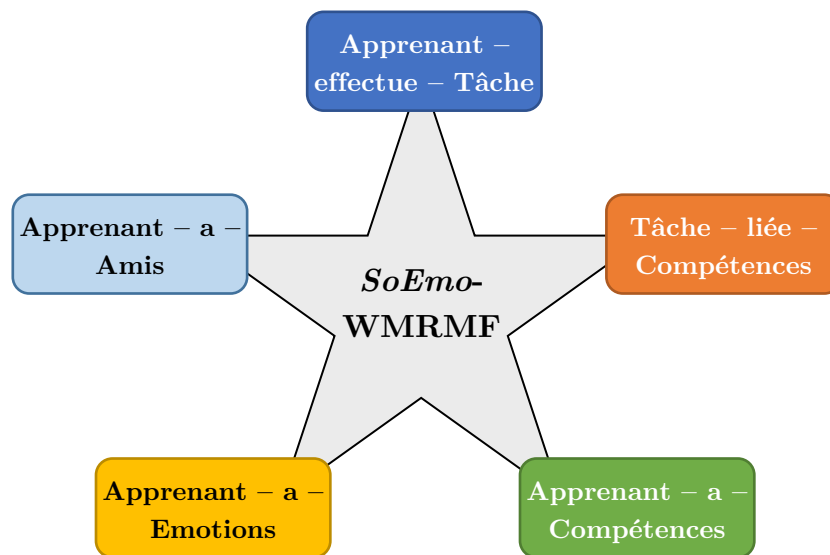


Figure 33 : Relations prises en compte dans l'approche *SoEmo-WMRMF*

Dans cette approche, nous considérons qu'un apprenant peut ressentir non pas une émotion unique mais plutôt une combinaison de plusieurs émotions d'accomplissement liées au test. C'est le cas par exemple d'un apprenant qui peut être à la fois anxieux et désespéré. De ce fait, l'enjeu pour nous est de permettre au STI de gérer une combinaison d'émotion afin de valoriser l'expérience d'apprentissage des apprenant.

### 6.2.2. Algorithme *SoEmo-WMRMF*

Puisque l'enjeu de l'utilisation des modèles axés sur la technique de Factorisation Matricielle est de trouver les paramètres optimaux  $W_1, W_2, \dots, W_n$ , nous avons proposé l'algorithme *SoEmo-WMRMF*. Notre méthodologie comporte quatre étapes principales :

- Étape 1 : La première étape consiste à extraire de l'ensemble des données d'apprentissage la matrice de performance, la matrice des acquis des apprenants par compétences et la matrice des experts. Ces différentes matrices sont extraites du domaine de l'étude. Dans le cadre de cette contribution, nous avons travaillé sur notre ensemble de données décrit dans la section 5.5.1.

- Étape 2 : La deuxième étape s'appuie essentiellement sur la matrice des performances des apprenants. Elle calcule pour chaque apprenant, la performance moyenne sur l'ensemble des tâches réalisées et normalise cette valeur dans l'intervalle  $]0;1]$ . Nous utilisons cette valeur comme poids ou facteur d'influence mutuelle. L'ensemble de ces valeurs nous permet de générer la matrice de confiance  $T \in \mathbb{R}^{S \times S}$  dans laquelle  $T_{s,u}$  par exemple est la valeur de l'influence de l'apprenant  $u \in N_s$  ( $N_s$  étant l'ensemble des amis de l'apprenant  $s$ ) sur l'apprenant  $s$ .

- Étape 3 : La troisième étape consiste à calculer en fonction des émotions ressenties et de leur intensité  $e_1, e_2, \dots, e_8$ , l'impact émotionnel  $\varepsilon_{si}$  sur la performance de l'apprenant  $s$  à la réalisation de la tâche  $i$ , tel que décrit par la formule (44). L'ensemble de ces valeurs nous permet de générer la matrice des impacts émotionnels  $\varepsilon \in \mathbb{R}^{S \times I}$ .



▪ Étape 4 : La quatrième étape consiste à optimiser le choix des paramètres  $W_1, W_2, \dots, W_n$  en utilisant l'algorithme *SoEmo-WMRMF* ci-dessous. Cet algorithme, procède d'abord par l'initialisation des paramètres du modèle  $W_1, W_2, \dots, W_n$  à partir de la distribution normale  $N(\mu, \sigma^2)$ , en prenant pour espérance  $\mu = 0$  et pour écart type  $\sigma = 0,01$ . Dans le cadre de cette contribution, le nombre de relations est  $M = 5$ )

La simulation numérique réalisée à l'aide de l'algorithme *SoEmo-WMRMF* permet non seulement de déterminer les paramètres du modèle mais de déterminer aussi les valeurs optimales des paramètres de la matrice  $\alpha = (\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_8)^T$ .

---

**Algorithm 8 : SoEmo-WMRMF Training**

---

**Input**

$N$  : number of entities ;  $M$  : number of relations ;  $R_r$  : for each relations ( from Step (1) ) ;  $\theta$  : weight ;  
 $\lambda$  : regulation term ;  $\lambda_r$  : regulation term;  $\beta$  : learning rate ;  $K$  : Latent factors ;  $T$  : Matrix factors,  
 $\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3, \alpha_4, \alpha_5, \alpha_6, \alpha_7, \alpha_8$  : respectively emotions *Enjoyment, Hope, Pride, Relief, Anger, Anxiety, Shame and Hopelessness* factors.

**Output**

$\{W_j\}_{j=1 \dots N}$  : latent factor matrices for each entity  $j$

1. Initialize  $W_j$  for each of the  $N$  entities using  $N(\mu, \sigma^2)$
  2. Initialize  $\Theta_r$  for each of the  $M$  relations
  3. Initialize matrix  $T$  via step (2)
  4. Initialize matrix  $\mathcal{E}$  via step (3)
  5. **While** (Stopping criterion is not met) **do**
  6.     **for** each relation  $R_r = \{(E_{1r}; E_{2r})\}$  in  $\{E_1, \dots, E_M\}$  **do**
  7.         **for**  $s = 0$  to number of rows-1 of  $R_r$  **do**
  8.             **for**  $i = 0$  to number of rows-1 of  $R_r$  **do**
  9.                  $e_{si} = R_{si} - \hat{p}_{si}$
  10.                 **for**  $k = 0$  to  $K-1$  **do**
  11.                      $infs = T_{s,s}$
-

---

```

12.           if  $r = 1$  do
13.               for  $n = 1$  to  $N_s$  do
14.                    $infnx = infnx + T_{s,n}$ 
15.                    $X = X + T_{s,u} \times W_1[s][k]$ 
16.               end for
17.                $X = (infs / infnx - 1)(W_1[s][k] - X / infnx)$ 
18.               for  $t = 1$  to  $N_s \setminus s$  do
19.                   for  $w = 1$  to  $N_s$  do
20.                        $infny = infny + T_{t,w}$ 
21.                        $Y_1 = Y_1 + T_{t,w} \times W_1[w][k]$ 
22.                   end for
23.                    $Y = Y + (T_{t,s} / infny)(w_{1_{ik}} - Y_1 / infny)$ 
24.               end for
25.                $W_1[s][k] \leftarrow W_1[s][k] + \beta(2\Theta_r e_{si} w_{r_{2_{ik}}} - \lambda w_{r_{1_{ik}}}) + \lambda_T (X + Y)$ 
26.           else
27.                $W_1[s][k] \leftarrow W_1[s][k] + \beta(2\Theta_r e_{si} w_{r_{2_{ik}}} - \lambda w_{r_{1_{ik}}})$ 
28.           end if
29.       end for
30.        $W_2[i][k] \leftarrow W_2[i][k] + \beta(2\Theta_r e_{ri} w_{r_{1_{ik}}} - \lambda w_{r_{2_{ik}}})$ 
31.   end for
32.   end for
33.   end for
34. end while
35. Return  $\{W_j\}_{j=1\dots N}$ 

```

---

### 6.3. Évaluation de l'approche proposée

Cette section vise à évaluer l'approche *SoEmo*-WRRMF afin d'effectuer une comparaison par rapport aux modèles *So*-WRRMF et *Emo*-WRRMF.

#### 6.3.1. Ensemble de données d'apprentissage

Pour évaluer notre approche, nous avons utilisé le même ensemble de données tel que décrit dans la section 5.5.1. Sur la base de l'échantillon composé de 250 élèves (80 filles dont l'âge moyen est de 16 ans; et 170 Garçons dont l'âge moyen est de 17 ans), nous avons, en plus des émotions relevées à travers le questionnaire de l'AEQ lié (voir annexe 4) aux test, exploiter les différents groupes d'étude préalablement constitués.

De cet échantillon de données, nous avons extrait cinq (5) matrices. La première est relative à la relation « *Apprenants-Effectue-Tâches* », la deuxième à la relation « *Apprenant – a appris – Compétences* », la troisième à la relation « *Tâche – requiert – compétences* », la quatrième à la relation « *Apprenant – a – Amis* » et la cinquième à la relation « *Apprenant – a – émotions* »,.

Dans l'ensemble des 250 apprenants, il était constitué des groupes de deux et trois élèves dont les détails sont consignés dans le tableau ci-dessous :

Tableau 8 : Composition de groupes

	Nombre de groupes	Nombre d'apprenants
Groupes constitués de 2 apprenants	40	140
Groupes constitués de 3 apprenants	20	
Apprenants n'appartenant à aucun groupe		110
Nombre total d'apprenants		250

Nous présentons en outre, la composition en pourcentage des différents groupes de notre échantillon de données. Sur les 250 apprenants, 44% ne font pas parti des groupes de travail (voir figure 34).

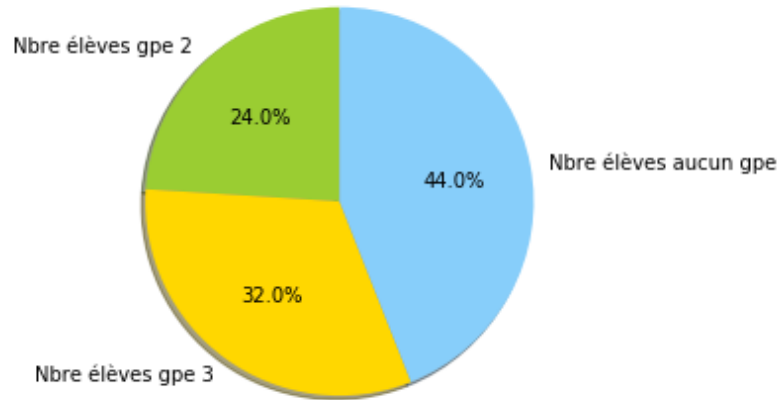


Figure 34 : Répartition des apprenants par groupe de travail

### 6.3.2. Evaluation

Sur une taille de 1500 performances nous avons utilisé 5/6 pour l'apprentissage machine et 1/6 des performances pour la validation croisée. Nous avons évalué cette approche dans les mêmes conditions que celle réalisée dans le chapitre 5, en tenant compte du même environnement de simulation tel que décrit dans la section 5.5.2. Les figures 35 et 36 présentent quelques captures d'écrans lors de l'évaluation du modèle *SoEmo-WMRMF*, dans un environnement Anaconda avec langage de programmation Python.

```

106
107 # Fonction de calcul de L'erreurs quadratique Liée aux valeurs non connues du système / par matrice ""
108 def calcul_err_qua_pred(Mat_Train,Mat_Test,Vect_1,Vect_2,Val_err_suite ,Val_nbr_suite):
109     nbre_Test = 0 # Initialisation de nombre d'occurrences pour le calcul de l'erreur quadratique de valeurs non connues
110     rmse_Pred = 0 # Initialisation de l'erreur quadratique Liée à la prédiction de la matrice rmse_Pred
111     """ Erreur de prédiction de la Matrice Mat_Train """
112     for i in range(len(Mat_Train)):
113         for j in range(len(Mat_Train[i])):
114             # Erreur sur les valeurs non connues
115             if Mat_Train[i][j] == -2:
116                 nbre_Test = nbre_Test + 1
117                 rmse_Pred = rmse_Pred + pow(Mat_Test[i][j] - numpy.dot(Vect_1[i,:],Vect_2[:,j]), 2)
118     Val_err_suite = Val_err_suite + rmse_Pred
119     Val_nbr_suite = Val_nbr_suite + nbre_Test
120     if nbre_Test != 0:
121         rmse_Pred = numpy.sqrt(rmse_Pred/nbre_Test)
122     return rmse_Pred, Val_err_suite, Val_nbr_suite
123
124 #####
125

```

Figure 35 : Capture d'écran de la fonction de calcul de l'erreur RMSE

```

139 def matrix_factorization(R1, R2, R3, R4, w1, w2, w3, K, beta=0.004, lambda=0.0004):
140 def matrix_factorization(R11, R12, R2, R3, w1, w2, w3, K, Rs, steps=1000, beta=0.005, lambda=0.0005, lambdaT=0.0002):
141
142     Err = numpy.array([[0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0]]) # Matrice des erreurs Quad
143     Err = numpy.array(["w1", "w2", "w3", "K", "beta", "lambda"]) # Matrice des paramètres
144     NbreLigneMatErr = 0 # Compte le nombre de Lignes de La Matrice des erreurs Quad
145     w2 = w2.T # Transposée de la matrice w2. En effet la deuxième matrice est transposée avant le processus de mise à jour
146
147     for step in range(steps): # Parcours des entiers de 0 à steps-1. step est la variable de parcours
148         print(step)
149         sys.stdout.flush()
150         update_progress(step/steps)
151         """ Début du processus de mise à jour des paramètres par la descente du gradient stochastique pour un nom
152         """
153         ##### MATRICE R11 ##### (w1) et (w2)"""
154         phi = 1
155         phi = 1
156         for i in range(len(R11)): # Pour i allant de 0 jusqu'au nombre de lignes-1 de la matrice R1, en d'autres
157             for j in range(len(R11[i])): # Pour j allant de 0 jusqu'au nombre de colonnes-1 de la matrice R1, en d'autres
158                 if R11[i][j] > -1: # Pour ne pas prendre en compte les données manquantes, car elles sont de mise à
159                     try:
160                         eij = R11[i][j] - numpy.dot(w1[i,:],w2[:,j]) # Calcul de l'erreur de prédiction = Valeur
161                     except IndexError:
162                         print("Oops! i = ",i,"and len(w1) = ",len(w1))
163                         break
164
165                 for k in range(K): # k allant de 0 à K-1 (nombre de facteurs latents)
166
167                     # -----
168
169                     # Affectation de L'équation X
170                     amis = [] # Initialisation de la liste des amis (nombre inconnu)
171                     infnx = 0
172                     X = 0
173                     for n in range(len(Rs[i])):
174                         if Rs[i][n] > 0:
175                             infnx = infnx + Rs[i][n] # Création de la somme des coefficients
176                             X = X + Rs[i][n] * w1[n][k] # Affectation partielle de X
177                         if i != n:
178                             amis.append(n) # Enregistrement des amis (en occurrences les codes des amis)
179                     if infnx != 0: # Contrôle avant l'opération pour éviter une division par zéro
180                         X = (Rs[i][i] / infnx - 1) * (w1[i][k] - X / infnx) # Affectation globale de X

