

République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

Université Ferhat Abbas Sétif 1



Classification hybride (Hard et Soft) d'items éducatifs similaires avec ajustement bayésien des réponses en utilisant l'IRT

Présenté par :
Abdou Abarchi Aboubacar

Sous la Direction de :
M^{eme} **Harbouche Khadidja**

16 septembre 2021

Table des matières

1. INTRODUCTION

- Contexte
- Problématique
- Objectif

2. APERÇU SUR L'ÉTAT DE L'ART

- Educational data minig
- Modèle de l'apprenant
- Analyse des items
- Inférence bayésienne

3. CONTRIBUTIONS

Approche proposée

Application de l'inférence
bayésienne avec des modèles IRT
Résultats des modèles IRT
Regroupement des items à l'aide de
la matrice de similarité
Résultats des méthodes de
clustering

4. CONCLUSION GÉNÉRALE

Conclusion
Perspective

1. INTRODUCTION

Contexte
Problématique
Objectif

2. APERÇU SUR L'ÉTAT DE L'ART

Educational data minig
Modèle de l'apprenant
Analyse des items
Inférence bayésienne

3. CONTRIBUTIONS

Approche proposée

Application de l'inférence
bayésienne avec des modèles IRT
Résultats des modèles IRT
Regroupement des items à l'aide de
la matrice de similarité
Résultats des méthodes de
clustering

4. CONCLUSION GÉNÉRALE

Conclusion
Perspective

Contexte

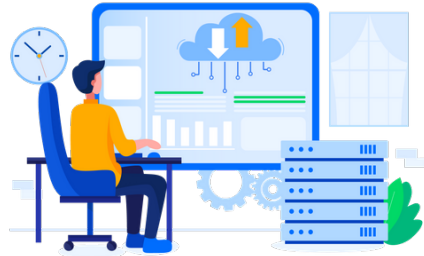


Introduction

Contexte

Contexte(suite)

Les systèmes informatisés conservent des données détaillées des interactions utilisateur-système, plus précisément des interactions système-apprenant dans les systèmes éducatifs.



Introduction

Contexte

Contexte(suite)

Ces données détaillées qui sont dans une grande base de données offrent des opportunités pour étudier ces données récolter.



Introduction

Problématique

Problèmes

Cependant les données ne sont jamais aussi complètes et sans équivoque qu'elles garantissent la certitude.

Aussi, dans les systèmes éducatifs, beaucoup d'aptitudes ont une forte relation causale dans laquelle une aptitude doit être présentée avant une autre.

Introduction

Problématique

Problèmes ► 1

Cependant les données ne sont jamais aussi complètes et sans équivoque qu'elles garantissent la certitude.

Is the sky blue?

Choose only ONE best answer.

- | | | |
|---|-------------------|---|
| A | Yes | ✓ |
| B | No | ✗ |
| C | The sky is green. | |

Introduction

Problématique

Problèmes ► 2

Aussi, dans les systèmes éducatifs, beaucoup d'aptitudes ont une forte relation causale dans laquelle une aptitude doit être présentée avant une autre.

1. Question

What is $10 / 2$?

<input type="radio"/>	8
<input checked="" type="radio"/>	5



2. Question

What is $2 + 2$?

<input checked="" type="radio"/>	4
<input type="radio"/>	5

Introduction

Problématique

Problèmes ► 2

Aussi, dans les systèmes éducatifs, beaucoup d'aptitudes ont une forte relation causale dans laquelle une aptitude doit être présentée avant une autre.

1. Question

What is $2 + 2$?

<input checked="" type="radio"/>	4
<input type="radio"/>	5



2. Question

What is $10 / 2$?

<input type="radio"/>	8
<input checked="" type="radio"/>	5

Objectif

L'objectif principal

Analyse et évaluation du jeu de données en faisant un ajustement bayésien des réponses aux items avant de décider si oui ou non le jeu de données vaille le coup d'être utilisé.

