

Un modèle générique avec structuration des compétences et facteurs externes pour le Bayesian Knowledge Tracing

Quentin Couland ¹, Philippe Leray ¹, Amine Boulahmel ^{1,2}

quentin.couland@ls2n.fr, philippe.leray@ls2n.fr, amine.boulahmel@imt-atlantique.fr



¹ Nantes Université, École Centrale Nantes, CNRS, LS2N UMR 6004, F-44000 Nantes, France

² IMT Atlantique, CNRS, Lab-STICC UMR 6285, F-29238 Brest, France

Sommaire

- Bayesian Knowledge Tracing
 - Principes
 - Améliorations de la littérature
 - Notre approche
- Evolutions du modèle
 - Trigger
 - Référentiel de compétences structuré
 - Facteurs externes
- Cas d'usages
 - Impacted
 - xCALE

Contexte

Projet ANR xCALE

- Estimer les compétences d'un apprenant tout au long de son apprentissage, afin de l'aider dans son auto-régulation
- Besoin de suivre l'évolution des compétences de l'apprenant
- ⇒ Utilisation du Bayesian Knowledge Tracing

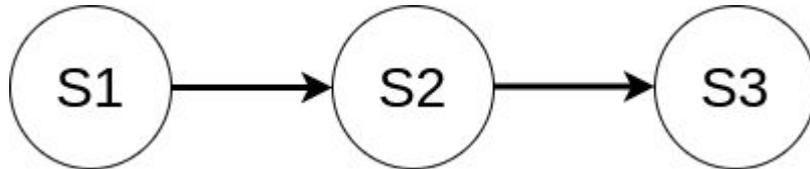
Bayesian Knowledge Tracing

Principes du Knowledge Tracing

Observer et **prédire** l'acquisition des connaissances pour un étudiant, tout au long de son apprentissage.

2 points essentiels :

- Formalisation en compétences de la connaissance du domaine
- Structuration en pré-requis (formalisation des relations entre les compétences)

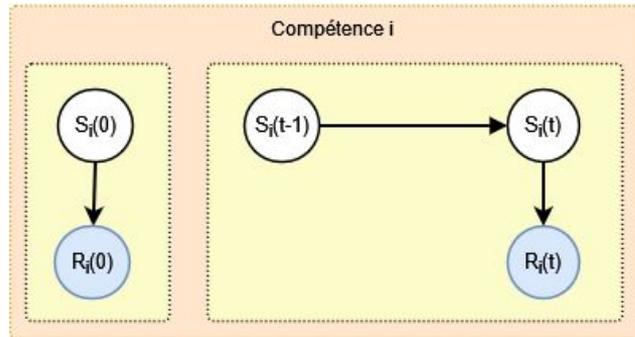


Principes du Bayesian Knowledge Tracing

Modèles graphiques probabilistes dynamiques dérivés des modèles de Markov cachés (Corbett and Anderson 1995)

Suivre au cours du temps le niveau de compétence d'un apprenant en fonction de ses résultats observés

Modèle le plus simple : processus aléatoire avec deux variables booléennes évoluant au cours du temps



Principes du Bayesian Knowledge Tracing

Modélisation de l'évolution du niveau de compétence par une chaîne de Markov

- Distribution initiale $P(S_i(0))$
- Matrice de transition $P(S_i(t) | S_i(t - 1)) = T_i$

3 paramètres permettant de représenter les distributions :

- $p_0 = P(S_i(0) = 1)$: probabilité de maîtriser la compétence à $t = 0$
- $p_L = P(S_i(t) = 1 | S_i(t - 1) = 0)$: probabilité d'apprendre la compétence
- $p_F = P(S_i(t) = 0 | S_i(t - 1) = 1)$: probabilité d'oublier la compétence

Principes du Bayesian Knowledge Tracing

Le résultat de l'exercice est une variable observée, définie par la distribution conditionnelle $P(R_i(t) | S_i(t))$

2 paramètres pour définir la distribution :

- $p_G = P(R_i(t) = 1 | S_i(t) = 0)$: probabilité de donner une bonne réponse sans maîtriser la compétence
- $p_S = P(R_i(t) = 0 | S_i(t) = 1)$: probabilité de donner une mauvaise réponse alors que la compétence est maîtrisée

Possibilité de définir les paramètres par expertise ou par apprentissage par l'algorithme EM (Dempster, Laird and Rubin 1997)

Améliorations

Besoin de prendre en compte différents facteurs dans la vitesse d'acquisition d'une compétence (projet xCALE)

Plusieurs travaux dans la littérature :

- prise en compte de la structuration entre compétences (Käser et al. (2014a)), apprentissage d'une structure de compétences de type pré-requis (Chen, Willemin, and Labat 2015)
- Intégration de facteurs externes, tels que la difficulté de chaque question et l'impact sur le résultat (Pardos and Heffernan 2011)

Améliorations

Notre approche :

- Spécifier la mise en oeuvre ou non d'une compétence pour chaque exercice (i.e. toutes les compétences ne sont pas nécessairement mises en oeuvre à chaque exercice)
- Architecture générique permettant de prendre en compte différents facteurs influant sur la vitesse d'acquisition d'une compétence