```

Explorateur de fichiers

Nom	Taille	Type	Dernière modifica
Enquetes		Dossier	10/11/2020 00:39
Extraction_Mat		Dossier	10/11/2020 00:39
_Erreur_Quad_Em1-WMRMF_Par_It.csv	10 Ko	Fichier csv	08/04/2020 22:41
_Erreur_Quad_Em2-WMRMF_Par_It.csv	20 Ko	Fichier csv	07/04/2020 18:34
Erreur_Quad_Em1-WMRMF_Par_It.csv	10 Ko	Fichier csv	14/09/2020 18:26
Erreur_Quad_Param_SoEmo-WMRMF_Par_It.csv	5 Ko	Fichier csv	15/09/2020 11:40
Erreur_Quad_So-WMRMF_Par_It.csv	10 Ko	Fichier csv	14/09/2020 11:35
Erreur_Quad_SoEmo-WMRMF_Par_It.csv	11 Ko	Fichier csv	09/05/2021 13:29
Erreur_Quad_WMRMF_Par_It.csv	21 Ko	Fichier csv	14/09/2020 08:41
Résultats_obtenus.xlsx	122 Ko	Fichier xlsx	27/03/2021 17:39
S-Emo1_WMRMF_ok_test_par_It.py	25 Ko	Fichier py	08/04/2020 22:41
S-Emo2_WMRMF_ok_test_par_It.py	25 Ko	Fichier py	07/04/2020 18:34
S-So_WMRMF_ok_test_par_It.py	27 Ko	Fichier py	14/09/2020 11:35
S-SoEmo_WMRMF_ok_test_par_It.py	27 Ko	Fichier py	09/05/2021 13:29
S-TestParParametre-SoEmo_WMRMF_ok_test_par_It.py	27 Ko	Fichier py	15/09/2020 15:32

Console Python

```

07:20:07/9004107/3022
#####
Calcul Erreur Quadratique : Performance
0.2690858862022707
-----
Calcul Erreur Quadratique : Emotion
0.3642393189092278
-----
Calcul Erreur Quadratique : Générale
0.32021672004497165
-----
Calcul Erreur Quadratique : Performance
0.26775705578825254
-----
Calcul Erreur Quadratique : Emotion
0.36524215538450894
-----
Calcul Erreur Quadratique : Générale
0.32023091121432606
#####

```

Figure 36 : Capture d'écran lors de l'évaluation de l'approche SoEmo-WMRMF

Pour comparer l'approche *SoEmo-MRMF* aux différentes approches *So-WMRMF* et *Emo-WMRMF* réalisées respectivement dans les chapitres 4 et 5 et au modèle *WMRMF*, nous avons utilisé la métrique *RMSE* présentée dans la section 3.6.3.2 et dont une proposition de code Python de calcul est donné par la figure 36.

Par souci d'équité dans la comparaison, pour tous les algorithmes, chaque exécution a été initialisée à partir d'une même gamme de valeurs aléatoires de paramètres  $\{W_j\}_{j=1\dots N}$ , et leurs paramètres pertinents ont été soigneusement ajustés pour obtenir les meilleures performances possibles. Le tableau 9 donne les différentes valeurs des paramètres utilisés pour optimiser les différents modèles simulés dans le même environnement expérimental.

Tableau 9 : Paramètres d'optimisation : SoEmo-WMRMF

Méthodes	Paramètres
<i>WMRMF</i>	$K = 2$ ; #iter = 320 ; $\beta = 3.10^{-3}$ ; $\lambda = 75.10^{-3}$ ; $\theta \in \{1,0;0,8;0,7\}$
<i>So-WMRMF</i>	$K = 2$ ; #iter = 320 ; $\beta = 3.10^{-3}$ ; $\lambda = 75.10^{-3}$ ; $\lambda_T = 75.10^{-5}$ ; $\theta \in \{1,0;0,6;0,7\}$
<i>Emo-WMRMF</i>	$K = 2$ ; #iter = 320 ; $\beta = 3.10^{-3}$ ; $\lambda = 15.10^{-4}$ ; $\theta \in \{1,0;0,4;0,8;0,7\}$ ; $\alpha_1 = 2.10^{-3}$ ; $\alpha_2 = 2.10^{-3}$ ; $\alpha_3 = -3.10^{-3}$ ; $\alpha_0 = 0$
<i>SoEmo-WMRMF</i>	$K = 2$ ; #iter = 320 ; $\beta = 5.10^{-3}$ ; $\lambda = 5.10^{-4}$ ; $\lambda_T = 25.10^{-5}$ $\theta \in \{1,0;0,4;0,8;0,7\}$ ; $\alpha_1 = 2.10^{-3}$ ; $\alpha_2 = 2.10^{-3}$ ; $\alpha_6 = -3.10^{-3}$ ; $\alpha_0 = 0$

## 6.4. Résultats et discussions

L'erreur de prédiction RMSE (telle que décrite dans la section 3.6.3.2) a été mesurée sur l'ensemble des données de test relativement à chaque modèle en donnant les résultats présentés par la figure 37.

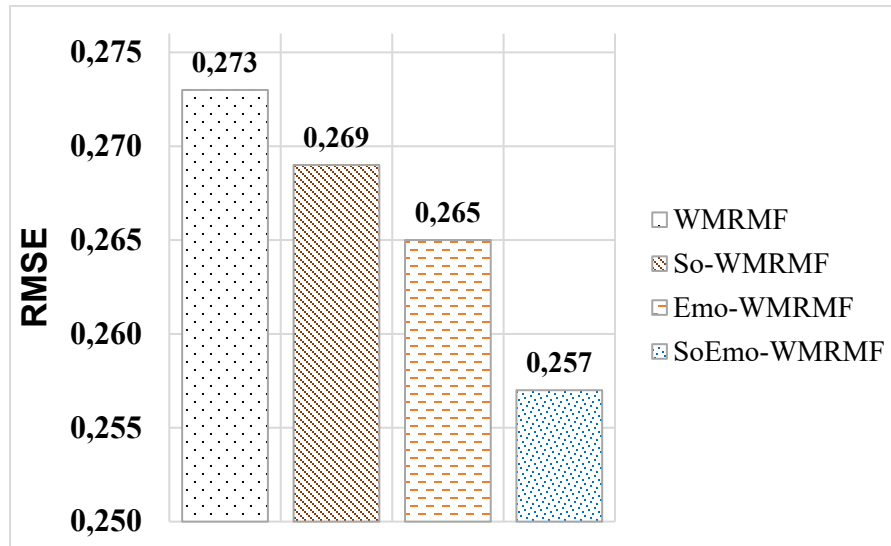


Figure 37 : Comparaison des résultats RMSE des modèles WMMRMF, So-WMMRMF, Emo-WMMRMF et SoEmo-WMMRMF

Les résultats de la figure 37 montrent que, sur l'ensemble de données décrit dans les sections 5.5.1. et 6.3.1., le modèle *SoEmo-WMMRMF* améliore l'erreur RMSE par rapport aux modèles *So-WMMRMF* et *Emo-WMMRMF*. On remarque que le modèle *Emo-WMMRMF* améliore considérablement l'erreur RMSE par rapport au modèle *So-WMMRMF*. Le choix de l'émotion comme attribut dans le domaine de prédiction des performances paraît ainsi avantageux par rapport au choix du facteur d'influence dans le cadre des relations de groupe d'amis. Les résultats que nous avons obtenus du modèle *SoEmo-WMMRMF* montrent que la prise en compte à la fois des attributs socio et émotionnels dans les systèmes de prédiction des performances offrent de meilleures perspectives pour les systèmes d'apprentissage informatiques. Ce résultat corrobore celui des auteurs Turi et *al.*, [109] et Nasir et *al.*, [110] qui ont montré, dans une étude empirique que l'intelligence socio-émotionnelle est un prédicteur de performance académique ou une condition préalable à la performance et aux réalisations académiques.

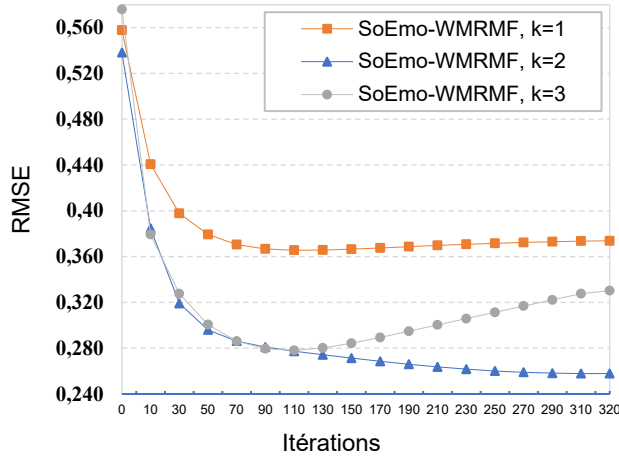
Nous présentons par ailleurs, les résultats de l'évaluation de tous les modèles simulés dans cette thèse et de nos différentes contributions par ordre de précision en matière de prédiction des performances (voir Tableau 10).

*Tableau 10 : Comparaison des différentes approches*

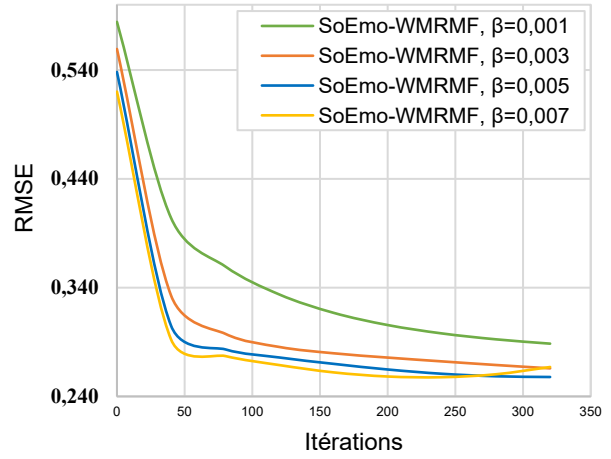
	<b>Global Average</b>	<b>Item Average</b>	<b>User Average</b>	<b>MF</b>	<b>MRMF</b>	<b>WMRMF</b>	<b>So-WMRMF</b>	<b>Emo-WMRMF</b>	<b>SoEmo-WMRMF</b>
<b>RMSE</b>	0,436	0,421	0,296	0,286	0,283	0,273	0,269	0,265	0,257

La figure 38 présente l'effet des hyperparamètres  $K$ ,  $\beta$ ,  $\lambda$ ,  $\lambda_T$ ,  $\alpha_1$ ,  $\alpha_2$ ,  $\alpha_6$  sur la précision de notre modèle *SoEmo-WMRMF*. Pour cette évaluation, nous avons fixé tous les paramètres en faisant varier à tour de rôle chacun et enregistré les résultats. Les valeurs fixes des paramètres sont consignées dans le tableau 10.

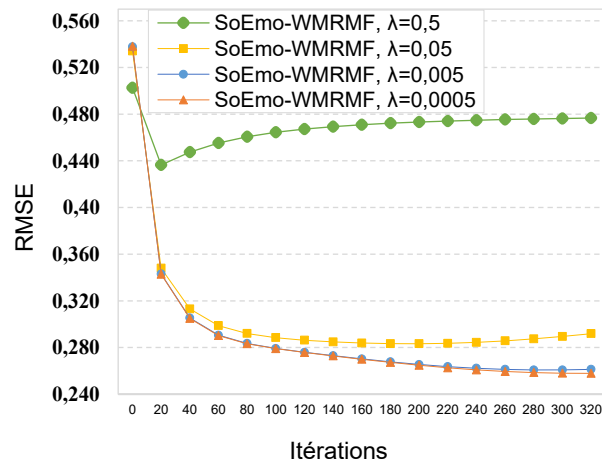




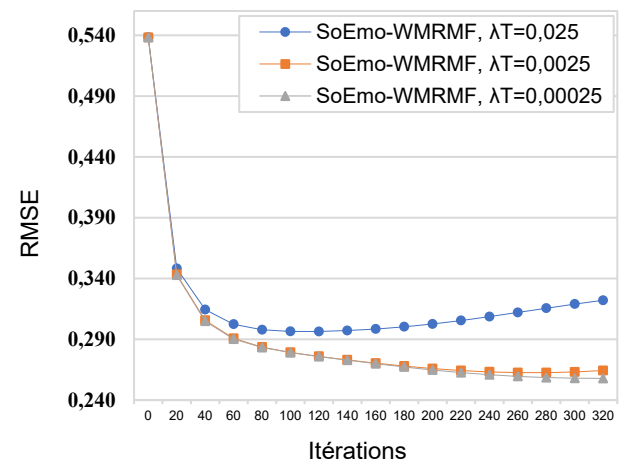
(a) Effet du paramètre  $K$



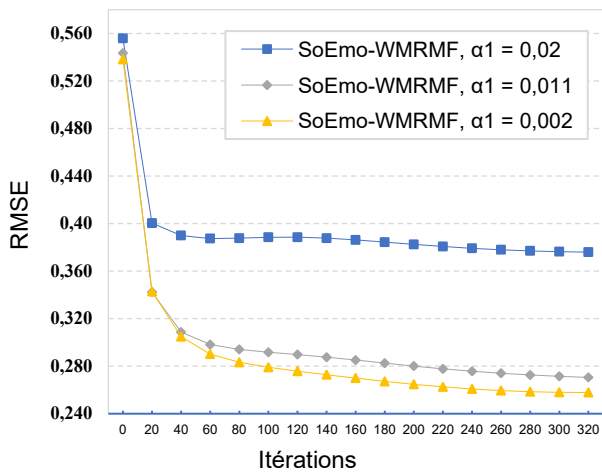
(b) Effet du paramètre  $\beta$



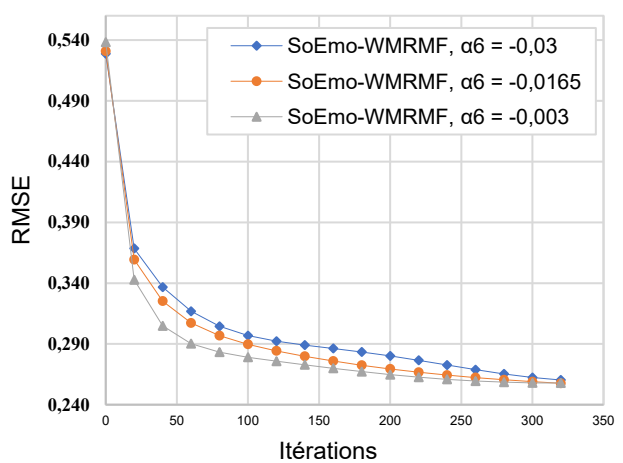
(c) Effet du paramètre  $\lambda$



(d) Effet du paramètre  $\lambda_T$



(e) Effet du paramètre  $\alpha_1$



(f) Effet du paramètre  $\alpha_6$

Figure 38 : Effet des paramètres  $K$ ,  $\beta$ ,  $\lambda$ ,  $\lambda_T$ ,  $\alpha_1$ ,  $\alpha_6$  sur la performance du modèle SoEmo-WRRMF