Après la validation du jeu de données, les items sont regroupés en composante de connaissance en utilisant une approche basée sur la similarité qui utilise une matrice de similarité calculée selon quatre catégories : réponse correcte et incorrecte avec aide et sans aide.

Introduction

Objectif

L'objectif principal

Après la validation du jeu de données, les items sont regroupés en composante de connaissance en utilisant une approche basée sur la similarité qui utilise une matrice de similarité calculée selon quatre catégories : réponse correcte et incorrecte avec aide et sans aide.

1. Question

What is 2+2?

☒ 4

☐ 5

Correct

If you've got this right, good for you! Two and two is four. In fact two times two is four as well.

Incorrect

If you got this wrong you need to work on your addition skills.

[Revising Lesson 2: Quick Addition](#), might help.

1. INTRODUCTION

Contexte
Problématique
Objectif

2. APERÇU SUR L'ÉTAT DE L'ART

Educational data minig
Modèle de l'apprenant
Analyse des items
Inférence bayésienne

3. CONTRIBUTIONS

Approche proposée

Application de l'inférence
bayésienne avec des modèles IRT
Résultats des modèles IRT
Regroupement des items à l'aide de
la matrice de similarité
Résultats des méthodes de
clustering

4. CONCLUSION GÉNÉRALE

Conclusion
Perspective

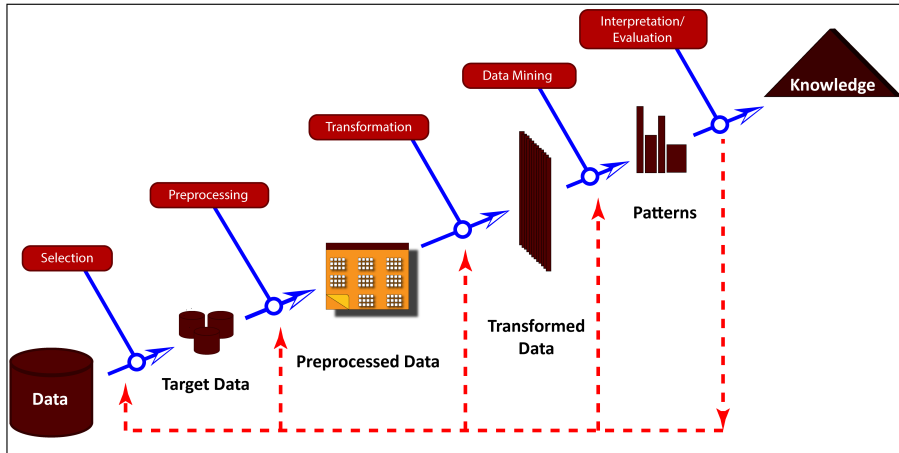
Aperçu sur l'état de l'art

Educational data minig

L'exploration de données est un processus visant à découvrir des modèles de données dans de grandes bases de données. Appliquer dans l'éducation, les données proviennent du milieu éducatif et le but principal est de comprendre le comportement des apprenants et l'environnement de leur apprentissage.

Aperçu sur l'état de l'art

Educational data minig



Aperçu sur l'état de l'art

Modèle de l'apprenant

Définition

Le modèle de l'apprenant est une structure de données qui reflète l'état des connaissances supposées de l'apprenant sur un domaine cible.

