

# MODÈLES DE MARKOV DÉRIVANTS POUR L'APPRENTISSAGE DE L'ESCALADE

Emmanouil-Nektarios Kalligeris <sup>1,2,5</sup> & Vlad Stefan Barbu <sup>2,3</sup> & Guillaume Hacques <sup>1</sup> & Ludovic Seifert<sup>1,4</sup> & Nicolas Vergne <sup>2</sup>

<sup>1</sup> *Centre d'études des Transformations des Activités Physiques et Sportives, Université de Rouen Normandie, Boulevard Siegfried, 76821 Mont-Saint-Aignan, Rouen, France, guillaume.hacques@univ-rouen.fr*

<sup>2</sup> *Laboratoire de Mathématique Raphaël Salem, Université de Rouen Normandie, Avenue de l'Université, BP.12, 76801 Saint-Étienne du Rouvray, Rouen, France, nicolas.vergne@univ-rouen.fr*

<sup>3</sup> *Centre for Demographic Research "Vladimir Trebici", "Costin C. Kiritescu" National Institute of Economic Research of Romanian Academy, Romania, barbu@univ-rouen.fr*

<sup>4</sup> *Institut Universitaire de France (IUF), Paris, France, ludovic.seifert@univ-rouen.fr*

<sup>5</sup> *University of Sheffield, School of Mathematics and Statistics, UK, e.kalligeris@sheffield.ac.uk*

## Résumé.

Cette recherche explore la dynamique de l'apprentissage à long terme de l'escalade en utilisant des modèles de Markov dérivants. L'escalade implique des prises de décisions complexes qui exigent une coordination visuo-motrice efficace et une exploration attentive de l'environnement. Les modèles de Markov dérivants représentent une catégorie de processus de Markov contraints hétérogènes adaptés à la modélisation de données présentant une certaine hétérogénéité. En appliquant ces modèles aux données réelles de compétences visuo-motrices, notre objectif est de dévoiler la dynamique persistante de l'apprentissage de l'escalade. Pour ce faire, nous conduisons une étude de cas réelle, fournissant des résultats qui (i) contribuent à la compréhension de l'acquisition de compétences dans des environnements physiquement contraints et (ii) offrent un aperçu du rôle crucial de l'exploration et de la coordination visuo-motrice dans le processus d'apprentissage.

**Mots-clés.** Modèles de Markov dérivants, Statistiques pour le sport, Dynamique persistante, Coordination visuo-motrice, Escalade.

**Abstract.** This research delves into the dynamics of long-term learning in climbing, employing Drifting Markov Models. Climbing represents a complex decision-making challenge, necessitating effective coordination between visual and motor skills and exploration of the surroundings. Drifting Markov Models constitute a category of constrained, heterogeneous Markov processes designed for modeling data showcasing heterogeneity. Through the application of these models to real-world visual-motor skill data, our goal is to unveil the enduring dynamics of learning in climbing. To achieve this, a genuine case study is conducted through an experiment, yielding results that (i) contribute to comprehending skill acquisition in physically demanding settings and (ii) offer insights into the pivotal role of exploration and visual-motor coordination in the learning process.

**Keywords.** Drifting Markov Models, Sport statistics, Persistent Dynamics, Visual- Motor Coordination, Climbing.

# 1 Introduction

La modélisation de la dynamique d'apprentissage à long terme est depuis longtemps un sujet d'intérêt dans le domaine de la psychologie (Adams, 1961; Hallett & Grafman, 1997; Irion, 1948). Dans le contexte de la pratique et de l'apprentissage, l'exploration est également la découverte des différentes possibilités d'atteindre l'objectif d'une tâche. Elle reflète donc la navigation de l'individu dans l'espace de travail visuo-moteur pour obtenir une solution efficace et efficiente à la tâche (Newell et al., 1989; Komar, Seifert, Vergne, & Newell, 2023).