A partir de la figure 38 (a), nous observons que les valeurs du facteur latent  $K = 1$  et  $K = 2$  donnent une bonne évolution du modèle en termes de réduction progressive de l'erreur de prédiction. Cependant, pour une valeur de  $K = 2$ , le système est plus précis. Pour  $K = 3$  le modèle devient moins performant à partir d'une valeur d'itération supérieure à 100. Les valeurs du taux d'apprentissage  $\beta = 0,005$  et  $\beta = 0,007$  sont plus appropriées à notre ensemble de données (voir figure 38(b)) pour une valeur d'itération appartenant à l'intervalle  $]0;240]$ . Cependant le modèle connaît un phénomène de surapprentissage au-delà d'une d'itération de 240 pour  $\beta = 0,007$ . La valeur idéale du Taux d'apprentissage permettant de résoudre ce problème est  $\beta = 0,005$ . L'approche proposée gagne progressivement en performance lorsque le paramètre  $\lambda$  évolue de 0,5 à 0,0005 (figure 38 (c)). Les performances du modèle *SoEmo*-WMRMF (voir figure 38(d)) s'améliorent progressivement et tendent à une stabilité lorsque le taux de régulation  $\lambda_T$  diminue de 0,025 à 0,00025. Ce taux permet en effet, de réguler ou ajuster l'impact des performances entre apprenants appartenant au même groupe de travail. Ce paramètre permet de normaliser les nouveaux termes (prenant en compte les différentes caractéristiques des amis) de la fonction objectif (36). La valeur optimale du paramètre  $\lambda_T$  en vue d'un bon ajustement se situe autour de  $25 \cdot 10^{-5}$ . Les paramètres  $(\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_8)$  sont les coefficients multiplicatifs des intensités des différentes échelles d'émotions liées au test (voir section 2.2.2). Particulièrement  $\alpha_1$  et  $\alpha_6$  définissent respectivement le poids des deux échelles que sont la joie et l'anxiété dans notre ensemble de données issue du questionnaire AEQ. La joie est classée dans la catégorie d'émotion à valence positive tandis que l'anxiété est classée dans la catégorie d'émotions à valence négative. Les valeurs optimales de  $\alpha_1$  et  $\alpha_6$  tournent respectivement autour de 0,002 et -0,003 en obéissant au valences de ces échelles d'émotions telles décrit par la théorie de contrôle et de la valeur des émotions de Pekrun [13].

## 6.5. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons proposé un cadre unifié qui permet de prédire les performances des apprenants en prenant en compte non seulement les capacités cognitives mais aussi l'impact des attributs socio-émotionnel des apprenants dans le cadre de l'apprentissage. Dans cette approche, nous tirons parti des performances des deux modèles proposés dans les chapitres 4 et 5. Elle prend en compte cinq (5) matrices pour affiner les résultats des prédictions. Une évaluation réalisée sur un échantillon de données que nous avons extrait d'une enquête menée dans un établissement secondaire générale a montré que le modèle *SoEmo-WMRMF* donne de meilleures performances en termes de réduction de l'erreur RMSE par rapport aux autres modèles comparés.

# CONCLUSION GÉNÉRALE

## Contributions

Les Systèmes Tutoriels Intelligents sont apparus dans les années 1970 dans le but de combler les limites des systèmes traditionnels d'enseignement assisté par ordinateur. Basés sur la personnalisation du contenu, ces systèmes intelligents ont connu une croissance exponentielle du nombre d'utilisateurs pouvant bénéficier d'un apprentissage simple et efficace. Cependant, la majeure partie des STI existants adaptent leurs stratégies pédagogiques en fonction des connaissances, préférences et performances des apprenants sans tenir compte de leur état émotionnel qui a une influence sur leurs capacités cognitives. Outre l'émotion, un facteur d'autant important qui devait aussi être pris en compte est l'influence mutuelle que les apprenants appartenant au même groupe de travail peuvent avoir, en matière de rendement, les uns sur les autres.

Les travaux de recherche menés dans cette thèse ont eu pour objectif de proposer un cadre de modélisation socio-émotionnelle de l'apprenant dans les Systèmes Tutoriels Intelligents. En d'autres termes, ces travaux ont mis l'accent sur l'intégration d'éléments socio et affectifs dans la prédiction des performances des apprenants afin de leur fournir un soutien affectif pendant les sections d'apprentissage dans les STI.

La première contribution de cette thèse a été de modéliser l'influence mutuelle dans les relations de groupe de travail et d'évaluer son impact dans la prédiction des performances de l'apprenant. A cet effet, nous avons développé des modèles de Factorisation Matricielle dénommés So-MRMF et So-WMRMF qui combinent à la fois les capacités cognitives des apprenants et la puissance de relations de groupe pour résoudre des problèmes tels que le démarrage à froid rencontrés dans les systèmes de recommandation en général. Contrairement aux travaux menés dans la littérature associée, notre approche a décrit le vecteur caractéristique d'un apprenant comme étant une moyenne pondérée des vecteurs caractéristiques de tous les amis du groupe de travail en exploitant le rendement de chacun

des apprenants d'un groupe comme facteur d'influence mutuelle. Cette approche a exploité différentes sources d'informations telles que les performances antérieures des apprenants, les compétences apprises par l'apprenants, les relations entre les tâches et les compétences, les relations d'amitié. Une simulation a été réalisée sur l'ensemble de données "KDD challenge 2010" pour évaluer nos modèles. Les meilleurs résultats en matière d'erreur RMSE de prédiction ont été obtenus avec l'approche So-WMRMF, avec un taux d'erreur de 0,2839.

Notre deuxième contribution a été de modéliser les émotions dites émotions d'accomplissement et d'évaluer leur impact sur la performance des apprenants. Il s'agissait de modéliser l'impact des émotions qui sont suscitées en contexte d'apprentissage et proposer un cadre d'intégration de ces émotions dans la prédiction des performances. Plus précisément, notre approche a combiné une Régression Linéaire Multiple (modélisant l'impact émotionnel) et un modèle de Factorisation Matricielle Multi-Relationnelle Pondérée pour tirer profit tant des facultés cognitives qu'émotionnelles des apprenants. La théorie qui a soutenu cette contribution fut celle du Control et de la valeur des émotions proposée par Reinhard Pekrun. Cette approche s'est appuyée en outre sur l'hypothèse qu'un apprenant pouvait exprimer une combinaison de plusieurs émotions. Pour évaluer notre approche, une étude expérimentale a été réalisée sur un ensemble d'apprenants du second cycle de l'enseignement général, inscrits en classe de Terminale, au Lycée Moderne Khalil (Daloa, Côte d'Ivoire). Les résultats de l'évaluation de nos modèles ont montré qu'en intégrant l'émotion, on arrive à affiner les résultats de la prédiction des performances des apprenants, avec une erreur RMSE en dessous de 0,265.

Notre dernière contribution a eu pour objet de proposer un modèle unifié intégrant des attributs socio-émotionnels. Cette approche a proposé un cadre unifié qui permet de prédire les performances des apprenants en prenant en compte non seulement les capacités cognitives mais aussi l'impact socio-émotionnel des apprenants. Plus précisément, cette approche exploite cinq types de relations du domaine que sont : la relation entre les apprenants et les tâches, la relation entre les apprenants et les compétences, la relation

entre les tâches et les compétences, la relation entre les apprenants et les émotions liées à la réalisation des tâches. L'évaluation de cette approche a montré que le choix de l'influence social dans les relations de groupe de travail et l'effet de l'émotion permet d'affiner de manière précise les modèles de prédiction de performances des apprenants. Le meilleur résultat en matière de taux d'erreur RMSE est de 0,257.

Les différents résultats de cette thèse ont montré que les attributs tels que les relations de groupe de travail et les émotions ressenties par les apprenants durant les sections d'apprentissage améliorent de manière considérable les résultats des prédictions des performances en particulier et des recommandations en général.

## **Travaux futurs**

Les différents résultats de nos recherches ont des implications pour la modélisation de l'apprenant en général et plus particulièrement pour la prédiction des performances de l'apprenant dans les Systèmes Tutoriels Intelligents afin de favoriser le maintien de la motivation et l'engagement de l'apprenant et optimiser ainsi son expérience d'apprentissage. Bien que l'ensemble de nos travaux réalisés dans le cadre de cette étude ait permis d'affiner les résultats des prédictions, il est à noter cependant que ceux-ci font face à certaines limitations qui laissent entrevoir quelques perspectives de recherche. En voici quelques exemples :

- A mesure que les performances des apprenants et les relations de groupe de travail pourraient évoluer, l'intégration d'informations temporelles dans nos modèles de prédiction sera une direction intéressante.
- Dans cette thèse, notre approche (voir chapitre 4) de prédiction des performances basées sur les relations de groupe de travail n'exploitent que des relations sociales positives (telles que les amitiés et de confiance) entre les apprenants. Cependant, certains apprenants peuvent aussi avoir des influences sociales négatives sur d'autres, alors nous

pouvons étudier l'effet des relations sociales négatives sur nos systèmes de prédiction sociale.

- Une autre piste intéressante pour nos recherches futures consisterait en une étude comparative de l'impact des émotions à valence positive et celles à valence négative sur les différentes performances des apprenants. Mieux, nous pourrions envisager d'analyser l'apport de chacune des huit échelles d'émotions, quel que soit sa catégorie (valence positive ou négative), sur les performances des apprenants dans nos différents modèles. Il serait aussi important d'étudier les conditions dans lesquelles ces émotions ont un impact sur les performances des apprenants.

- Dans notre approche de modélisation des émotions (voir chapitre 5), nous avons utilisé une méthode d'auto évaluation basée sur le questionnaire AEQ pour la détection des émotions. Proposer une nouvelle méthode de détection basée sur plusieurs modes sera une orientation intéressante pour automatiser la détection en temps réel des émotions dites d'accomplissement. De manière précise, il s'agira d'abord de combiner à la fois, les signaux issus de capteurs électroniques tels que les caméras et les différentes variables d'interaction qui découlent de l'interaction entre l'apprenant et le Système Tutoriel Intelligent. Ensuite, de proposer un algorithme efficace permettant de traiter ses sources diverses de données afin d'en extraire les éléments caractéristiques. Enfin, de mettre à disposition, un classifieur pour faire la correspondance entre les caractéristiques extraites et les émotions d'accomplissement correspondantes tout en proposant une estimation de l'intensité des dites émotions.

## Liste des publications

### Publications Scientifiques :

K. A. Assielou, C. T. Haba, T. L. Kadjo, B. T. Gooré, and K. D. Yao, "A New Approach to Modelling Students' Socio-Emotional Attributes to Predict Their Performance in Intelligent Tutoring Systems" *Journal of Education and E-Learning Research*, 8(3), 340-348, 2021, doi.org/10.20448/journal.509.2021.83.340.348

K. A. Assielou, C. T. Haba, B. T. Gooré, T. L. Kadjo, and K. D. Yao, "Emotional Impact for Predicting Student Performance in Intelligent Tutoring Systems (ITS)," *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, vol. 11, no. 7, 2020.

K. A. Assielou, C. T. Haba, T. L. Kadjo, K. D. Yao, and B. T. Gooré, "Multi-Relational and Social-Influence Model for Predicting Student Performance in Intelligent Tutoring Systems (ITS)," *International Journal of Engineering and Advanced Technology*, vol. 9, no. 3, pp. 2058-2066, 2020



## BIBLIOGRAPHIE

- [1] J. Voogt and P. Fisser, "Computer-Assisted Instruction," in *International Encyclopedia of the Social & Behavioral Sciences*, 2015, pp. 493-497.
- [2] C. S. Kalman, "Computer-Assisted Instruction," in *Successful Science and Engineering Teaching*(Innovation and Change in Professional Education, 2018, pp. 235-255.
- [3] A. Al-aqbi, A. Saedi, and B. Saleh, "The Effect of the Intelligent Tutoring Systems on the Education," pp. 683-698, 2019.
- [4] A. S. Rathore and S. K. Arjaria, "Intelligent Tutoring System," in *Utilizing Educational Data Mining Techniques for Improved Learning*(Advances in Educational Technologies and Instructional Design, 2020, pp. 121-144.
- [5] S. Jiménez, R. Juárez-Ramírez, V. H. Castillo, and J. J. Tapia Armenta, "Feedback and Affectivity in Intelligent Tutoring Systems," in *Affective Feedback in Intelligent Tutoring Systems*(Human-Computer Interaction Series, 2018, pp. 5-25.
- [6] B. D. Nye, A. C. Graesser, X. Hu, and R. Mayer, "Multimedia Learning with Intelligent Tutoring Systems," in *The Cambridge Handbook of Multimedia Learning*, 2014, pp. 705-728.
- [7] E. Wenger, *Artificial intelligence and tutoring systems: computational and cognitive approaches to the communication of knowledge*. Morgan Kaufmann Publishers Inc., 1987.
- [8] M. Arguedas, F. Xhafa, and T. Daradoumis, "An Ontology about Emotion Awareness and Affective Feedback in Elearning," presented at the 2015 International Conference on Intelligent Networking and Collaborative Systems, 2015.
- [9] A. R. Damasio, *Descartes' Error: Emotion, Reason and the Human Brain*. Picador, 1995, p. 313.
- [10] L. Isenman, "Emotion and Motivation," in *Understanding Intuition*: Elsevier Inc., 2018, pp. 111-132.
- [11] R. Mohanan, C. Stringfellow, and D. Gupta, "An emotionally intelligent tutoring system," presented at the 2017 Computing Conference, 2017.
- [12] I. Carmen Jiménez Barandalla, "The Influence on Academic Performance of Working Group Methodology," *Higher Education Research*, vol. 3, no. 2, 2018.
- [13] R. Pekrun, "The Control-Value Theory of Achievement Emotions: Assumptions, Corollaries, and Implications for Educational Research and Practice," *Educational Psychology Review*, vol. 18, no. 4, pp. 315-341, 2006.