Aperçu sur l'état de l'art

Modèle de l'apprenant

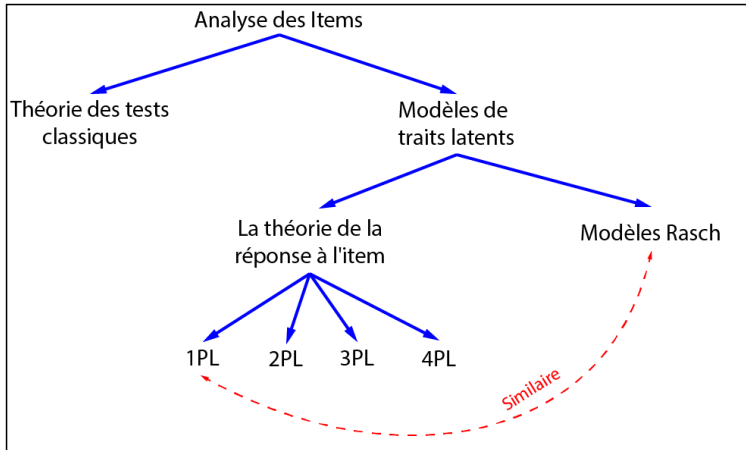
Définition

Le modèle de l'apprenant est une structure de données qui reflète l'état des connaissances supposées de l'apprenant sur un domaine cible.

Quelque catégorie du modèle de l'apprenant :

- ▶ Modèle cognitif,
- ▶ Modèle d'inférence,
- ▶ Modèle émotionnel.

Analyse des items



Analyse des items

Le modèle probabiliste de Rasch

La fonction logistique du modèle de Rasch

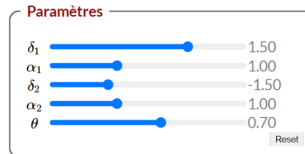
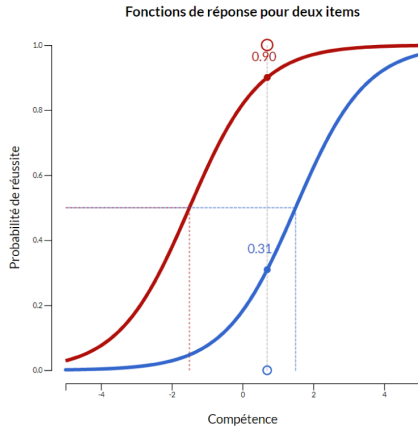
$$P(x_j|\theta, \beta_j) = \frac{\exp[\theta - \beta_j]}{1 + \exp[\theta - \beta_j]} \quad (1)$$

Où,

- ♦ θ la capacité, la compétence de l'apprenant
- ♦ β difficulté de l'item

Analyse des items

Le modèle probabiliste de Rasch



Analyse des items

La Théorie de la réponse à l'item

Modèle logistique à un paramètre

$$P_i(\theta_j | X = 1) = \frac{\exp [1.7\alpha_i(\theta_j - \beta_i)]}{1 + \exp [1.7\alpha_i(\theta_j - \beta_i)]} \quad (2)$$

Où,

- ◆ θ la capacité, la compétence de l'apprenant
- ◆ β paramètre de difficulté de l'item
- ◆ α paramètre de discrimination de l'item (fixe)
- ◆ 1.7 facteur d'échelle

Analyse des items

La Théorie de la réponse à l'item

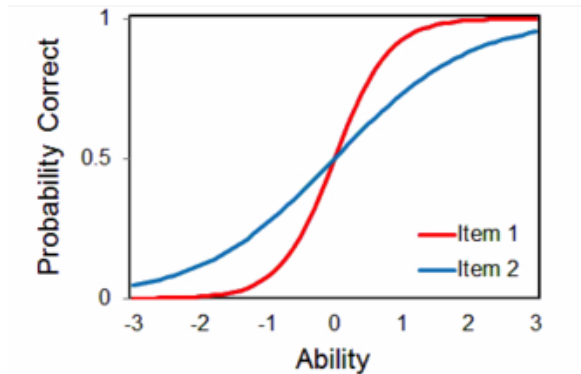
Modèle logistique à deux paramètres

$$P_i(\theta_j | X = 1) = \frac{\exp[\alpha_i(\theta_j - \beta_i)]}{1 + \exp[\alpha_i(\theta_j - \beta_i)]} \quad (3)$$

Où,

- ◆ θ la capacité, la compétence de l'apprenant
- ◆ β paramètre de difficulté de l'item
- ◆ α paramètre de discrimination de l'item (non fixe, peut changer par item)