L'escalade constitue une tâche complexe de prises de décisions, où les données sur les compétences visuo-motrices peuvent s'avérer essentielles pour comprendre la dynamique d'apprentissage des grimpeurs. Il ne fait aucun doute que les grimpeurs doivent s'appuyer sur de multiples sources d'information (par exemple, visuelles, auditives, tactiles) pour analyser leur environnement et les aider dans leurs actions. Par exemple, Hacques, Komar et Seifert (2021) ont montré que l'activité exploratoire évolue avec la pratique d'une tâche d'escalade. Ils ont conclu que, pendant plusieurs sessions, les individus diminuaient l'utilisation des mouvements exploratoires de la main pour s'appuyer davantage sur les informations visuelles afin de guider leurs actions de manière efficace. Comme on peut s'en douter, la coordination efficace des mouvements des apprenants dans des environnements physiquement contraints est un défi majeur pour la modélisation d'une tâche décisionnelle complexe telle que l'escalade.

L'hétérogénéité accompagnant presque toutes les tâches complexes, il est raisonnable de supposer que les compétences visuo-motrices sont régies par cette hétérogénéité. L'estimation de processus hétérogènes généraux étant difficile à mettre en oeuvre dans la pratique, Vergne (2008) a introduit la classe des modèles de Markov dérivants (DMM pour *Drifting Markov Models*). Les DMM reposent sur l'idée simple qu'au lieu d'adapter une matrice de transition unique à l'ensemble de la séquence d'observations, la matrice de transition est autorisée à dériver le long de la séquence. Ainsi, à chaque position, une matrice de transition différente est obtenue, avec comme contrainte une évolution douce en fonction de la position. En d'autres termes, les DMM constituent une classe particulière de processus de Markov hétérogènes contraints qui peuvent s'avérer flexibles pour des séquences telles que les données d'aptitudes visuo-motrices. Les DMM se sont récemment révélés être une approche prometteuse pour l'apprentissage d'une coordination efficace entre les membres dans la brasse (Komar et al., 2023).

Dans ce travail, nous étudions la dynamique d'apprentissage du grimpeur sur plusieurs sessions, c'est-à-dire sur une longue échelle de temps, à travers le mécanisme des DMMs. Plus précisément, la section 2 définit les DMMs et décrit leur estimation. La section 3 est consacrée à une étude de cas réel. Après avoir détaillé les caractéristiques de la collecte de données ainsi que le cadre expérimental, une méthode de clustering non supervisée est appliquée afin d'acquérir les groupes constituant les états du DMM. Enfin, la section 4 résume les résultats obtenus.

## 2 Modèles de Markov Dérivants

Les DMM sont une classe particulière de processus de Markov hétérogènes qui permettent à la matrice de transition de dériver (varier) le long de la séquence des observations.

Considérons un système aléatoire avec un espace d'états fini  $A = \{1, 2, \dots, s\}$  et soit  $(\Omega, \mathcal{F}, P)$  un espace de probabilité. De plus, soient  $(\Pi_0(u, v))_{u, v \in A}$  et  $(\Pi_1(u, v))_{u, v \in A}$ , des matrices de transition d'un modèle de Markov d'ordre 1 sur l'espace d'états  $A$ .

### 2.1 Définition d'un modèle de Markov dérivant

**Definition 1 (Chaîne de Markov dérivante d'ordre 1 et de degré 1)** Une suite de variables aléatoires  $X_0, \dots, X_n$  dans un espace d'état  $A$  est appelée une chaîne de Markov dérivante d'ordre 1, de degré 1 et de longueur  $n$  entre  $\Pi_0(u, v)$  et  $\Pi_1(u, v)$ , si la distribution des  $X_t$ ,  $t = 1, \dots, n$ , est définie par :

$$\Pi_{\frac{t}{n}}(u, v) = P(X_t = v | X_{t-1} = u) = \left(1 - \frac{t}{n}\right) \Pi_0(u, v) + \frac{t}{n} \Pi_1(u, v).$$

**Definition 2 (Chaîne de Markov dérivante d'ordre  $k$  et de degré  $d$ )** Soit  $\Pi_{\frac{i}{d}}$ ,  $i = 0, \dots, d$ , des matrices stochastiques sur  $A$ . Une suite de variables aléatoires  $X_0, \dots, X_n$  dans un espace d'état  $A$  est appelée une chaîne de Markov dérivante d'ordre  $k$ , de degré  $d$  et de longueur  $n$  entre  $\Pi_{\frac{i}{d}}(u_1, \dots, u_k, v)$ ,  $i = 0, \dots, d$ , si la distribution des  $X_t$ ,  $t = 1, \dots, n$ , est définie par :