- [14] C. C. Cingi, "Computer Aided Education," *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, vol. 103, pp. 220-229, 2013.
- [15] F. Herrera, K. Matsui, and S. Rodríguez-González, *Distributed Computing and Artificial Intelligence, 16th International Conference* (Advances in Intelligent Systems and Computing). 2020.
- [16] P. Sedlmeier, "Intelligent Tutoring Systems," in *International Encyclopedia of the Social & Behavioral Sciences*, 2001, pp. 7674-7678.
- [17] P. DaŠIĆ, J. DaŠIĆ, B. CrvenkoviĆ, and V. ŠErifi, "A Review of Intelligent Tutoring Systems in E-Learning," *ANNALS OF THE ORADEA UNIVERSITY. Fascicle of Management and Technological Engineering.*, vol. Volume XXV (XV), 2016/3, no. 3, 2016.
- [18] M. Haridas, N. Vasudevan, S. Gayathry, G. Gutjahr, R. Raman, and P. Nedungadi, "Feature-Aware Knowledge Tracing for Generation of Concept-Knowledge Reports in an Intelligent Tutoring System," presented at the 2019 IEEE Tenth International Conference on Technology for Education (T4E), 2019.
- [19] J. A. Kulik and J. D. Fletcher, "Effectiveness of Intelligent Tutoring Systems," *Review of Educational Research*, vol. 86, no. 1, pp. 42-78, 2016.
- [20] J. Su, Y. Feng, L. Liu, S. Lima, and Á. Rocha, "Research on the influence of computer aided intelligent tutoring system on teacher's self-efficacy," *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems*, vol. 35, no. 3, pp. 2749-2759, 2018.
- [21] R. J. Seidel and O.-C. Park, "An Historical Perspective and a Model for Evaluation of Intelligent Tutoring Systems," *Journal of Educational Computing Research*, vol. 10, no. 2, pp. 103-128, 1995.
- [22] B. Williford, M. Runyon, W. Li, J. Linsey, and T. Hammond, "Exploring the Potential of an Intelligent Tutoring System for Sketching Fundamentals," presented at the Proceedings of the 2020 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems, 2020.
- [23] B. P. Woolf, *Building Intelligent Interactive Tutors, Student-Centered Strategies for Revolutionizing E-Learning*. 2008.
- [24] N. Thai-Nghe and L. Schmidt-Thieme, "Multi-relational Factorization Models for Student Modeling in Intelligent Tutoring Systems," presented at the 2015 Seventh International Conference on Knowledge and Systems Engineering (KSE), 2015.
- [25] K. A. Assielou, C. T. Haba, T. L. Kadjo, K. D. Yao, and B. T. Gooré, "Multi-Relational and Social-Influence Model for Predicting Student Performance in Intelligent Tutoring Systems (ITS)," *International Journal of Engineering and Advanced Technology*, vol. 9, no. 3, pp. 2058-2066, 2020.

- [26] N. J. Ahuja and R. Sille, "A critical review of development of intelligent tutoring systems : retrospect, present and prospect," *IJCSI International Journal of Computer Science Issues*, vol. 10, no. 4, p. 39, 2013.
- [27] H. S. Nwana, "Intelligent tutoring systems: an overview," *Artificial Intelligence Review*, vol. 4, no. 4, 1990.
- [28] R. Sottolare and J. Schwarz, *Adaptive Instructional Systems* (Lecture Notes in Computer Science). 2019.
- [29] A. T. Corbett and J. R. Anderson, "Knowledge tracing: Modeling the acquisition of procedural knowledge," *User Modelling and User-Adapted Interaction*, vol. 4, no. 4, pp. 253-278, 1995.
- [30] K. R. Koedinger, S. D'Mello, E. A. McLaughlin, Z. A. Pardos, and C. P. Rose, "Data mining and education," *Wiley Interdiscip Rev Cogn Sci*, vol. 6, no. 4, pp. 333-353, Jul-Aug 2015.
- [31] J. E. Greer and G. I. McCalla, *Student Modelling: The Key to Individualized Knowledge-Based Instruction*. 1994.
- [32] J. R. Miller, "The Role of Human-Computer Interaction in Intelligent Tutoring Systems.," in *Foundations of Intelligent Tutoring Systems*, P. M. C. J. J. R. (Eds.), Ed., 1988, pp. 143-189.
- [33] W. J. CLANCEY, *Knowledge-Based Tutoring: The Guidon Program*. The MIT Press, 1987, p. 404.
- [34] P. Van Remoortere, "Computer-based medical consultations: MYCIN," *Mathematics and Computers in Simulation*, vol. 21, no. 4, pp. 385-386, 1979.
- [35] W. J. CLANCEY, "GUIDON," *Journal of Computer-Based Instruction*, vol. 10, no. 1 and 2, pp. 8-15, Summer 1983.
- [36] M. Yazdani, "Intelligent tutoring systems: An overview," *Expert Systems*, vol. 3, no. 3, pp. 154-163, 1986.
- [37] J. Barchan, B. Woodmansee, and M. Yazdani, "A prolog-based tool for French grammar analysis," *Instructional Science*, vol. 15, no. 1, pp. 21-48, 1986.
- [38] W. G. Imlah and J. B. H. du Boulay, "Robust natural language parsing in computer-assisted language instruction," *System*, vol. 13, no. 2, pp. 137-147, 1985.
- [39] L. W. P. D. O. Nagel, *SPICE : Simulation Program with Integrated Circuit Emphasis*. Berkeley: Electronics Research Laboratory, College of Engineering, University of California, 1973.
- [40] A. Luccioni, R. Nkambou, J. Massardi, J. Bourdeau, and C. Coulombe, "Sti-Dico," presented at the Proceedings of the 25th International Conference Companion on World Wide Web - WWW '16 Companion, 2016.

- [41] R. Nkambou and S. Vorobyova. (2015, 2021). *Les systèmes tutoriels intelligents en exemples*. Available: <https://docplayer.fr/87427430-Inf7470-systemes-tutoriels-intelligents-les-systemes-tutoriels-intelligents-en-exemples.html>
- [42] K. Belghith, F. Kabanza, R. Nkambou, M. Khan, and L. Hartman, "Roman Tutor: A Robot Manipulation Tutoring Simulator," 06/21 2021.
- [43] I. Mitsuru, A. Kevin, and C. Tak-Wai, *Intelligent Tutoring Systems* (Lecture Notes in Computer Science, no. 4053). 2006, p. 1016.
- [44] M. McPherson, L. Smith-Lovin, and J. M. Cook, "Birds of a Feather: Homophily in Social Networks," *Annual Review of Sociology*, vol. 27, no. 1, pp. 415-444, 2001.
- [45] T. David-Barrett, "Herding Friends in Similarity-Based Architecture of Social Networks," *Sci Rep*, vol. 10, no. 1, p. 4859, Mar 17 2020.
- [46] J. Chen, L. M. Justice, S. R. Tambyraja, and B. Sawyer, "Exploring the mechanism through which peer effects operate in preschool classrooms to influence language growth," *Early Childhood Research Quarterly*, vol. 53, pp. 1-10, 2020.
- [47] Z. Boda, T. Elmer, A. Voros, and C. Stadtfeld, "Short-term and long-term effects of a social network intervention on friendships among university students," *Sci Rep*, vol. 10, no. 1, p. 2889, Feb 19 2020.
- [48] H. Ma, H. Yang, M. R. Lyu, and I. King, "SoRec," presented at the Proceeding of the 17th ACM conference on Information and knowledge mining - CIKM '08, 2008.
- [49] W.-J. Li and D.-Y. Yeung, "Relation Regularized Matrix Factorization," 2009. Available: <http://ijcai.org/Proceedings/09/Papers/190.pdf>
- [50] H. Ma, I. King, and M. R. Lyu, "Learning to recommend with social trust ensemble," presented at the Proceedings of the 32nd international ACM SIGIR conference on Research and development in information retrieval - SIGIR '09, 2009.
- [51] M. Jamali and M. Ester, "A matrix factorization technique with trust propagation for recommendation in social networks," presented at the Proceedings of the fourth ACM conference on Recommender systems - RecSys '10, 2010.
- [52] H. Ma, D. Zhou, C. Liu, M. R. Lyu, and I. King, "Recommender systems with social regularization," presented at the Proceedings of the fourth ACM international conference on Web search and data mining - WSDM '11, 2011.
- [53] J. Tang, X. Hu, H. Gao, and H. Liu, "Exploiting local and global social context for recommendation," *IJCAI International Joint Conference on Artificial Intelligence*, pp. 2712-2718, 01/01 2013.
- [54] H. Fang, Y. Bao, and J. Zhang, "Leveraging decomposed trust in probabilistic matrix factorization for effective recommendation," *Proceedings of the National Conference on Artificial Intelligence*, vol. 1, pp. 30-36, 01/01 2014.
- [55] G. Guo, J. Zhang, and N. Yorke-Smith, "Trustsvd: Collaborative filtering with both the explicit and implicit influence of user trust and of item ratings," *Proceedings of*

- the Twenty-Ninth AAAI Conference on Artificial Intelligence*, pp. 123-129, 01/01 2015.
- [56] H. Li, D. Wu, W. Tang, and N. Mamoulis, "Overlapping Community Regularization for Rating Prediction in Social Recommender Systems," presented at the Proceedings of the 9th ACM Conference on Recommender Systems - RecSys '15, 2015.
- [57] S. Sedhain, A. K. Menon, S. Sanner, L. Xie, and D. Braziunas, "Low-rank linear cold-start recommendation from social data," presented at the AAAI'17: Proceedings of the Thirty-First AAAI Conference on Artificial Intelligence, 2017.
- [58] B. Yang, Y. Lei, J. Liu, and W. Li, "Social Collaborative Filtering by Trust," *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell*, vol. 39, no. 8, pp. 1633-1647, Aug 2017.
- [59] L. Wu, P. Sun, R. Hong, Y. Ge, and M. Wang, "Collaborative Neural Social Recommendation," *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, pp. 1-13, 2018.
- [60] G. Zhao, X. Lei, X. Qian, and T. Mei, "Exploring Users' Internal Influence from Reviews for Social Recommendation," *IEEE Transactions on Multimedia*, vol. 21, no. 3, pp. 771-781, 2018.
- [61] C. Xu, "A novel recommendation method based on social network using matrix factorization technique," *Information Processing & Management*, vol. 54, no. 3, pp. 463-474, 2018.
- [62] J. Sun, R. Ying, Y. Jiang, J. He, and Z. Ding, "Leveraging friend and group information to improve social recommender system," *Electronic Commerce Research*, vol. 20, no. 1, pp. 147-172, 2019.
- [63] A. Alhaj, "The Impact of Group Work in Improving EFL Medical Students' Academic Performance," in *The IAFOR International Conference on Language Learning*, Dubai, 2015.
- [64] A. D. Gaudet, L. M. Ramer, J. Nakonechny, J. J. Cragg, and M. S. Ramer, "Small-group learning in an upper-level university biology class enhances academic performance and student attitudes toward group work," *PLoS One*, vol. 5, no. 12, p. e15821, Dec 29 2010.
- [65] E. Petit, *Économie des émotions*. Paris %J Repères: La Découverte, 2015, p. 128.
- [66] P. R. Kleinginna and A. M. Kleinginna, "A categorized list of emotion definitions, with suggestions for a consensual definition," *Motivation and Emotion*, vol. 5, no. 4, pp. 345-379, 1981.
- [67] K. R. Scherer, "Emotions as Episodes of Subsystem Synchronization Driven by Nonlinear Appraisal Processes," in *Emotion, Development, and Self-Organization*: Cambridge University Press, 2000, pp. 70-99.

- [68] W. B. Cannon, "The James-Lange Theory of Emotions: A Critical Examination and an Alternative Theory," *The American Journal of Psychology*, vol. 39, no. 1/4, 1927.
- [69] I. Jraidi, "Modélisation des émotions de l'apprenant et interventions implicites pour les systèmes tutoriels intelligents," Département d'informatique et de recherche opérationnelle, Université de Montréal, 2013.
- [70] W. James, *Mind*, vol. 9, pp. 188-205, 1884.
- [71] S. Schachter, "The Interaction of Cognitive and Physiological Determinants of Emotional State," *Advances in Experimental Social Psychology*, vol. 1, 12/31 1964.
- [72] R. W. Picard, *Affective Computing* (Cambridge : MIT Press). 1997.
- [73] A. Rau, "Dealing with Feeling: Emotion, Affect, and the Qualitative Research Encounter," *Qualitative Sociology Review*, vol. 16, no. 1, pp. 94-108, 2020.
- [74] E. Shouse, "Feeling, Emotion, Affect," *M/C Journal*, vol. 8, no. 6, 2005.
- [75] A. R. Damasio, *The Feeling of what Happens: Body and Emotion in the Making of Consciousness Harvest book*. Harcourt Brace, 1999.
- [76] M. Willis and J. Cromby, "Bodies, Representations, Situations, Practices: Qualitative Research on Affect, Emotion and Feeling," *Qualitative Research in Psychology*, vol. 17, no. 1, pp. 1-12, 2019.
- [77] R. Descartes, *The Passions of the Soul*. Cambridge: Cambridge University Press, 1649/1988.
- [78] C. Darwin, *The expression of the emotions in man and animals (3rd ed.)*. New York: Oxford University Press, 1872/1998.
- [79] M. Kowalska and M. Wróbel, "Basic Emotions," in *Encyclopedia of Personality and Individual Differences*, 2017, pp. 1-6.
- [80] A. Ortony and T. J. Turner, "What's basic about basic emotions?," *Psychol Rev*, vol. 97, no. 3, pp. 315-31, Jul 1990.
- [81] P. Ekman, "Basic Emotions," in *Handbook of Cognition and Emotion*, 2005, pp. 45-60.
- [82] P. N. Johnson-laird and K. Oatley, "Basic emotions, rationality, and folk theory," *Cognition and Emotion*, vol. 6, no. 3-4, pp. 201-223, 2008.
- [83] P. Ekman, E. R. Sorenson, and W. V. Friesen, "Pan-cultural elements in facial displays of emotion," *Science*, vol. 164, no. 3875, pp. 86-8, Apr 4 1969.
- [84] P. Brian, "Facial Activity and Emotion Expression," in *Heart to Heart*, 2019, pp. 71-132.
- [85] J. Faivre, C. Frasson, and R. N'Kambou, "Gestion Emotionnelle dans les Systèmes Tuteurs Intelligents," 2002.