Analyse des items



Analyse des items

La Théorie de la réponse à l'item

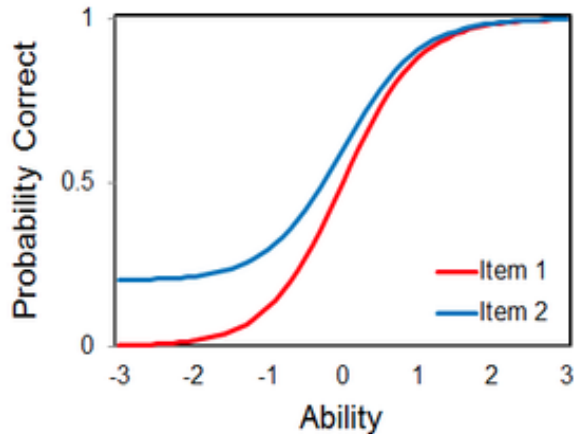
Modèle logistique à trois paramètres

$$P_i(\theta_j) = c_i + \frac{1 - c_i}{1 + \exp[-\alpha_i(\theta_j - \beta_i)]} \quad (4)$$

Où,

- ◆ θ la capacité, la compétence de l'apprenant
- ◆ β paramètre de difficulté de l'item
- ◆ α paramètre de discrimination de l'item (non fixe, peut changer par item)
- ◆ c paramètre de devinette.

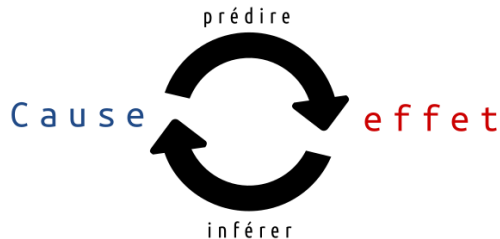
Analyse des items



Inférence bayésienne

Définition

L'inférence bayésienne est une méthode d'apprentissage des valeurs des paramètres dans les modèles statistiques à partir de données.



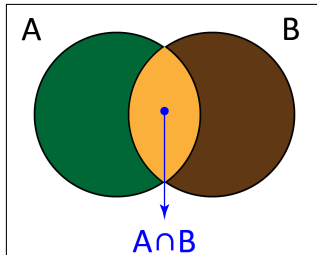
Inférence bayésienne

Probabilité conditionnelle

La probabilité conditionnelle est la probabilité d'un événement sachant qu'un autre événement a eu lieu.

Soit A et B deux événements avec $P(A) \neq 0$.

$$P(B|A) = \frac{P(A \cap B)}{P(A)} \quad (5)$$



Inférence bayésienne

Théorème de bayes

Le théorème de Bayes , du nom du mathématicien britannique du XVIIIe siècle Thomas Bayes est défini par l'équation suivante :

$$Pr(B|A) = \frac{P(A \cap B)}{P(A)} = \frac{Pr(A|B) * Pr(B)}{Pr(A)} \quad (6)$$

$$Pr(hypothesis|data) = \frac{Pr(data|hypothesis) * Pr(hypothesis)}{Pr(data)} \quad (7)$$

Inférence bayésienne

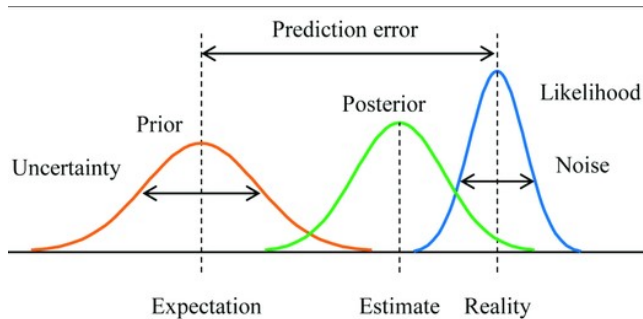
L'inférence bayésienne

L'inférence bayésienne utilise la règle de Bayes lorsqu'on interprète les variables de la règle de Bayes en tant que paramètres θ d'un modèle et de données observées *data* :