$$\Pi_{\frac{t}{n}}(u_1, \dots, u_k, v) = P(X_t = v | X_{t-1} = u_k, \dots, X_{t-k} = u_1) = \sum_{i=0}^d p_i(t) \Pi_{\frac{i}{d}}(u_1, \dots, u_k, v).$$

où  $(u_1, \dots, u_k) \in A^{k+1}$  et  $p_i(t)$ ,  $i = \{0, 1, 2, \dots\}$  sont les polynômes de Lagrange de degré  $d$  tels que :

$$\forall (i, j) \in \{0, \dots, d\}^2, p_i\left(\frac{nj}{d}\right) = \mathbb{I}_{\{i=j\}}.$$

Avec les notations de la définition précédente, on a : (1) pour  $t = \frac{ni}{d}$ , on a  $\Pi_{\frac{t}{n}} = \Pi_{\frac{i}{d}}$ ,  $i = 0, \dots, d$ , et (2)  $\forall t \in [0, n]$ ,  $\sum_{v \in A} \Pi_{\frac{t}{n}}(u, v) = 1$ .

Puisque les  $p_i(t)$  sont les polynômes de Lagrange, choisis pour avoir des matrices  $\Pi_{\frac{t}{n}}$  stochastiques  $\forall t \in [0, n]$ , ils sont obtenus facilement pour un DMM d'ordre 1 et de degré 1. En posant  $t = 0$  et  $t = 1$  on a :

- $\Pi_{\frac{t}{n}} = \Pi_0$ , c-à-d,  $p_0(0) = 1$  et  $p_1(0) = 0$ ;
- $\Pi_{\frac{t}{n}} = \Pi_1$ , c-à-d,  $p_0(1) = 0$  et  $p_1(1) = 1$ ;

ainsi (1) est vérifiée.

Il est clair que, lorsque le degré augmente, le DMM correspondant admet une expression plus compliquée.

## 2.2 Estimation d'un modèle de Markov dérivant

Pour estimer  $\Pi_{\frac{i}{d}}(u, v)$ ,  $i = 0, \dots, d$ , on utilise une méthode point par point, que nous allons illustrer brièvement sur un DMM d'ordre  $k$  et de degré  $d$ . La fonction à minimiser est la suivante :

$$\sum_{t=1}^n \sum_{u \in A^k} \sum_{v \in A} \mathbb{I}_{\{X_{t-k} \dots X_{t-1} = u\}} \left( \Pi_{\frac{i}{d}}(u, v) - \mathbb{I}_{\{X_t = v\}} \right)^2.$$

Pour déterminer les estimateurs  $\widehat{\Pi}_{\frac{i}{d}}(u, v)$  de  $\Pi_{\frac{i}{d}}(u, v)$ ,  $\forall (u, v) \in A^k \times A$ , nous devons résoudre le système suivant :

$$\left( \sum_{t=k}^n \mathbb{I}_{\{X_{t-k} \dots X_{t-1} = u\}} p_i(t) p_j(t) \right)_{i,j \in [1,d]} \left( \widehat{\Pi}_{\frac{i}{d}}(u, v) \right)_{i \in [1,d]} = \left( \sum_{t=k}^n p_i(t) \mathbb{I}_{\{X_t = v, X_{t-k} \dots X_{t-1} = u\}} \right)_{i \in [1,d]}.$$

Cette méthode d'estimation point par point, basée sur toutes les observations de la séquence, s'est avérée la plus efficace, en termes de vraisemblance. Pour plus d'informations sur cette méthode d'estimation ainsi que sur les propriétés des estimateurs obtenus, se référer à Vergne (2008) ; Barbu et Vergne(2019).

## 3 Matériel et Méthode

### 3.1 Participants, Mesures

L'expérience porte sur un total de 11 individus qui ont été enregistrés au cours de 10 sessions d'escalade. La première et la dernière session consistent en 6 essais chacune, tandis que les sessions intermédiaires consistent en 9 essais chacune. Il convient de noter que le niveau de compétence en escalade de chaque participant se situait dans le groupe inférieur selon l'échelle de l'*International Rock Climbing Research Association* (Draper et al., 2016). Le protocole est conforme à la Déclaration d'Helsinki et a été validé par le comité national d'éthique (ID : ANR-17-CE38-0006).