- [86] J. Khalfallah and J. B. H. Slama, "Facial Expression Recognition for Intelligent Tutoring Systems in Remote Laboratories Platform," *Procedia Computer Science*, vol. 73, pp. 274-281, 2015.
- [87] S. Chaffar and C. Frasson, "Apprentissage machine pour la prédiction de la réaction émotionnelle de l'apprenant," *Sciences et Technologies de l'Information et de la Communication pour l'Éducation et la Formation*, vol. 14, no. 1, pp. 217-238, 2007.
- [88] A. Trabelsi and C. Frasson, "The Emotional Machine: A Machine Learning Approach to Online Prediction of User's Emotion and Intensity," presented at the 2010 10th IEEE International Conference on Advanced Learning, Sousse, Tunisia, 5-7 July 2010, 2010.
- [89] R. Nkambou and V. Heritier, "Reconnaissance émotionnelle par l'analyse des expressions faciales dans un tuteur intelligent affectif," in *Technologies de l'Information et de la Connaissance dans l'Enseignement Supérieur et l'Industrie*, Compiègne, France, 2004, pp. 149-155: Université de Technologie de Compiègne, <https://edutice.archives-ouvertes.fr/edutice-00000702/document>
- [https://edutice.archives-ouvertes.fr/edutice-00000702/file/Nkambou\\_Heritier.pdf](https://edutice.archives-ouvertes.fr/edutice-00000702/file/Nkambou_Heritier.pdf).
- [90] B.-M. Toussaint, V. Luengo, and F. Jambon, *Proposition d'un Framework de Traitement de Traces pour l'Analyse de Connaissances Perceptivo-Gestuelles (Le Cas de la Chirurgie Orthopédique Percutanée)*. 2015.
- [91] T. Xu, Y. Zhou, Z. Wang, and Y. Peng, "Learning Emotions EEG-based Recognition and Brain Activity: A Survey Study on BCI for Intelligent Tutoring System," *Procedia Computer Science*, vol. 130, pp. 376-382, 2018.
- [92] M. Chédru, "Impact de la motivation et des styles d'apprentissage sur la performance scolaire d'élèves-ingénieurs," *Revue des sciences de l'éducation*, vol. 41, no. 3, pp. 457-482, 2016.
- [93] C. Tappolet, "Emotion and Motivation," in *Emotions, Values, and Agency*, 2016, pp. 47-78.
- [94] R. Pekrun, "Emotion and Achievement During Adolescence," *Child Development Perspectives*, vol. 11, no. 3, pp. 215-221, 2017.
- [95] R. Pekrun and E. J. Stephens, "Academic emotions," in *APA educational psychology handbook, Vol 2: Individual differences and cultural and contextual factors.*, vol. 2 New York, NY: Guilford, 2012, pp. 3-31.
- [96] R. Pekrun, T. Goetz, A. C. Frenzel, P. Barchfeld, and R. P. Perry, "Measuring emotions in students' learning and performance: The Achievement Emotions Questionnaire (AEQ)," *Contemporary Educational Psychology*, vol. 36, no. 1, pp. 36-48, 2011.

- [97] J. Sánchez Rosas, "The Achievement Emotions Questionnaire-Argentine (AEQ-AR): internal and external validity, reliability, gender differences and norm-referenced interpretation of test scores," vol. 15, pp. 41-74, 01/01 2015.
- [98] J. Therer, "L'intelligence émotionnelle : fortune d'un concept ou concept de fortune ?," 2006 2006.
- [99] P. Salovey and J. D. Mayer, "Emotional Intelligence," *Imagination, Cognition and Personality*, vol. 9, no. 3, pp. 185-211, 1990.
- [100] J. D. Mayer, P. Salovey, D. R. Caruso, L. Cherkasskiy, R. J. Sternberg, and S. B. Kaufman, "Emotional Intelligence," in *The Cambridge Handbook of Intelligence*, 2011, pp. 528-549.
- [101] M. Mikolajczak, J. Quoidbach, I. Kotsou, and D. Nelis, Dunod, Ed. *Les compétences émotionnelles*. 2014, p. 308.
- [102] J. D. Mayer, P. Salovey, and D. R. Caruso, "TARGET ARTICLES: "Emotional Intelligence: Theory, Findings, and Implications"," *Psychological Inquiry*, vol. 15, no. 3, pp. 197-215, 2004.
- [103] K. V. Petrides, N. Frederickson, and A. Furnham, "The role of trait emotional intelligence in academic performance and deviant behavior at school," *Personality and Individual Differences*, vol. 36, no. 2, pp. 277-293, 2004.
- [104] S. Brasseur and J. Gregoire, "L'intelligence émotionnelle – trait chez les adolescents à haut potentiel : spécificités et liens avec la réussite scolaire et les compétences sociales," *Enfance*, vol. 2010, no. 01, 2010.
- [105] L. A. Downey, J. Lomas, C. Billings, K. Hansen, and C. Stough, "Scholastic Success," *Canadian Journal of School Psychology*, vol. 29, no. 1, pp. 40-53, 2014.
- [106] I. R. Karkada, U. J. A. D'Souza, and Z. A. b. Mustapha, "Relationship of Emotional Intelligence and Academic Performance among Medical Students: Systematic Review," *Universal Journal of Educational Research*, vol. 8, no. 3A, pp. 72-79, 2020.
- [107] G. L. van Heck and B. L. d. Oudsten, "Emotional Intelligence: Relationships to Stress, Health, and Well-being," in *Emotion Regulation*, 2008, pp. 97-121.
- [108] C. Peterson, "Group emotional intelligence and academic performance: Testing the mediational effects of attendance and contribution to group work," 2015, pp. 207-222.
- [109] J. A. Turi, M. F. A. Ghani, Y. Javid, and S. Sorooshian, "The Impact of Socio-Emotional Intelligence on Academic Performance," *Educational Administration Research and Review*, vol. 2, no. 2, pp. 18-31, 2020.
- [110] M. Nasir and R. Masrur, "An Exploration of Emotional Intelligence of the Students of IIUI in Relation to Gender, Age and Academic Achievement," 2010.



- [111] M. Nasir, "Effects of cultural adjustment on academic achievement of international students," *Journal of Elementary Education*, vol. 22, no. 2, pp. 95-103, 2012.
- [112] P. Bhadouria, "Role of Emotional Intelligence for Academic Achievement for Students," *Research Journal of Educational Sciences*, vol. 1, no. 2, pp. 8-12, 2013.
- [113] D. S. Chamundeswari, "Emotional Intelligence and Academic Achievement among Students at the Higher Secondary Level," *International Journal of Academic Research in Economics and Management Sciences*, vol. 2, no. 4, 2013.
- [114] M. Arockia and R. Sangeetha, "The Relationship between Emotional Intelligence and the Academic Performance among Final Year under Graduates," *Universal Journal of Psychology*, vol. 1, no. 2, pp. 41-45, 2013.
- [115] R. Burke, "Hybrid Web Recommender Systems," in *The Adaptive Web*(Lecture Notes in Computer Science, Berlin / Heidelberg: Springer, 2007, pp. 377-408.
- [116] R. M. Bell and Y. Koren, "Scalable Collaborative Filtering with Jointly Derived Neighborhood Interpolation Weights," presented at the Seventh IEEE International Conference on Data Mining (ICDM 2007), 2007.
- [117] J. Delporte, S. Canu, and A. Karatzoglou, "Apprentissage et Factorisation pour la Recommandation," *Revue des Nouvelles Technologies de l'Information*, vol. RNTI-A-6, pp. 1-26, 2014.
- [118] F. O. Isinkaye, Y. O. Folajimi, and B. A. Ojokoh, "Recommendation systems: Principles, methods and evaluation," *Egyptian Informatics Journal*, vol. 16, no. 3, pp. 261-273, 2015.
- [119] F. Mansur, V. Patel, and M. Patel, "A review on recommender systems," presented at the 2017 International Conference on Innovations in Information, Embedded and Communication Systems (ICIIECS), 2017.
- [120] J. Bobadilla, F. Ortega, A. Hernando, and A. Gutiérrez, "Recommender systems survey," *Knowledge-Based Systems*, vol. 46, pp. 109–132, 2013.
- [121] G. Adomavicius and A. Tuzhilin, "Toward the next generation of recommender systems: a survey of the state-of-the-art and possible extensions," *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, vol. 17, no. 6, pp. 734-749, Juin 2005.
- [122] J. L. Herlocker, J. A. Konstan, L. G. Terveen, and J. T. Riedl, "Evaluating collaborative filtering recommender systems," *ACM Transactions on Information Systems (TOIS)*, vol. 22, no. 1, pp. 5-53, 2004.
- [123] F. Ricci, L. Rokach, and B. Shapira, "Introduction to Recommender Systems Handbook," in *Recommender Systems Handbook*, 2010, pp. 1-35.
- [124] Z. Zhi-Dan and S. Ming-Sheng, "User-Based Collaborative-Filtering Recommendation Algorithms on Hadoop," presented at the 2010 Third

- International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, Phuket, Thailand, 2010.
- [125] U. Shardanand and P. Maes, "Social information filtering," presented at the Proceedings of the SIGCHI conference on Human factors in computing systems - CHI '95, 1995.
- [126] R. Burke, "Recommender Systems: An Introduction, by Dietmar Jannach, Markus Zanker, Alexander Felfernig, and Gerhard Friedrich," *International Journal of Human-Computer Interaction*, vol. 28, no. 1, pp. 72-73, 2012.
- [127] D. H. Park, H. K. Kim, I. Y. Choi, and J. K. Kim, "A literature review and classification of recommender systems research," *Expert Systems with Applications*, vol. 39, no. 11, pp. 10059-10072, 2012.
- [128] G. Adomavicius and J. Zhang, "Impact of data characteristics on recommender systems performance," *ACM Transactions on Management Information Systems*, vol. 3, no. 1, pp. 1-17, 2012.
- [129] J. B. Schafer, D. Frankowski, J. Herlocker, and S. Sen, "Collaborative Filtering Recommender Systems," in *The Adaptive Web*, vol. 4321, K. A. Brusilovsky P, Nejdl W, editors, Ed. (Lecture Notes in Computer Science, Berlin Heidelberg(Germany): Springer, 2007, pp. 291-324.
- [130] G. Acosta, E. Smith, and V. Kreinovich, *Towards Analytical Techniques for Systems Engineering Applications* (Studies in Systems, Decision and Control). 2020.
- [131] N. Thai-Nghe, M. Nhut-Tu, and H.-H. Nguyen, "An Approach for Multi-Relational Data Context in Recommender Systems," in *Asian Conference on Intelligent Information and Database Systems*, 2017, pp. 709-720.
- [132] H. Li, X. Diao, J. Cao, and Q. Zheng, "Collaborative Filtering Recommendation Based on All-Weighted Matrix Factorization and Fast Optimization," *IEEE Access*, vol. 6, pp. 25248-25260, 2018.
- [133] E. Jembere, R. Rawatlal, and A. W. Pillay, "Matrix Factorisation for Predicting Student Performance," presented at the 2017 7th World Engineering Education Forum (WEEF), 2017.
- [134] Y. Koren, R. Bell, and C. Volinsky, "Matrix Factorization Techniques for Recommender Systems," *Computer*, vol. 42, no. 8, pp. 30-37, 2009.
- [135] D. Surian, A. G. Dunn, L. Orenstein, R. Bashir, E. Coiera, and F. T. Bourgeois, "A shared latent space matrix factorisation method for recommending new trial evidence for systematic review updates," *J Biomed Inform*, vol. 79, pp. 32-40, Mar 2018.
- [136] J. Delporte, "Factorisation Matricielle, Application à la Recommandation Personnalisée de Préférences," archives-ouvertes, 2014.