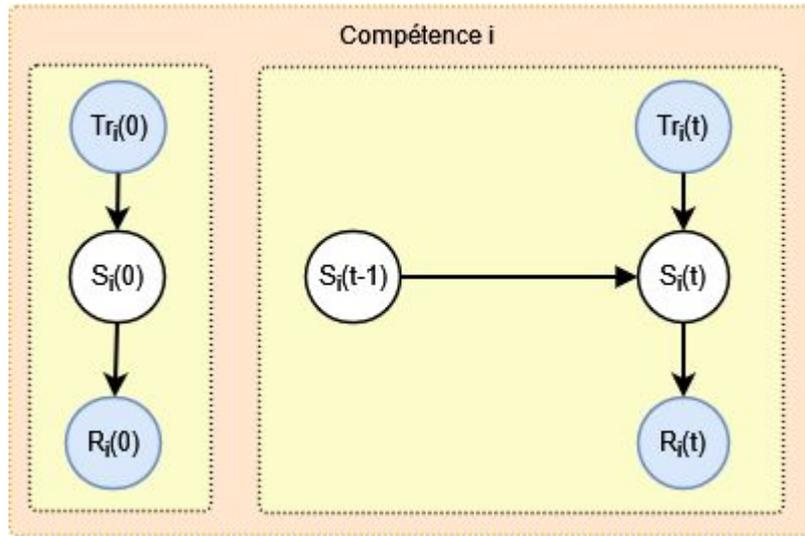
Evolutions du modèle

Mise en oeuvre d'une compétence

- S_i : Compétence i
- Tr_i : Trigger de la compétence S_i
- R_i : Résultat pour la compétence i

Matrice de transition :

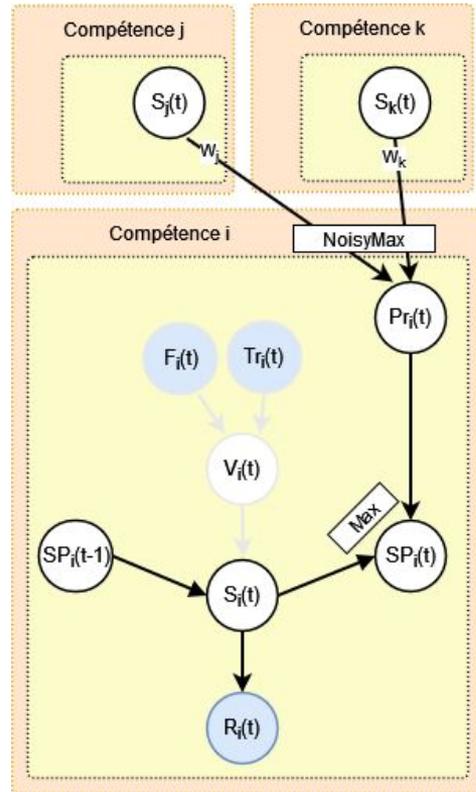
$$P(S_i(t) | S_i(t-1), Tr_i(t) = 1)$$



Si $Tr_i(t) = 0$: $S_i(t) = S_i(t-1)$

Référentiel de compétences structuré

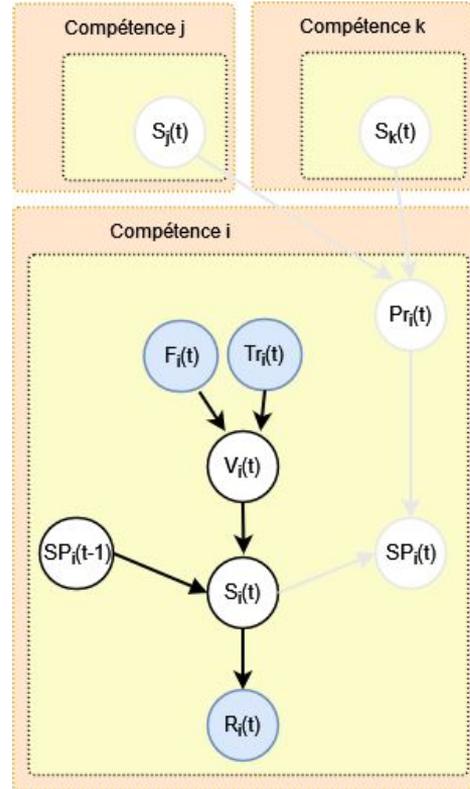
- Pr_i : niveau des pré-requis, représenté par une distribution conditionnelle de type NoisyMax
- Pondération des pré-requis par des poids ω
- SP_i : agrégation de S_i et Pr_i (fonction déterministe Max)