Le mur d'escalade a été équipé du système Luxov Touch 1 qui utilise une technologie de capteurs pour mesurer le temps de contact et de libération des prises. Tous les essais ont été filmés à 29,97 images par seconde sur  $1920 \times 1080$  pixels par une caméra GoPro 5 (GoPro Inc. 1, San Mateo, CA, USA) qui captait l'intégralité du mur. Le suivi oculaire a été utilisé pour obtenir les coordonnées projetées de la position de la hanche sur le mur en 2D pour chaque image de la vidéo. Le grimpeur portait des lunettes mobiles de suivi oculaire (Tobii Pro Glasses 2© , TobiiAB1, Suède) lors de chaque essai, capables de suivre les mouvements oculaires à une fréquence de 50Hz avec deux caméras sous chaque oeil. Les données de l'eye-tracker mobile et du système Luxov Touch ont été synchronisées en demandant au

participant de regarder une prise (Fig.1 cercle bleu) pendant que l'expérimentateur tapait sur l'emplacement. Ensuite, le temps de la première image de la vidéo de l'eye-tracker montrant le contact du doigt de l'expérimentateur avec la prise a été utilisé comme référence pour synchroniser les deux. Cette synchronisation a été utilisée pour obtenir le temps de décalage du regard, c'est-à-dire la différence de temps entre la dernière visite du regard dans la zone d'intérêt (AOI, 30 cm autour de la prise) de la prise précédente et le contact avec la prise suivante.) Trois directives principales ont été données aux participants avant chaque

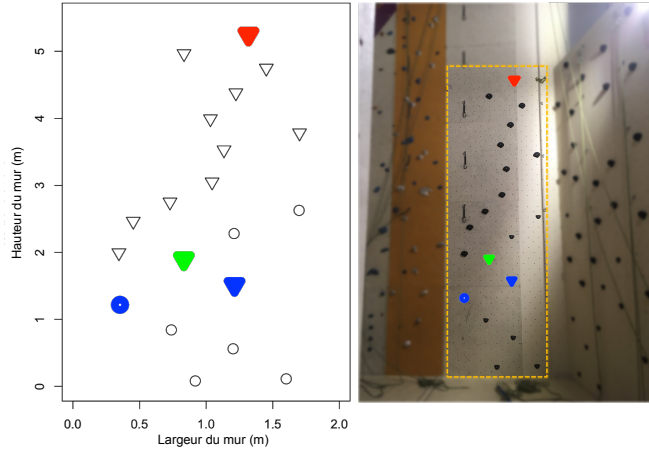


Figure 1: *Conception de l'itinéraire d'entraînement. Les cercles représentent les prises de pied et les triangles les prises de main*

essai, à savoir (i) grimper de la manière la plus fluide possible, c'est-à-dire en minimisant les pauses et les mouvements saccadés du corps ; (ii) utiliser toutes les prises dans un ordre spécifique, de bas en haut ; et (iii) utiliser toutes les prises avec un seul membre à la fois.

La procédure suivante en 9 étapes a été suivie pour chaque essai : (i) la route à gravir est dévoilée (ii) l'eye-tracker mobile est calibré et l'enregistrement commence, (iii) le participant se place à 3m devant le mur pour 30s de prévisualisation de son trajet. Le participant peut interrompre la prévisualisation quand il le souhaite. Pendant la prévisualisation, les expérimentateurs démarrent l'enregistrement vidéo ; (iv) les participants sont encordés au sommet du mur pour assurer la sécurité pendant les ascensions ; (v) les consignes sont données par l'expérimentateur ; (vi) l'expérimentateur effectue la procédure de synchronisation ; (vii) le participant se place dans la position de départ, en tenant la première prise avec les deux mains (Fig.1 triangle bleu) et ses pieds reposent sur les deux premières prises de pied (bas de la Fig.1) ; (viii) lorsque le participant est prêt et sécurisé, l'expérimentateur annonce qu'il peut commencer à grimper (à partir du triangle vert, Fig.1). L'escalade se termine lorsque le participant saisit la dernière prise (Fig.1 triangle rouge) et reste immobile pendant quelques secondes ; (ix) enfin, le participant redescend et tous les enregistrements sont interrompus.