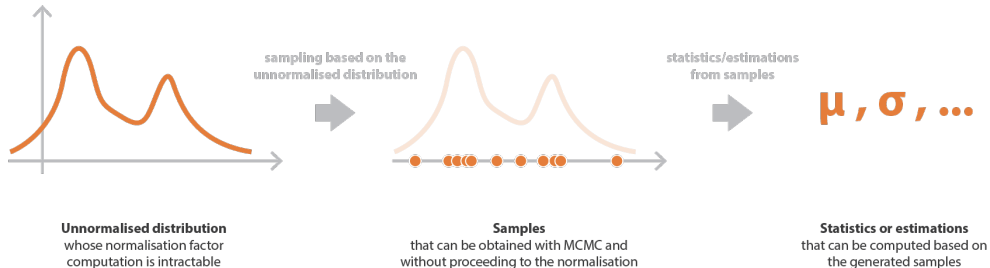
$$Pr(\theta|data) = \frac{Pr(data|\theta) * Pr(\theta)}{Pr(data) = \int L(data|\theta)Pr(\theta)d\theta} \quad (8)$$

Inférence bayésienne

$Pr(\theta|data)$: Posterior
 $Pr(data|\theta)$: Likelihood
 $Pr(\theta)$: Prior
 $Pr(data)$: Evidence



Inférence bayésienne



1. INTRODUCTION

Contexte
Problématique
Objectif

2. APERÇU SUR L'ÉTAT DE L'ART

Educational data minig
Modèle de l'apprenant
Analyse des items
Inférence bayésienne

3. CONTRIBUTIONS

Approche proposée

Application de l'inférence
bayésienne avec des modèles IRT
Résultats des modèles IRT
Regroupement des items à l'aide de
la matrice de similarité
Résultats des méthodes de
clustering

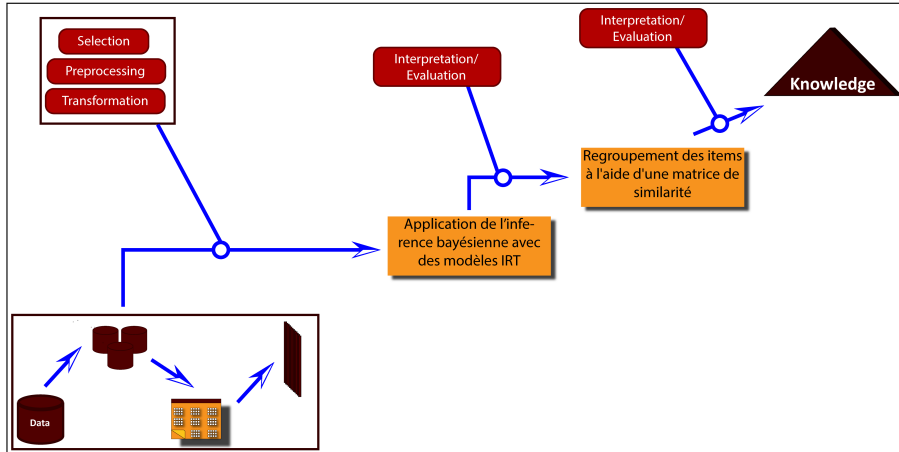
4. CONCLUSION GÉNÉRALE

Conclusion
Perspective

3. CONTRIBUTIONS

Approche proposée

Approche proposée



Application de l'inférence bayésienne avec des modèles IRT

Approche proposée

Application de l'inférence bayésienne avec des modèles IRT



Stan est plate-forme de modélisation statistique et d'inférence statistique bayésienne.

le bloc de données

```
functions {  
}  
data {  
}  
parameters {  
}  
transformed parameters {  
}  
model {  
}  
generated quantities {  
}
```

Approche proposée

Application de l'inférence bayésienne avec des modèles IRT

■ Spécification et construction des modèles

le bloc de données

```
data {  
  int<lower=1> N;  
  int<lower=1> I;  
  int<lower=1> S;  
  int<lower=1,upper=I> item[N];  
  int<lower=1,upper=S> subject[N]  
];  
  int<lower=0,upper=1> grade[N];  
}
```