- [137] R. Mehta and K. Rana, "A review on matrix factorization techniques in recommender systems," presented at the 2017 2nd International Conference on Communication Systems, Computing and IT Applications (CSCITA), 2017.
- [138] P. Symeonidis and A. Zioupos, *Matrix and Tensor Factorization Techniques for Recommender Systems* (SpringerBriefs in Computer Science). 2016.
- [139] N. Ampazis, T. Emmanouilidis, and F. Sakketou, "A Matrix Factorization Algorithm for Efficient Recommendations in Social Rating Networks Using Constrained Optimization," *Machine Learning and Knowledge Extraction*, vol. 1, no. 3, pp. 928-944, 2019.
- [140] S. Zhou, R. Kannan, and V. K. Prasanna, "Accelerating Stochastic Gradient Descent Based Matrix Factorization on FPGA," *IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems*, vol. 31, no. 8, pp. 1897-1911, 2020.
- [141] N. Ampazis, T. Emmanouilidis, G. A. Tsihrintzis, and M. Virvou, "FALCON: A matrix factorization framework for recommender systems using constrained optimization," *Intelligent Decision Technologies*, vol. 9, no. 3, pp. 221-232, 2015.
- [142] G. Takács, I. Pilaszy, B. Németh, and D. Tikk, "On the Gravity Recommendation System," presented at the Proceedings of KDD Cup Workshop at the 13th ACM SIGKDD International, 2007.
- [143] P. Nedungadi and T. K. Smruthy, "Personalized Multi-relational Matrix Factorization Model for Predicting Student Performance," *Advances in Intelligent Systems and Computing*, vol. 384, 2016.
- [144] N. Thai-Nghe, L. Drumond, A. Krohn-Grimberghe, and L. Schmidt-Thieme, "Recommender system for predicting student performance," *Procedia Computer Science*, vol. 1, no. 2, pp. 2811-2819, 2010.
- [145] N. Thai-Nghe, T. Horváth, and L. Schmidt-Thieme, "Factorization Models for Forecasting Student Performance," 2011. Available: [http://educationaldatamining.org/EDM2011/wp-content/uploads/proc/edm2011\\_paper14\\_full\\_Thai-Nghe.pdf](http://educationaldatamining.org/EDM2011/wp-content/uploads/proc/edm2011_paper14_full_Thai-Nghe.pdf)
- [146] N. Thai-Nghe, L. Drumond, T. Horváth, A. Krohn-Grimberghe, A. Nanopoulos, and L. Schmidt-Thieme, "Factorization Techniques for Predicting Student Performance," in *Educational Recommender Systems and Technologies*, 2012, pp. 129-153.
- [147] L. Springer, M. E. Stanne, and S. S. Donovan, "Effects of Small-Group Learning on Undergraduates in Science, Mathematics, Engineering, and Technology: A Meta-Analysis," *Review of Educational Research*, vol. 69, no. 1, pp. 21-51, 1999.
- [148] D. W. Johnson, R. T. Johnson, and K. A. Smith, "Cooperative learning: Improving university instruction by basing practice on validated theory," *Journal on Excellence in College Teaching*, vol. 25, no. 3&4, pp. 85-118, 2014.

- [149] L. Chen, G. Chen, and F. Wang, "Recommender systems based on user reviews: the state of the art," *User Modeling and User-Adapted Interaction*, vol. 25, no. 2, pp. 99-154, 2015.
- [150] C. Lippert, S.-H. Weber, V. Tresp, M. Schubert, and H.-P. Kriegel, "Relation Prediction in Multi-Relational Domains using Matrix Factorization," presented at the NIPS 2008 Workshop on Structured Input - Structured Output., 2008.
- [151] M. Feng, N. Heffernan, and K. Koedinger, "Addressing the assessment challenge with an online system that tutors as it assesses," *User Modeling and User-Adapted Interaction*, vol. 19, no. 3, pp. 243-266, 2009.
- [152] H. Li, X. Diao, J. Cao, and Q. Zheng, "Collaborative filtering recommendation based on all-weighted matrix factorization and fast optimization\_2018," *Ieee Access*, 2018.
- [153] C.-C. Chang and C.-J. Lin, "LIBSVM: A library for support vector machines," vol. 2, no. 3 %J ACM Trans. Intell. Syst. Technol., p. Article 27, 2011.
- [154] K. A. Ross *et al.*, "Cross-Validation," in *Encyclopedia of Database Systems*, 2009, pp. 532-538.
- [155] D. Berrar, "Cross-Validation," in *Encyclopedia of Bioinformatics and Computational Biology*, 2019, pp. 542-545.
- [156] T. Hastie, R. Tibshirani, and J. Friedman, *The Elements of Statistical Learning* (Springer Series in Statistics). 2009.
- [157] N. Friedman, D. Geiger, and M. Goldszmidt, *Machine Learning*, vol. 29, no. 2/3, pp. 131-163, 1997.
- [158] K. Goldberg, T. Roeder, D. Gupta, and C. Perkins, *Information Retrieval*, vol. 4, no. 2, pp. 133-151, 2001.
- [159] G. S. Ananth and K. Raghuvver, "A Novel Approach for Music Recommendation System Using Matrix Factorization Technique," in *Machine Intelligence and Signal Processing*(Advances in Intelligent Systems and Computing, 2020, pp. 13-25.
- [160] G. Shani and A. Gunawardana, "Evaluating Recommendation Systems," in *Recommender Systems Handbook*, 2011, pp. 257-297.
- [161] W. Wang and Y. Lu, "Analysis of the Mean Absolute Error (MAE) and the Root Mean Square Error (RMSE) in Assessing Rounding Model," *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, vol. 324, 2018.
- [162] T. Chai and R. R. Draxler, "Root mean square error (RMSE) or mean absolute error (MAE)? – Arguments against avoiding RMSE in the literature," *Geoscientific Model Development*, vol. 7, no. 3, pp. 1247-1250, 2014.
- [163] N. Ketkar, "Stochastic Gradient Descent," in *Deep Learning with Python*, 2017, pp. 113-132.

- [164] S. Rendle, Z. Gantner, C. Freudenthaler, and L. Schmidt-Thieme, "Fast context-aware recommendations with factorization machines," presented at the Proceedings of the 34th international ACM SIGIR conference on Research and development in Information - SIGIR '11, 2011.
- [165] S. Rendle, "Factorization Machines with libFM," *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology*, vol. 3, no. 3, pp. 1-22, 2012.
- [166] D. Paper, "Gradient Descent," in *Data Science Fundamentals for Python and MongoDB*, 2018, pp. 97-128.
- [167] S. Theodoridis, "Stochastic Gradient Descent," in *Machine Learning*, 2015, pp. 161-231.
- [168] N. Satish *et al.*, "Navigating the maze of graph analytics frameworks using massive graph datasets," presented at the Proceedings of the 2014 ACM SIGMOD international conference on Management of data - SIGMOD '14, 2014.
- [169] M. Zhang, Y. Wu, K. Chen, X. Qian, X. Li, and W. Zheng, "Exploring the hidden dimension in graph processing," in *Proceedings of the 12th USENIX conference on Operating Systems Design and Implementation*, 2016, pp. 285-300.
- [170] L. Bottou, "Stochastic Gradient Descent Tricks," in *Neural Networks: Tricks of the Trade*(Lecture Notes in Computer Science, 2012, pp. 421-436.
- [171] I. Magnisalis, S. Demetriadis, and A. Karakostas, "Adaptive and Intelligent Systems for Collaborative Learning Support: A Review of the Field," *IEEE Transactions on Learning Technologies*, vol. 4, no. 1, pp. 5-20, 2011.
- [172] R. Lukašenko, "Development of Student Model for Support of Intelligent Tutoring System Functions," Ph. D., RTU Research Information System, 2012.
- [173] H. Cen, K. R. Koedinger, and B. Junker, "Learning factors analysis a general method for cognitive model evaluation and improvement," presented at the Intelligent Tutoring Systems, 2006.
- [174] I. A. Abu Amra and A. Y. A. Maghari, "Students performance prediction using KNN and Naïve Bayesian," presented at the 2017 8th International Conference on Information Technology (ICIT), 2017.
- [175] K. B. Eashwar, R. Venkatesan, and D. Ganesh, "Student performance prediction using SVM," *International Journal of Mechanical Engineering and Technology. 8.*, vol. 8, no. 11, pp. 649-662, 2017.
- [176] H. Al-Shehri *et al.*, "Student Performance Prediction Using Support Vector Machine and K-Nearest Neighbor," in *IEEE 30th Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering (CCECE)*, 2017.
- [177] K. B. Eashwar, R. Venkatesan, and D. Ganesh, "Student performance prediction using svm," *International Journal of Mechanical Engineering and Technology (IJMET)*, 2017.

- [178] H. Lu and J. Yuan, "Student Performance Prediction Model Based on Discriminative Feature Selection," *International Journal of Emerging Technologies in Learning (iJET)*, vol. 13, no. 10, 2018.
- [179] H. Hamsa, S. Indiradevi, and J. J. Kizhakkethottam, "Student Academic Performance Prediction Model Using Decision Tree and Fuzzy Genetic Algorithm," *Procedia Technology*, vol. 25, pp. 326-332, 2016.
- [180] R. Hasan, S. Palaniappan, A. R. A. Raziff, S. Mahmood, and K. U. Sarker, "Student Academic Performance Prediction by using Decision Tree Algorithm," presented at the 2018 4th International Conference on Computer and Information Sciences (ICCOINS), 2018.
- [181] F. Okubo, T. Yamashita, A. Shimada, and H. Ogata, "A neural network approach for students' performance prediction," presented at the Proceedings of the Seventh International Learning Analytics & Knowledge Conference, 2017.
- [182] R. L. Ulloa Cazarez and C. Lopez Martin, "Neural Networks for Predicting Student Performance in Online Education," *IEEE Latin America Transactions*, vol. 16, no. 7, pp. 2053-2060, July 2018.
- [183] H.-L. Thanh-Nhan, L. Huy-Thap, and N. Thai-Nghe, "Toward integrating social networks into intelligent tutoring systems," presented at the 2017 9th International Conference on Knowledge and Systems Engineering (KSE), 2017.
- [184] J. Bicans and J. Grundspenkis, "Student Learning Style Extraction from On-Campus Learning Context Data," *Procedia Computer Science*, vol. 104, pp. 272-278, 2017.
- [185] M. Jamali and M. Ester, "A Matrix Factorization Technique with Trust Propagation for Recommendation in Social Networks," 2010.
- [186] J. Stamper, A. Niculescu-Mizil, S. Ritter, G. J. Gordon, and K. R. Koedinger. Algebra [Online]. Available: <http://pslcdatashop.web.cmu.edu/KDDCup/downloads.jsp>
- [187] P. DataShop. (2020). *Data Format*. Available: [https://pslcdatashop.web.cmu.edu/KDDCup/rules\\_data\\_format.jsp](https://pslcdatashop.web.cmu.edu/KDDCup/rules_data_format.jsp)
- [188] W. J. Hawkins, N. T. Heffernan, and R. S. J. D. Baker, "Learning Bayesian Knowledge Tracing Parameters with a Knowledge Heuristic and Empirical Probabilities," presented at the International Conference on Intelligent Tutoring Systems, 2014.
- [189] J. A. Self, "The Role of Student Models in Learning Environments," *IEICE Transactions on Information and Systems*, vol. 77, pp. 3-8, 1994.
- [190] A. Tack, T. François, A.-L. Ligozat, and C. Fairon, "Modèles adaptatifs pour prédire automatiquement la compétence lexicale d'un apprenant de français langue étrangère," presented at the JEP-TALN-RECITAL, Paris, France, 2016.

- [191] M. H. Immordino-Yang, *Emotions, Learning, and the Brain: Exploring the Educational Implications of Affective Neuroscience. The Norton Series on the Social Neuroscience of Education*. New York: NY: W. W. Norton & Company, 2016.
- [192] R. Asif, A. Merceron, S. A. Ali, and N. G. Haider, "Analyzing undergraduate students' performance using educational data mining," *Computers & Education*, vol. 113, pp. 177-194, October 2017.
- [193] T. Venkatachalam and J. Shana, "Identifying Key Performance Indicators and Predicting the Result from Student Data," *International Journal of Computer Applications*, vol. 25, no. 9, pp. 45-48, July 2011.
- [194] H. Agrawal and H. Mavani, "Student Performance Prediction using Machine Learning," *International Journal of Engineering Research & Technology (IJERT)*, vol. 4, no. 03, p. 111, March 2015.
- [195] H. Al-Shehri *et al.*, "Student performance prediction using Support Vector Machine and K-Nearest Neighbor," presented at the 2017 IEEE 30th Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering (CCECE), 2017.
- [196] L. Mortada, J. Bolbol, and S. Kadry, "Factors Affecting Students' Performance a Case of Private Colleges in Lebanon," *ScholArena*, vol. 1, no. 1, October 2018.
- [197] R. Pekrun, "Global and local perspectives on human affect: Implications of the control-value theory of achievement emotions," S. K. M Wosnitza, A Efklides, P Nenniger (Eds.), Ed. Cambridge: Hogrefe & Huber Publishers., 2009, pp. 97–115.
- [198] M. Zeidner, "Test Anxiety in Educational Contexts," in *Emotion in Education*, P. S. R. P. (Eds.), Ed. San Diego: Academic Press, 2007, pp. 165-184.
- [199] R. Pekrun, T. Goetz, A. C. Frenzel, P. Barchfeld, and R. P. Perry, "Measuring emotions in students' learning and performance: The Achievement Emotions Questionnaire (AEQ)." *Contemporary Educational Psychology*, vol. 36, pp. 36–48.

## ANNEXES



## Annexe 1 : Questionnaire AEQ - Avant de prendre part au test / examen

Les tests et les examens peuvent induire des sentiments différents. Ce questionnaire fait référence aux émotions que vous pouvez ressentir lors des tests ou des examens. Avant de répondre aux questions ci-dessous, veuillez-vous souvenir de certaines situations typiques de tests ou d'examens que vous avez expérimenté avant, pendant et après avoir passé un test / examen. Vos réponses doivent être données sur une échelle de Likert à cinq (5) points : de « fortement en désaccord » (1) à « fortement en accord » (5). Veuillez utiliser un crayon (pas un stylo) et assurez-vous de remplir complètement la colonne pour chaque test. Votre participation à cette étude est essentielle à sa réussite globale et le temps que vous consacrez à remplir ce questionnaire est très apprécié.

Les questions suivantes concernent les sentiments que vous pourriez ressentir avant de passer un test ou un examen. Veuillez indiquer ce que vous ressentez, généralement, avant de passer un test ou un examen.

N°	AVANT DE FAIRE LE TEST / EXAMEN	
1	J'attends avec impatience l'examen	
2	Je me demande si j'ai suffisamment étudié.	
3	Je commence à étudier pour l'examen avec beaucoup d'espoir et d'anticipation.	
4	Je me fâche continuellement à cause des contraintes de temps qui ne me laissent pas assez de temps pour me préparer.	
5	Je suis tellement fier de ma préparation que je veux commencer l'examen maintenant.	
6	Mon désespoir me prive de toute mon énergie pour étudier.	
7	Je ne peux même pas penser à quel point ce serait grave d'échouer à l'examen.	
8	Parce que j'aime préparer le test (examen), je suis motivé à faire plus que nécessaire.	
9	J'ai perdu tout espoir de pouvoir réussir à l'examen.	
10	J'ai mal au ventre.	
11	Je suis optimiste que tout ira bien.	
12	Je me fâche à cause de la quantité de cours (notions) que je dois savoir.	
13	Je me sens tellement absorbé par l'examen que je ne peux plus rien faire.	
14	Avant de passer l'examen, je ressens un sentiment d'empressement (pressé).	
15	Avant l'examen, je me sens nerveux et mal à l'aise.	
16	J'ai grand espoir que mes capacités seront suffisantes.	