## 3.2 Analyse statistique

L’analyse statistique suivante est basée sur trois variables, à savoir le décalage du regard (GO), la différence de temps entre deux contacts (TD2H) et la durée de la dernière visite du regard à l’intérieur de la zone d’intérêt (DLGV).

Avant de procéder à l’analyse, il convient de préciser qu’un examen approfondi et un nettoyage des données brutes ont été nécessaires, ce qui n’a permis de garder que 729 essais sur un total de 854. Notre objectif étant d’étudier la dynamique d’apprentissage du grimpeur sur le long terme par le biais du mécanisme DMM, une méthode de clustering non supervisée a été appliquée. Le clustering s’est basé sur les trois variables (renormalisées entre 0 et 1) GO, TD2H et DLGV. Quatre méthodes de clustering ont été testées (*Arbitrary*, *Hierarchical*, *k-Means* et *Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise (DBSCAN)*) et pour chacune de ces méthodes, 3 ou 4 clusters ont été considérés (un dendrogramme et la méthode de la silhouette ont été utilisés). La méthode *k-Means* a été choisie, basée sur la distance euclidienne, pour déterminer l’espace d’état  $A$ . La méthode de clustering ainsi que le nombre de groupes associés ont été sélectionnés sur la base de l’indice de Fisher (FI) défini comme suit :

$$FI = \frac{\text{Intercluster effect}}{\text{Intra cluster effect}} = \frac{SSB}{SST_w}.$$

Enfin, le DMM sélectionné a été ajusté sur la séquence concaténée des essais de chaque individu à l’aide du package *drimmR* de  $R$  (Barbu, Vergne, Lothodé, & Seiller, 2021; Barbu, Mavrogiannis, & Vergne, 2023).

## 4 Résultats

Étant donné que FI a obtenu de meilleurs résultats (3,147) pour  $k = 4$ , on considère les groupes "a", "b", "c" et "d", illustrés en Figure 2. Un scatterplot 3D interactif des trois variables considérées pour l’implémentation de l’algorithme *k-means* est disponible à <https://rpubs.com/ekalligeres/1172114>. Les Tableaux 1 et 2 présentent les valeurs du centroïde de chaque groupe ainsi que les écarts-types correspondants. On observe dans le Tableau 1 que (i) le groupe "a" a un TD2H assez long et le deuxième DLGV le plus long ; (ii) le groupe "b" a le GO le plus négatif et le TD2H le plus long ; (iii) le groupe "c" a les valeurs les plus petites de DLGV et TD2H, et ; (iv) le groupe "d" a le DLGV le plus long et un TD2H assez long. On peut en supposer que trois comportements liés à l’efficacité peuvent être distingués. Un comportement moins efficace qui contient les groupes "d" et "b", un comportement moyennement efficace qui contient le groupe "a" et enfin un comportement très efficace qui est représenté par le groupe "c".

Maintenant que nous avons déterminé l’espace d’état  $A = \text{"a", "b", "c", "d"}$ , le DMM optimal choisi (en termes de complexité) est un DMM d’ordre 1 et de degré 3, qui a été appliqué à l’ensemble de la séquence d’essais des 11 individus. Les résultats sont représentés dans les Figures 3, 4 et 5. Au début de l’apprentissage, tous les participants utilisent le groupe moins efficace "b" (probabilité la plus élevée) et, du milieu à la fin du processus d’apprentissage, la plupart d’entre eux (c’est-à-dire 3, 4, 5, 6, 9, 10, 11) commencent à

Cluster	GO	TD2H	DLGV
a (medium)	-0.047	0.936	2.928
b (less)	-0.241	2.100	0.960
c (most)	-0.059	0.798	0.786
d (less)	-0.002	1.060	6.506

Table 1: Valeurs des centroïdes

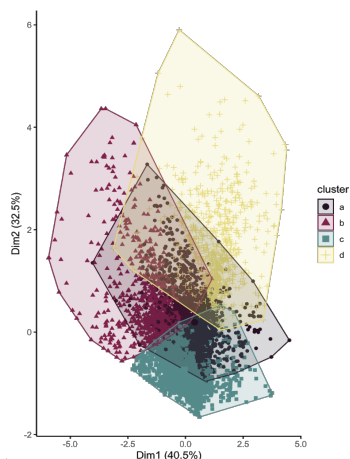


Figure 2: Clusters “a”, “b”, “c” et “d”. Premier plan de l’ACP

Cluster	GO	TD2H	DLGV
a	0.231	0.518	0.750
b	0.344	0.751	0.570
c	0.242	0.326	0.419
d	0.239	0.591	1.694