Données dans un dictionnaire

```
{'I': 1084,  
'N': 809694,  
'S': 574,  
'grade': array([0,...,1]),  
'item': array([563,...,482]),  
'subject': array([72,...,395])}
```

Approche proposée

Application de l'inférence bayésienne avec des modèles IRT

■ Spécification et construction des modèles

le bloc de paramètres

```
parameters {  
  real ability[S];           // alpha: ability of student  
  real difficulty[I];        // beta: difficulty of question  
  real delta;                // mean student ability  
  // end for Rasch model  
  vector<lower=0>[I] discrimination; // discrimination of question  
  // end for 2PL  
  vector<lower=0,upper=1>[I] guessing; //  
  // end for 3PL  
}
```

Approche proposée

Application de l'inférence bayésienne avec des modèles IRT

■ Spécification et construction des modèles

le bloc modèle (modèle de Rasch)

```
model {  
  ability ~ normal(0,1);    // prior  
  difficulty ~ normal(0,1); // prior  
  delta ~ normal(0.75,1);  // prior  
  for(n in 1:N)  
    grade[n] ~ bernoulli_logit(ability[subject[n]] - difficulty[item[n]]  
                               + delta);  
}
```

Approche proposée

Application de l'inférence bayésienne avec des modèles IRT

■ Spécification et construction des modèles

bloc modèle (modèle 2PL)

```
model {  
  ability ~ normal(0,1);           // prior  
  difficulty ~ normal(0,1);        // prior  
  discrimination ~ lognormal(0,1); // prior  
  delta ~ normal(0.75,1);          // prior  
  grade ~ bernoulli_logit(discrimination[item] .* (ability[subject] - (  
    difficulty[item] + delta)));  
}
```


Approche proposée

Application de l'inférence bayésienne avec des modèles IRT

■ Spécification et construction des modèles

bloc modèle (modèle 3PL)

```
model {  
  ability ~ normal(0,1);  
  difficulty ~ normal(0,1);  
  discrimination ~ lognormal(0,1);  
  guessing ~ beta(5,17);  
  delta ~ normal(0.75,1);  
  grade ~ bernoulli(guessing[item] + ((1-guessing[item])*(inv_logit(  
    discrimination[item] .* (ability[subject] - (difficulty[item] +  
    delta))))));  
}
```

Approche proposée

Application de l'inférence bayésienne avec des modèles IRT

■ Inférence

Compilation

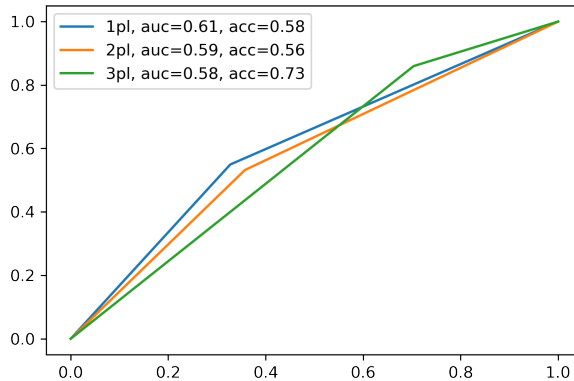
```
posteriori = stan.build(_1pl_model, data=train_data ,  
                        random_seed=2021)
```

Échantillonnage

```
fit = posteriori.sample(num_chains=4, num_samples  
                        =2000,num_warmup=1000,num_thin=1)
```

Résultats des modèles IRT

Résultats des modèles IRT



Regroupement des items à l'aide de la matrice de similarité

Matrice Learners/Items

	Item1				Item2				Item3				...	Itemn			
Learner1	CH11	CS11	IH11	IS11	CH12	CS12	IH12	IS12	CH13	CS13	IH13	IS13	...	CH1n	CS1n	IH1n	IS1n
Learner2	CH21	CS21	IH21	IS21	CH22	CS22	IH22	IS22	CH23	CS23	IH23	IS23	...	CH2n	CS2n	IH2n	IS2n
.													...				
.																	
.																	
.																	
.																	
.																	
Learnerj	CHj1	CSj1	IHj1	ISj1	CHj2	CSj2	IHj2	ISj2	CHj3	CSj3	IHj3	ISj3	...	CHjn	CSjn	IHjn	ISjn
.													...				
.																	
.																	
.																	
.																	