17	J'aurai préféré ne pas passer le test (examen) car j'ai perdu tout espoir.	
18	J'ai hâte de démontrer mes connaissances.	
19	Je suis tellement nerveux que j'aimerais pouvoir sauter l'examen.	
20	Je suis convaincu que ma préparation est suffisante.	
21	Je pense à mon examen avec optimisme.	
22	Parce que j'ai hâte de réussir, j'étudie beaucoup.	
23	Je suis découragé parce que je sens que je n'ai pas beaucoup d'espoir pour l'examen.	
24	Je me demande si le test (examen) sera très difficile.	
25	Ma confiance me motive à bien me préparer davantage.	

## Annexe 2 : Questionnaire AEQ - Pendant le test / examen

Les questions suivantes ont trait aux sentiments que vous pourriez ressentir lorsque vous passez un test ou un examen. Veuillez indiquer comment vous vous sentez, généralement, lors d'un test ou d'un examen.

N°	PENDANT LE TEST / EXAMEN	
26	J'aime bien passer l'examen.	
27	Je me demande si je réussirai l'examen.	
28	Dans l'espoir de réussir, je suis motivé à investir beaucoup d'efforts.	
29	Au début du test (examen), mon cœur se met à battre.	
30	Je pense que peu importe mes efforts, je ne réussirai pas le test.	
31	Je me mets en colère.	
32	Je pense que je peux être fier de mes connaissances.	
33	Je suis très nerveux.	
34	J'ai envie d'abandonner.	
35	Mes mains tremblent.	
36	J'ai honte de ma mauvaise préparation.	
37	Je suis tellement nerveux que je ne peux pas attendre la fin de l'examen.	
38	Je suis très confiant.	
39	Je pense que les questions sont injustes.	
40	Je commence à réaliser que les questions sont beaucoup trop difficiles pour moi.	
41	La fierté de mes connaissances alimente mes efforts pour faire le test (examen).	
42	Je me sens paniqué en écrivant pendant l'examen.	
43	J'ai tellement envie d'abandonner que je n'ai plus d'énergie.	
44	Je me sens humilié.	
45	Je suis heureux de pouvoir faire face au test.	
46	Je suis tellement anxieux (inquiet) que je préfère être ailleurs.	
47	J'ai renoncé à croire que je pouvais répondre correctement aux questions de l'examen.	
48	Je suis tellement gêné que je veux courir et me cacher.	
49	Pour moi, le test (examen) est un défi agréable.	
50	Je me sens désespéré.	
51	Parce que j'ai honte de mes battements de cœurs	
52	Je suis gêné parce que je ne peux pas répondre correctement aux questions.	

### Annexe 3 : Questionnaire AEQ - Après le test / examen

Les questions suivantes concernent les sentiments que vous pourriez ressentir après avoir passé un test ou un examen. Veuillez indiquer comment vous vous sentez, généralement, après avoir passé un test ou un examen.

N°	APRÈS LE TEST / L'EXAMEN	
53	Je me fâche contre les normes de notation du professeur.	
54	Quand je reçois les résultats du test, mon cœur bat de fierté.	
55	La tension dans mon estomac s'est dissipée.	
56	Je me sens honteux.	
57	Je suis fier de ma maîtrise de l'examen.	
58	Mon cœur bat plus vite de joie.	
59	Je suis assez ennuyé.	
60	Penser à mon succès me rend fier.	
61	Je peux enfin respirer à nouveau.	
62	Mes notes me gênent	
63	Je me sens très soulagée.	
64	J'aimerais pouvoir parler au professeur.	
65	Après l'examen, je suis si fier.	
66	Je ressens du soulagement.	
67	Quand j'obtiens une mauvaise note, je préférerais ne plus affronter mon professeur.	
68	Ma colère fait couler le sang dans ma tête.	
69	Je suis très satisfait de moi.	
70	Je peux enfin rire à nouveau.	
71	Je souhaite pouvoir exprimer librement ma colère.	
72	Je sors de l'examen avec le regard d'un gagnant sur le visage.	
73	Je me sens libéré.	
74	Quand d'autres découvrent mes mauvaises notes, je commence à rougir.	
75	Je rayonne partout.	
76	Je suis tellement en colère que je commence à avoir chaud et à rougir.	
77	Je suis fière de moi.	

## Annexe 4 : Trois exemples du Questionnaire AEQ rempli des apprenants

### Questionnaire AEQ rempli par l'Apprenant 1

**Achievement Emotions Questionnaire (AEQ)**

Les tests et les examens peuvent induire des sentiments différents. Ce questionnaire fait référence aux émotions que vous pouvez ressentir lors des tests ou des examens. Avant de répondre aux questions ci-dessous, veuillez-vous souvenir de certaines situations typiques de tests ou d'examens que vous avez expérimenté avant, pendant et après avoir passé un test / examen. Vos réponses doivent être données sur une échelle de Likert à cinq (5) points : de «fortement en désaccord» (1) à «fortement en accord» (5). Veuillez utiliser un crayon (pas un stylo) et assurez-vous de remplir complètement la colonne pour chaque test. Votre participation à cette étude est essentielle à sa réussite globale et le temps que vous consacrez à remplir ce questionnaire est très apprécié.

*Merci pour votre soutien !*

N°	AVANT DE FAIRE LE TEST / EXAMEN	FR	H.G	MAT	PHIL	SVT	PC
1	J'attends avec impatience l'examen	2	5	3	4	2	1
2	Je me demande si j'ai suffisamment étudié.	5	1	2	2	2	1
3	Je commence à étudier pour l'examen avec beaucoup d'espoir et d'anticipation.	5	5	3	3	1	1
4	Je me fâche continuellement à cause des contraintes de temps qui ne me laissent pas assez de temps pour me préparer.	2	3	5	2	4	5
5	Je suis tellement fier de ma préparation que je veux commencer l'examen maintenant.	2	5	3	3	2	1
6	Mon désespoir me prive de toute mon énergie pour étudier.	1	2	3	1	1	1
7	Je ne peux même pas penser à quel point ce serait grave d'échouer à l'examen.	5	5	5	5	5	5
8	Parce que j'aime préparer le test (examen), je suis motivé à faire plus que nécessaire.	4	4	3	2	5	3
9	J'ai perdu tout espoir de pouvoir réussir à l'examen.	1	1	5	1	2	1
10	J'ai mal au ventre.	1	1	3	1	1	5
11	Je suis optimiste que tout ira bien.	1	1	3	2	3	4
12	Je me fâche à cause de la quantité de cours (notions) que je dois savoir.	2	5	5	2	5	5
13	Je me sens tellement absorbé par l'examen que je ne peux plus rien faire.	4	4	3	5	2	3
14	Avant de passer l'examen, je ressens un sentiment d'empressement (pressé).	3	2	5	2	3	5
15	Avant l'examen, je me sens nerveux et mal à l'aise.	1	1	3	2	5	5
16	J'ai grand espoir que mes capacités seront suffisantes.	2	5	1	5	5	1
17	J'aurais préféré ne pas passer le test (examen) car j'ai perdu tout espoir.	2	1	5	2	1	5
18	J'ai hâte de démontrer mes connaissances.	2	5	1	3	5	1
19	Je suis tellement nerveux que j'aimerais pouvoir sauter l'examen.	2	4	2	3	3	2
20	Je suis convaincu que ma préparation est suffisante.	2	4	2	4	4	1
21	Je pense à mon examen avec optimisme.	2	2	1	4	2	1
22	Parce que j'ai hâte de réussir, j'étudie beaucoup.	4	5	4	3	3	2
23	Je suis découragé parce que je sens que je n'ai pas beaucoup d'espoir pour l'examen.	1	1	3	1	1	5
24	Je me demande si le test (examen) sera très difficile.	5	4	5	5	4	5
25	Ma confiance me motive à bien me préparer davantage.	1	2	1	3	4	5

N°	PENDANT LE TEST / EXAMEN	FR	H.G	MAT	PHIL	SVT	PC
26	J'aime bien passer l'examen.	2	5	2	5	5	1
27	Je me demande si je réussirai l'examen.	1	2	5	1	1	1
28	Dans l'espoir de réussir, je suis motivé à investir beaucoup d'efforts.	5	4	3	4	3	5
29	Au début du test (examen), mon cœur se met à battre.	1	1	4	2	2	5
30	Je pense que peu importe mes efforts, je ne réussirai pas le test.	2	1	3	1	1	5
31	Je me mets en colère.	4	4	2	2	1	5
32	Je pense que je peux être fier de mes connaissances.	2	5	4	2	2	5
33	Je suis très nerveux.	3	1	3	2	2	5
34	J'ai envie d'abandonner.	5	1	3	1	3	5
35	Mes mains tremblent.	2	1	5	2	3	5
36	J'ai honte de ma mauvaise préparation.	3	1	5	1	2	5
37	Je suis tellement nerveux que je ne peux pas attendre la fin de l'examen.	2	1	5	1	3	5
38	Je suis très confiant.	4	5	1	5	5	1

Suite du Questionnaire AEQ rempli par l'Apprenant 1

39	Je pense que les questions sont injustes.	1	1	1	1	1	1
40	Je commence à réaliser que les questions sont beaucoup trop difficiles pour moi.	1	1	3	2	5	5
41	La fierté de mes connaissances alimente mes efforts pour faire le test (examen).	1	1	2	1	1	1
42	Je me sens paniqué en écrivant pendant l'examen.	5	5	5	5	5	5
43	J'ai tellement envie d'abandonner que je n'ai plus d'énergie.	1	1	3	1	4	3
44	Je me sens humilié.	2	1	3	2	5	5
45	Je suis heureux de pouvoir faire face au test.	2	2	4	1	3	5
46	Je suis tellement anxieux (inquiet) que je préfère être ailleurs.	1	1	4	2	5	5
47	J'ai renoncé à croire que je pouvais répondre correctement aux questions de l'examen.	3	2	1	1	1	1
48	Je suis tellement gêné que je veux courir et me cacher.	4	2	5	2	5	5
49	Pour moi, le test (examen) est un défi agréable.	1	5	2	5	1	1
50	Je me sens désespéré.	2	1	4	2	5	4
51	Parce que j'ai honte de mes battements de cœurs	1	2	5	2	5	5
52	Je suis gêné parce que je ne peux pas répondre correctement aux questions.	5	1	5	2	5	5

N°	APRÈS LE TEST / L'EXAMEN	FR	HG	MA	PH	SH	PC
53	Je me fâche contre les normes de notation du professeur.	5	5	5	5	5	5
54	Quand je reçois les résultats du test, mon cœur bat de fierté.	1	1	1	1	1	1
55	La tension dans mon estomac s'est dissipée.	2	2	2	2	2	2
56	Je me sens honteux.	5	5	5	5	5	5
57	Je suis fier de ma maîtrise de l'examen.	1	1	1	1	1	1
58	Mon cœur bat plus vite de joie.	1	1	1	1	1	1
59	Je suis assez ennuyé.	3	4	2	4	4	3
60	Penser à mon succès me rend fier.	2	3	1	1	2	2
61	Je peux enfin respirer à nouveau.	1	1	4	2	3	4
62	Mes notes me gênent	5	5	4	5	5	5
63	Je me sens très soulagée.	1	1	1	1	1	1
64	J'aimerais pouvoir parler au professeur.	5	4	3	2	1	2
65	Après l'examen, je suis si fier.	1	2	1	5	1	1
66	Je ressens du soulagement.	1	1	2	1	1	1
67	Quand j'obtiens une mauvaise note, je préférerais ne plus affronter mon professeur.	5	5	5	5	5	5
68	Ma colère fait couler le sang dans ma tête.	2	5	5	4	5	5
69	Je suis très satisfait de moi.	1	1	1	3	1	1
70	Je peux enfin rire à nouveau.	1	1	1	3	1	1
71	Je souhaité pouvoir exprimer librement ma colère.	5	4	5	5	5	5
72	Je sors de l'examen avec le regard d'un gagnant sur le visage.	1	1	2	4	1	1
73	Je me sens libéré.	1	2	1	2	1	2
74	Quand d'autres découvrent mes mauvaises notes, je commence à rougir.	5	5	5	5	5	5
75	Je rayonne partout.	2	1	2	1	3	4
76	Je suis tellement en colère que je commence à avoir chaud et à rougir.	5	2	4	1	5	4
77	Je suis fier de moi.	1	1	1	4	1	1

## Questionnaire AEQ rempli par l'Apprenant 2

### Achievement Emotions Questionnaire (AEQ)

Les tests et les examens peuvent induire des sentiments différents. Ce questionnaire fait référence aux émotions que vous pouvez ressentir lors des tests ou des examens. Avant de répondre aux questions ci-dessous, veuillez-vous souvenir de certaines situations typiques de tests ou d'examens que vous avez expérimenté avant, pendant et après avoir passé un test / examen. Vos réponses doivent être données sur une échelle de Likert à cinq (5) points : de «fortement en désaccord» (1) à «fortement en accord» (5). Veuillez utiliser un crayon (pas un stylo) et assurez-vous de remplir complètement la colonne pour chaque test. Votre participation à cette étude est essentielle à sa réussite globale et le temps que vous consacrez à remplir ce questionnaire est très apprécié.

Merci pour votre soutien !