Table 2: Valeurs des écarts-types

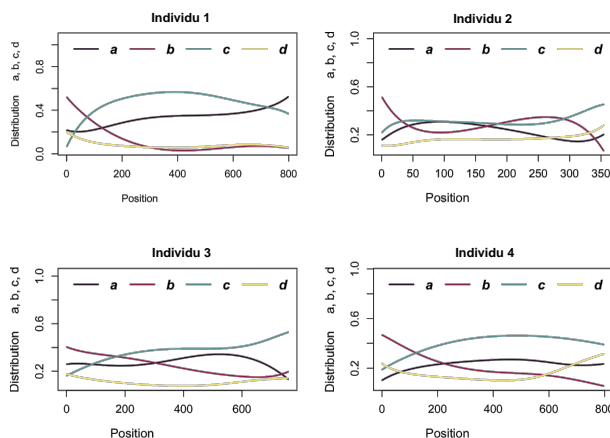


Figure 3: Dynamique de l’apprentissage par DMM d’ordre 1 et de degré 3 : individus 1-4

apprendre et à utiliser le groupe le plus efficace “c”. Cependant, certains individus ont un comportement tout à fait différent. En particulier, l’individu 2 adopte assez tôt le groupe “c” le plus efficace, puis l’abandonne pendant plusieurs essais en faveur du groupe “b” et l’adopte de nouveau à la fin. Les individus 1 et 7, bien qu’ils adoptent dès le milieu du processus le groupe “c” le plus efficace, semblent utiliser le groupe “a” moyennement efficace avec une probabilité plus élevée à la fin de l’apprentissage. Il en va de même pour l’individu 8 qui, à la fin du processus d’apprentissage, utilise le groupe “d”, moins efficace, de façon marginale par rapport au groupe “c”, plus efficace.

## Discussion

Les valeurs des centroïdes présentées dans le Tableau 1 ont fourni des informations préliminaires très utiles qui ont ensuite permis de mieux comprendre et interpréter les résultats de la modélisation par DMM. Plus précisément, le groupe “b” présente le GO le plus négatif et le TD2H le plus long, ce qui implique que dans cet état, les individus se concentrent davantage sur l’acquisition d’informations, c’est-à-dire sur l’exploration de leur environnement, à la recherche de nouvelles solutions motrices, plutôt que sur l’utilisation de connaissances a priori afin de continuer à grimper. Le groupe “d” présente la DLGV la plus longue, ce qui reflète le temps nécessaire pour déterminer quelle main doit être utilisée pour saisir la prise (temps de prise de décision et d’enchaînement des actions dans la séquence appropriée) et une TD2H assez longue. Le groupe “a” présente un TD2H assez long et le deuxième