Approche proposée

Regroupement des items à l'aide de la matrice de similarité

Item-to-Item similarity

	Item1	Item2	Item3	Item4	Item5	...	Item <i>i</i>	...
Item1								
Item2								
.								
.								
.								
.								
.								
.								
Item <i>j</i>								
.								
.								
.								
.								

Calcul de similarité

	Item <i>i</i>	Item <i>j</i>
CH		
CS		
IH		
IS		

Matrice Items/Sum_answers

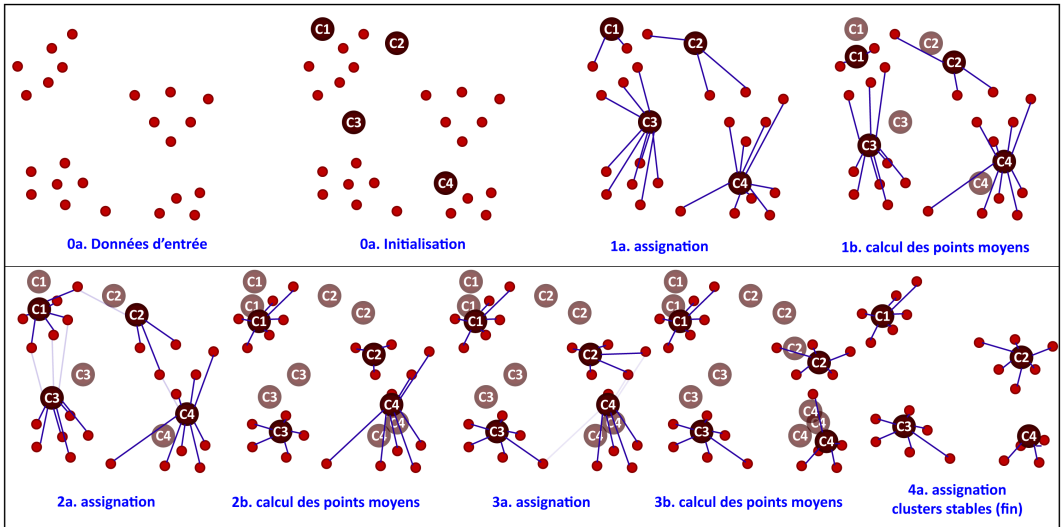
	Item1	Item2	Item3	...	Item <i>i</i>	...
CH						
CS						
IH						
IS						

Approche proposée

Regroupement des items à l'aide de la matrice de similarité

■ Les méthodes de clustering utilisées :

1 : K-means clustering



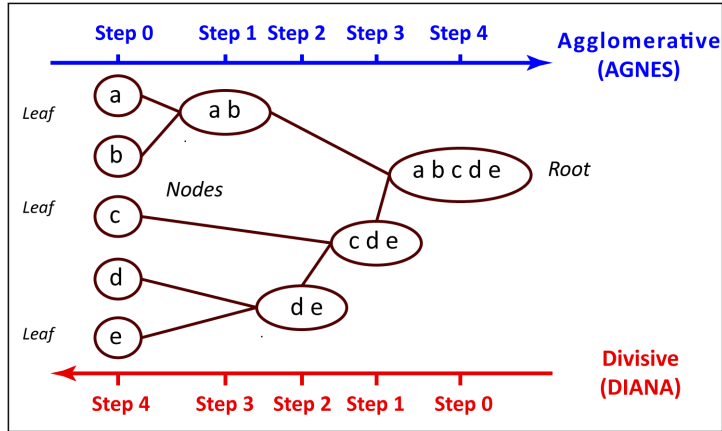
Approche proposée

Regroupement des items à l'aide de la matrice de similarité

■ Les méthodes de clustering utilisées :