N°	AVANT DE FAIRE LE TEST / EXAMEN	F	HG	MA	PH	PC	SVT
1	J'attends avec impatience l'examen.	5	5	4	4	5	5
2	Je me demande si j'ai suffisamment étudié.	4	2	5	3	5	3
3	Je commence à étudier pour l'examen avec beaucoup d'espoir et d'anticipation.	4	4	2	3	2	1
4	Je me fâche continuellement à cause des contraintes de temps qui ne me laissent pas assez de temps pour me préparer.	5	5	5	5	5	5
5	Je suis tellement fier de ma préparation que je veux commencer l'examen maintenant.	3	4	2	3	2	4
6	Mon désespoir me prive de toute mon énergie pour étudier.	3	3	4	3	4	4
7	Je ne peux même pas penser à quel point ce serait grave d'échouer à l'examen.	4	3	5	4	5	4
8	Parce que j'aime préparer le test (examen), je suis motivé à faire plus que nécessaire.	3	4	3	2	3	3
9	J'ai perdu tout espoir de pouvoir réussir à l'examen.	3	4	5	4	5	4
10	J'ai mal au ventre.	1	1	1	1	1	1
11	Je suis optimiste que tout ira bien.	3	4	5	4	5	4
12	Je me fâche à cause de la quantité de cours (notions) que je dois savoir.	2	3	4	2	3	4
13	Je me sens tellement absorbé par l'examen que je ne peux plus rien faire.	4	3	4	4	4	4
14	Avant de passer l'examen, je ressens un sentiment d'empressement (pressé).	4	3	5	4	5	4
15	Avant l'examen, je me sens nerveux et mal à l'aise.	4	5	4	3	4	3
16	J'ai grand espoir que mes capacités seront suffisantes.	3	2	3	2	3	2
17	J'aurai préféré ne pas passer le test (examen) car j'ai perdu tout espoir.	2	4	4	3	4	3
18	J'ai hâte de démontrer mes connaissances.	3	4	2	3	2	3
19	Je suis tellement nerveux que j'aimerais pouvoir sauter l'examen.	4	3	5	4	5	4
20	Je suis convaincu que ma préparation est suffisante.	1	4	1	3	2	3
21	Je pense à mon examen avec optimisme.	2	3	2	3	2	3
22	Parce que j'ai hâte de réussir, j'étudie beaucoup.	2	2	2	2	2	2
23	Je suis découragé parce que je sens que je n'ai pas beaucoup d'espoir pour l'examen.	3	3	4	3	4	4
24	Je me demande si le test (examen) sera très difficile.	3	3	4	2	4	3
25	Ma confiance me motive à bien me préparer davantage.	2	3	2	3	2	3
N°	PENDANT LE TEST / EXAMEN	F	HG	MA	PH	PC	SVT
26	J'aime bien passer l'examen.	2	3	2	3	2	3
27	Je me demande si je réussirai l'examen.	3	2	4	3	4	3
28	Dans l'espoir de réussir, je suis motivé à investir beaucoup d'efforts.	3	4	2	4	2	4
29	Au début du test (examen), mon cœur se met à battre.	5	2	4	3	4	2
30	Je pense que peu importe mes efforts, je ne réussirai pas le test.	4	2	5	3	5	4
31	Je me mets en colère.	4	3	4	2	4	2
32	Je pense que je peux être fier de mes connaissances.	3	4	2	2	3	3
33	Je suis très nerveux.	5	3	2	3	2	3
34	J'ai envie d'abandonner.	4	2	4	3	4	3
35	Mes mains tremblent.	5	3	4	3	3	2
36	J'ai honte de ma mauvaise préparation.	5	2	4	3	4	3
37	Je suis tellement nerveux que je ne peux pas attendre la fin de l'examen.	4	3	2	3	2	3
		3	4	2	4	2	3

Suite du Questionnaire AEQ rempli par l'Apprenant 2

39	Je pense que les questions sont injustes.	3	2	3	4	2	5
40	Je commence à réaliser que les questions sont beaucoup trop difficiles pour moi.	4	3	4	3	4	3
41	La fierté de mes connaissances alimente mes efforts pour faire le test (examen).	3	4	2	3	2	4
42	Je me sens paniqué en écrivant pendant l'examen.	4	2	4	3	4	2
43	J'ai tellement envie d'abandonner que je n'ai plus d'énergie.	4	3	2	4	3	2
44	Je me sens humilié.	3	2	4	2	4	2
45	Je suis heureux de pouvoir faire face au test.	3	4	5	4	3	5
46	Je suis tellement anxieux (inquiet) que je préfère être ailleurs.	3	2	4	3	4	2
47	J'ai renoncé à croire que je pouvais répondre correctement aux questions de l'examen.	4	3	4	2	4	3
48	Je suis tellement gêné que je veux courir et me cacher.	3	2	3	2	4	1
49	Pour moi, le test (examen) est un défi agréable.	3	4	5	4	5	4
50	Je me sens désespéré.	5	4	5	4	5	4
51	Parce que j'ai honte de mes battements de cœur	3	2	4	2	4	3
52	Je suis gêné parce que je ne peux pas répondre correctement aux questions.	4	2	5	4	4	3
<b>APRÈS LE TEST / L'EXAMEN</b>							
N°		Fr	HG	MA	PH	PC	SVT
53	Je me fâche contre les normes de notation du professeur.	3	2	4	5	4	5
54	Quand je reçois les résultats du test, mon cœur bat de fierté.	1	1	1	1	1	1
55	La tension dans mon estomac s'est dissipée.	2	3	4	3	4	3
56	Je me sens honteux.	5	5	5	5	5	5
57	Je suis fier de ma maîtrise de l'examen.	1	1	1	1	1	1
58	Mon cœur bat plus vite de joie.	1	2	1	2	1	1
59	Je suis assez ennuyé.	3	4	5	4	5	4
60	Penser à mon succès me rend fier.	1	1	1	1	1	1
61	Je peux enfin respirer à nouveau.	1	1	1	1	1	1
62	Mes notes me gênent	5	4	5	4	5	4
63	Je me sens très soulagée.	1	1	1	1	1	1
64	J'aimerais pouvoir parler au professeur.	1	1	1	1	1	1
65	Après l'examen, je suis si fier.	1	1	1	1	1	1
66	Je ressens du soulagement.	1	1	1	1	1	1
67	Quand j'obtiens une mauvaise note, je préférerais ne plus affronter mon professeur.	4	3	5	4	5	4
68	Ma colère fait couler le sang dans ma tête.	2	3	4	4	5	4
69	Je suis très satisfait de moi.	1	1	1	1	1	1
70	Je peux enfin rire à nouveau.	1	1	1	1	1	1
71	Je souhaite pouvoir exprimer librement ma colère.	3	2	5	3	5	4
72	Je sors de l'examen avec le regard d'un gagnant sur le visage.	1	1	1	1	1	1
73	Je me sens libéré.	4	4	3	4	3	4
74	Quand d'autres découvrent mes mauvaises notes, je commence à rougir.	4	4	5	3	5	4
75	Je rayonne partout.	1	1	1	1	1	1
76	Je suis tellement en colère que je commence à avoir chaud et à rougir.	4	4	4	4	4	4
77	Je suis fière de moi.	1	1	1	1	1	1



## Questionnaire AEQ rempli par l'Apprenant 3

### Achievement Emotions Questionnaire (AEQ)

Les tests et les examens peuvent induire des sentiments différents. Ce questionnaire fait référence aux émotions que vous pouvez ressentir lors des tests ou des examens. Avant de répondre aux questions ci-dessous, veuillez-vous souvenir de certaines situations typiques de tests ou d'examens que vous avez expérimenté avant, pendant et après avoir passé un test / examen. Vos réponses doivent être données sur une échelle de Likert à cinq (5) points : de «fortement en désaccord» (1) à «fortement en accord» (5). Veuillez utiliser un crayon (pas un stylo) et assurez-vous de remplir complètement la colonne pour chaque test. Votre participation à cette étude est essentielle à sa réussite globale et le temps que vous consacrez à remplir ce questionnaire est très apprécié.

Merci pour votre soutien !

N°	AVANT DE FAIRE LE TEST / EXAMEN						
1	J'attends avec impatience l'examen	5	3	5	3	3	4
2	Je me demande si j'ai suffisamment étudié.	5	5	5	5	5	5
3	Je commence à étudier pour l'examen avec beaucoup d'espoir et d'anticipation.	5	4	5	3	3	4
4	Je me fâche continuellement à cause des contraintes de temps qui ne me laissent pas assez de temps pour me préparer.	1	1	2	3	4	2
5	Je suis tellement fier de ma préparation que je veux commencer l'examen maintenant.	3	3	4	2	2	4
6	Mon désespoir me prive de toute mon énergie pour étudier.	1	1	1	1	1	1
7	Je ne peux même pas penser à quel point ce serait grave d'échouer à l'examen.	5	5	5	5	5	5
8	Parce que j'aime préparer le test (examen), je suis motivé à faire plus que nécessaire.	4	3	5	3	4	5
9	J'ai perdu tout espoir de pouvoir réussir à l'examen.	1	1	1	1	1	1
10	J'ai mal au ventre.	1	1	1	1	1	1
11	Je suis optimiste que tout ira bien.	4	4	5	3	3	5
12	Je me fâche à cause de la quantité de cours (notions) que je dois savoir.	2	3	1	2	3	1
13	Je me sens tellement absorbé par l'examen que je ne peux plus rien faire.	5	5	5	5	5	5
14	Avant de passer l'examen, je ressens un sentiment d'empressement (pressé).	2	2	3	2	3	4
15	Avant l'examen, je me sens nerveux et mal à l'aise.	1	1	2	2	3	1
16	J'ai grand espoir que mes capacités seront suffisantes.	5	5	5	5	5	5
17	J'aurais préféré ne pas passer le test (examen) car j'ai perdu tout espoir.	1	1	1	1	1	1
18	J'ai hâte de démontrer mes connaissances.	3	3	4	3	3	4
19	Je suis tellement nerveux que j'aimerais pouvoir sauter l'examen.	1	1	1	1	1	1
20	Je suis convaincu que ma préparation est suffisante.	3	3	4	3	3	4
21	Je pense à mon examen avec optimisme.	5	5	5	5	5	5
22	Parce que j'ai hâte de réussir, j'étudie beaucoup.	2	3	4	2	3	4
23	Je suis découragé parce que je sens que je n'ai pas beaucoup d'espoir pour l'examen.	1	2	1	1	1	1
24	Je me demande si le test (examen) sera très difficile.	4	4	5	3	5	5
25	Ma confiance me motive à bien me préparer davantage.	4	3	5	3	4	5

N°	PENDANT LE TEST / EXAMEN						
26	J'aime bien passer l'examen.	4	4	5	3	5	5
27	Je me demande si je réussirai l'examen.	3	3	3	4	3	5
28	Dans l'espoir de réussir, je suis motivé à investir beaucoup d'efforts.	5	5	5	5	5	5
29	Au début du test (examen), mon cœur se met à battre.	5	5	3	3	4	2
30	Je pense que peu importe mes efforts, je ne réussirai pas le test.	1	1	1	1	1	1
31	Je me mets en colère.	3	2	3	2	2	3
32	Je pense que je peux être fier de mes connaissances.	2	3	4	2	3	4
33	Je suis très nerveux.	2	2	3	2	3	4
34	J'ai envie d'abandonner.	1	1	1	1	1	1
35	Mes mains tremblent.	1	1	1	1	1	3
36	J'ai honte de ma mauvaise préparation.	1	1	1	2	2	1
37	Je suis tellement nerveux que je ne peux pas attendre la fin de l'examen.	1	1	1	1	1	1
38	Je suis très confiant.	3	3	4	3	3	3

Suite du Questionnaire AEQ rempli par l'Apprenant 3

39	Je pense que les questions sont injustes.	1	2	3	1	2	2
40	Je commence à réaliser que les questions sont beaucoup trop difficiles pour moi.	1	1	2	2	2	1
41	La fierté de mes connaissances alimente mes efforts pour faire le test (examen).	3	3	4	3	3	4
42	Je me sens paniqué en écrivant pendant l'examen.	3	2	1	2	2	1
43	J'ai tellement envie d'abandonner que je n'ai plus d'énergie.	1	1	1	1	1	1
44	Je me sens humilié.	1	1	1	1	1	1
45	Je suis heureux de pouvoir faire face au test.	3	3	4	3	4	4
46	Je suis tellement anxieux (inquiet) que je préfère être ailleurs.	2	2	1	2	1	1
47	J'ai renoncé à croire que je pouvais répondre correctement aux questions de l'examen.	1	1	1	1	1	1
48	Je suis tellement gêné que je veux courir et me cacher.	1	1	1	1	1	1
49	Pour moi, le test (examen) est un défi agréable.	3	3	4	3	3	2
50	Je me sens désespéré.	2	1	1	1	1	3
51	Parce que j'ai honte de mes battements de cœurs	1	1	1	1	2	3
52	Je suis gêné parce que je ne peux pas répondre correctement aux questions.	3	3	4	3	3	4

N°	APRÈS LE TEST / L'EXAMEN						
53	Je me fâche contre les normes de notation du professeur.	1	1	1	1	1	1
54	Quand je reçois les résultats du test, mon cœur bat de fierté.	2	3	3	3	3	3
55	La tension dans mon estomac s'est dissipée.	2	2	2	2	2	3
56	Je me sens honteux.	2	1	1	1	1	2
57	Je suis fier de ma maîtrise de l'examen.	3	2	2	3	2	3
58	Mon cœur bat plus vite de joie.	3	3	3	3	3	3
59	Je suis assez ennuyé.	2	2	2	2	1	1
60	Penser à mon succès me rend fier.	5	5	5	5	5	5
61	Je peux enfin respirer à nouveau.	2	2	2	2	2	2
62	Mes notes me gênent	2	3	1	3	2	2
63	Je me sens très soulagée.	2	2	2	1	2	1
64	J'aimerais pouvoir parler au professeur.	2	2	1	1	3	2
65	Après l'examen, je suis si fier.	4	4	3	2	3	1
66	Je ressens du soulagement.	2	3	1	1	1	1
67	Quand j'obtiens une mauvaise note, je préférerais ne plus affronter mon professeur.	2	1	2	2	3	2
68	Ma colère fait couler le sang dans ma tête.	1	1	1	1	1	1
69	Je suis très satisfait de moi.	2	3	2	2	1	1
70	Je peux enfin rire à nouveau.	1	2	1	1	2	1
71	Je souhaite pouvoir exprimer librement ma colère.	4	4	4	3	4	3
72	Je sors de l'examen avec le regard d'un gagnant sur le visage.	1	3	1	1	2	1
73	Je me sens libéré.	1	1	1	1	2	1
74	Quand d'autres découvrent mes mauvaises notes, je commence à rougir.	2	1	1	2	3	2
75	Je rayonne partout.	1	2	1	1	1	1
76	Je suis tellement en colère que je commence à avoir chaud et à rougir.	2	1	1	2	3	1
77	Je suis fière de moi.	1	2	1	1	2	1