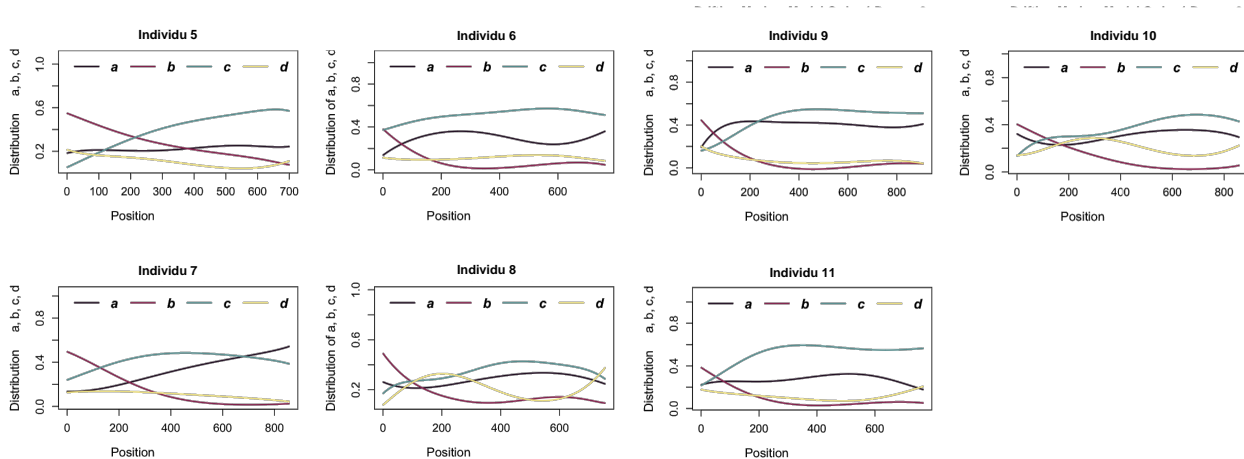


Figure 4: *Dynamique de l'apprentissage par DMM d'ordre 1 et de degré 3 : individus 5-8* Figure 5: *Dynamique de l'apprentissage par DMM d'ordre 1 et de degré 3 : individus 9-11*

DLGV le plus long, ce qui signifie qu'il s'agit d'un état intermédiaire où le comportement d'exploration commence à diminuer pour laisser place à l'exploitation. Cette dernière est définie comme l'utilisation d'un comportement existant dans le répertoire moteur initial ou au début de la pratique. Pendant l'exploitation, les apprenants ne changent pas pour une autre forme de mouvement ou de coordination, mais affinent leur mouvement existant pour le rendre plus efficace. Le rapport entre l'exploration et l'exploitation pourrait expliquer comment les apprenants changent pour une nouvelle pratique ou conservent et affinent les pratiques existantes (Komar, Potdevin, Chollet, & Seifert, 2019). Enfin, dans le groupe "c", l'exploitation a dominé l'exploration puisque les valeurs de DLGV et TD2H ont été considérablement réduites par rapport aux autres groupes.

Lors des premiers essais (Figures 3,4 et 5), tous les participants ont montré une tendance à explorer leur environnement, en utilisant principalement le groupe "b", moins efficace. Ce comportement suggère un contrôle proactif du mouvement pour discerner l'ordre correct d'utilisation de la main droite et de la main gauche. Une telle exploration est considérée comme normale car les individus se concentrent initialement sur la collecte d'informations fonctionnelles pour atteindre la prise suivante. Autour de l'essai 200, certains individus ont évolué vers l'exploitation, favorisant le groupe "c", une tendance qui s'est maintenue jusqu'à la conclusion de l'étude. Des fluctuations ont été observées chez certains individus : par exemple, les individus 1 et 7 ont d'abord favorisé le groupe "b", mais ont adopté un comportement d'exploitation (groupe "c") pendant la majorité de leurs essais. Vers la fin, ils ont fait preuve à la fois d'exploration et d'exploitation. Cette alternance entre l'exploration (groupe "a") et l'exploitation (groupe "c") indique la coexistence de deux comportements visuo-moteurs primaires, caractérisant la bi-stabilité dans l'acquisition des compétences. L'individu 2 a alterné entre l'exploration et l'exploitation, démontrant des tendances à la coexistence de plusieurs comportements sans stabilisation claire. On a pu identifier le concept de "métastabilité": les apprenants opèrent de manière intermittente entre l'affinement des comportements visuo-moteurs existants et l'adoption temporaire de nouveaux comportements dus aux exigences de la tâche. L'individu 8 a retardé son départ du comportement d'exploration, adoptant

finalement le groupe "c" après l'avoir temporairement abandonné. Certains individus (4, 5, 6, 9 et 11) ont fait preuve d'un calibrage précis de leur comportement visuo-moteur, en commençant par le groupe "b" moins efficace, en passant au groupe "a" moyennement efficace puis au groupe "c" le plus efficace.

Les conclusions obtenues, facilitées par l'utilisation des DMM, ont mis en évidence, que même si les individus utilisent principalement un comportement visuo-moteur, ils visitent plusieurs solutions stabilisées (reflétant la multistabilité), ou présentent seulement des tendances qui apparaissent ou disparaissent (reflétant la métastabilité). Ces observations s'alignent sur les résultats de Komar et al. (2023), qui indiquent que les individus peuvent présenter des fluctuations dans les probabilités d'exploration et d'exploitation tout au long du processus d'apprentissage.