- S_i dépend maintenant de $SP_i(t-1)$
- Version non-définitive du modèle

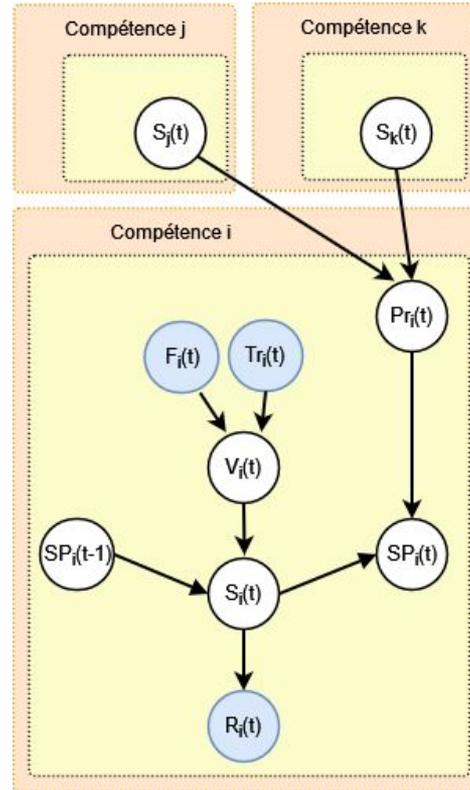
Prise en compte de facteurs externes

- V_i : Vitesse d'apprentissage de la compétence (de 0 = nulle à 3 = rapide)
- Si $Tr_i = 0$, alors la vitesse est nulle
- Si $Tr_i = 1$, alors la vitesse dépend du facteur externe F_i



- Un couple plearn / pforget par vitesse non-nulle

Modèle complet



Cas d'usage

Exemple d'application - Cas d'usage Impacted

Paramètres :

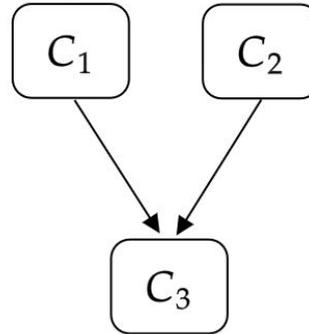
- Pinit

- C1 (Nombres) : 0.05
- C2 (Calcul littéral) : 0.02
- C3 (Démarche scientifique) : 0.01

- Plearn

- Vitesse nulle : 0
- Vitesse faible : 0.05
- Vitesse moyenne : 0.1
- Vitesse rapide : 0.2

- $\omega_1 = 0.05 / \omega_2 = 0.1$



Cas d'usage Impacted

- “ Nombres ” et “ Calcul littéral ” pré-requis de “ Démarche scientifique ”
- 3 poids de pré-requis différents : influence des pré-requis de C3 plus importante plus le poids est élevé



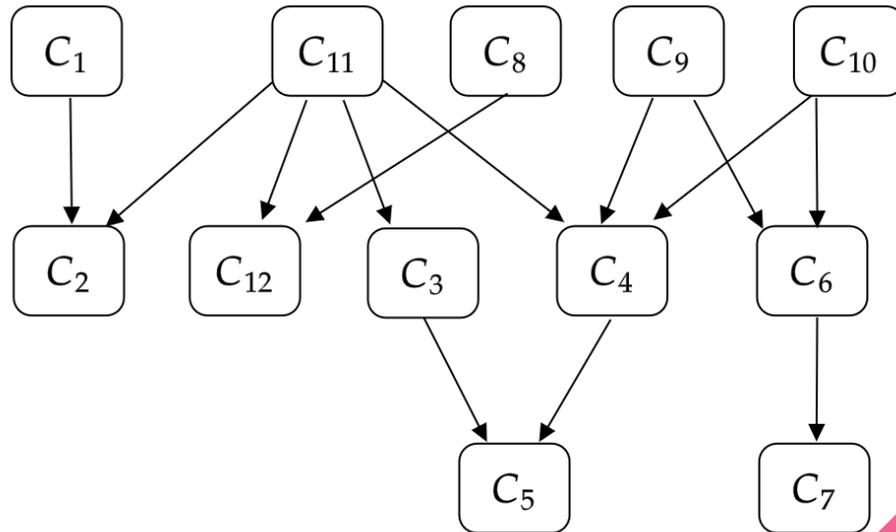
Cas d'usage Impacted

- “ Nombres ” et “ Calcul littéral ” pré-requis de “ Démarche scientifique ”
- Difficultés des exercices variable (faible / moyenne / forte) : augmentation du niveau de maîtrise plus rapide



Cas d'usage xCALE

Dans le cas d'xCALE, le modèle est généralisé à plusieurs niveaux de compétence (échelle de 4 niveaux de maîtrise) sur des données réelles, avec pré-requis



Cas d'usage xCALE



Conclusion

- Nouveau modèle générique de BKT
- Permet de prendre en compte :
 - Mobilisation ou non des compétences
 - Vitesse d'apprentissage variable
 - Facteurs externes influençant la vitesse d'apprentissage
- Notion de pré-requis encore en travaux

Perspectives

- Finalisation de la partie des pré-requis
- Apprentissage des paramètres à partir de données réelles
- Comparaison avec des benchmarks utilisés par d'autres approches
- Pour xCALE :
 - Intégration dans la plateforme FranceIOI
 - Confronter les stratégies d'autorégulation de l'apprenant avec ses niveaux de compétences estimés pour (1) estimer leur cohérence et (2) recommander d'éventuelles autres stratégies