2 : Clustering hiérarchique agglomératif

■ Clustering hiérarchique agglomératif

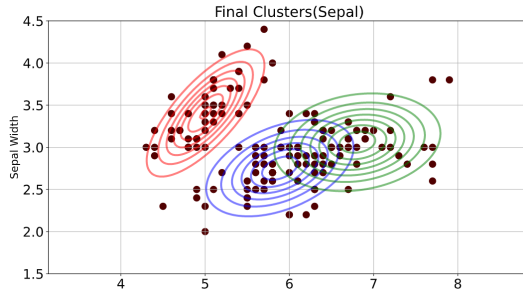
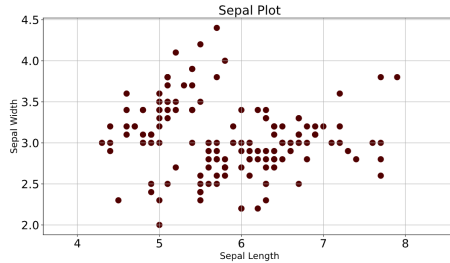


Approche proposée

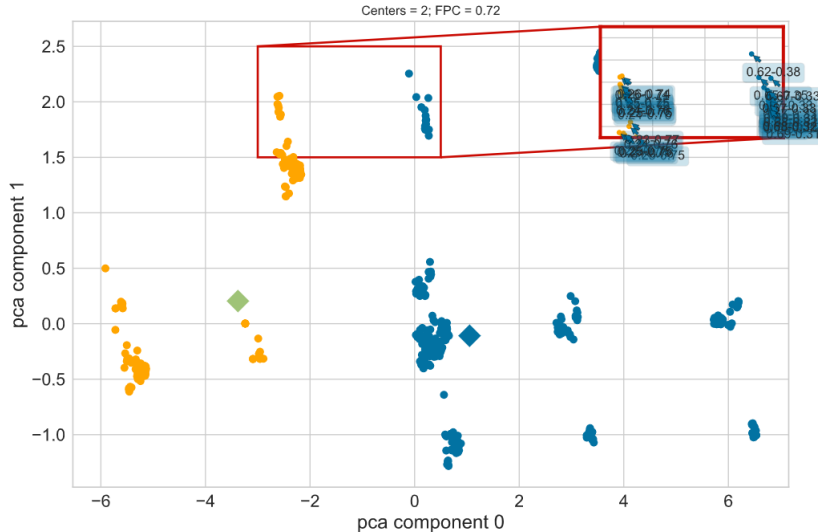
Regroupement des items à l'aide de la matrice de similarité

■ Les méthodes de clustering utilisées :

3 : Fuzzy clustering



Résultats des méthodes de clustering



1. INTRODUCTION

Contexte
Problématique
Objectif

2. APERÇU SUR L'ÉTAT DE L'ART

Educational data minig
Modèle de l'apprenant
Analyse des items
Inférence bayésienne

3. CONTRIBUTIONS

Approche proposée

Application de l'inférence
bayésienne avec des modèles IRT
Résultats des modèles IRT
Regroupement des items à l'aide de
la matrice de similarité
Résultats des méthodes de
clustering

4. CONCLUSION GÉNÉRALE

Conclusion
Perspective

Conclusion

conclusion

En plus d'une méthode de regroupement des items en composante de connaissance, noter approche inclue dans les méthodes traditionnelles une étape d'analyse et d'évaluation des scores des apprenants.

Perspective

- ▶ Extension des modèles IRT aux modèles à plusieurs niveaux,
- ▶ Appliquer d'autre coefficient de similarité et aussi le critère de calcul de similitude entre items.

Merci pour votre attention !