## Conclusion

Dans ce travail, notre objectif est d'étudier la dynamique d'apprentissage à long-terme d'un grimpeur à travers les DMM. À cette fin, une étude de cas réel a été menée sur 729 essais de 11 individus. En appliquant la méthode de clustering *k-Means* pour obtenir l'espace d'état  $A = \{ "a", "b", "c", "d" \}$ , trois comportements/modèles liés à l'efficacité ont été distingués : peu, moyennement et très efficace. En outre, en ajustant un DMM d'ordre 1 et de degré 3 sur l'ensemble de la séquence d'essais de chaque individu, nous avons observé que tous les individus "luttaient" au début de l'apprentissage puisqu'ils utilisaient avec une forte probabilité le groupe "b", moins efficace. Tout au long du processus d'apprentissage, le comportement des individus a évolué positivement, conduisant à l'adoption (par la majorité) du groupe "c", le plus efficace. Trois individus ont cependant adopté un comportement différent à la fin du processus. Les résultats ci-dessus soulignent l'utilité des DMM pour comprendre et examiner la dynamique d'apprentissage des grimpeurs et, potentiellement, d'autres disciplines sportives. L'approche par DMM permet de saisir l'évolution à long terme des comportements et de trouver des pratiques qui peuvent être utilisées ultérieurement pour créer des méthodes d'entraînement efficaces et améliorer les performances. D'une manière générale, l'utilisation des DMM en escalade et en sciences du sport ouvre des perspectives prometteuses pour les études futures et les applications dans le monde réel. Les entraîneurs, les athlètes et les chercheurs peuvent développer des interventions et des stratégies ciblées pour améliorer les performances et les résultats de l'entraînement grâce à cette compréhension approfondie des processus d'apprentissage.

## Remerciements

Cette présentation est basée sur Kalligeris (2024).

Ce travail a été financé par la Region Normandie, le Ministère de la Recherche et l'Union Européenne sous un fond CPER-FEDER.

## Bibliographie

- Adams, J. (1961). The second facet of forgetting: A review of warm-up decrement. *Psychological Bulletin*, 58, 257–273.
- Barbu, V. S., Mavrogiannis, I., & Vergne, N. (2023). dsmmR: Estimation and simulation of drifting semi-markov models. <https://cran.r-project.org/web/packages/dsmmR/index.html>
- Barbu, V. S., & Vergne, N. (2019). Reliability and survival analysis for drifting Markov models: Modeling and estimation. *Methodology and Computing in Applied Probability*, 21, 1407–1429.
- Barbu, V. S., Vergne, N., Lothodé, C., & Seiller, A. (2021). drimmR: An R package for estimation, simulation, and reliability of drifting Markov models. <https://cran.r-project.org/web/packages/drimmR/index.html>
- Draper, N., Giles, D., Schöffl, V., Fuss, F. K., Watts, P., & et al. (2016). Comparative grading scales, statistical analyses, climber descriptors and ability grouping: International rock climbing research association position statement. *Sports Technology*, 8(3-4), 88–94.
- Hacques, G., Komar, J., & Seifert, L. (2021). Learning and transfer of perceptual-motor skill: Relationship with gaze and behavioral exploration. *Attention, Perception, & Psychophysics*, 83, 2303–2319.
- Hallett, M., & Grafman, J. (1997). Executive function and motor skill learning. *International Review of Neurobiology*, 41, 297–323.
- Irion, A. (1948). The relation of “set” to attention. *Psychological Review*, 55, 336–341.
- Kalligeris E. N., Barbu V. S. , Hacques G., Seifert L., Vergne N. (2024). Unveiling the Persistent Dynamics of Visual-Motor Skill via Drifting Markov Modeling. *to appear in Nonlinear Dynamics, Psychology, and Life Sciences*.
- Komar, J., Potdevin, F., Chollet, D., & Seifert, L. (2019). Between exploitation and exploration of motor behaviours: unpacking the constraints-led approach to foster nonlinear learning in physical education. *Physical Education and Sport Pedagogy*, 24(2), 133–145.
- Komar, J., Seifert, L., Vergne, N., & Newell, K. (2023). Narrowing the coordination solution space during motor learning standardizes individual patterns of search strategy but diversifies learning rates. *Scientific Reports*, 13(1).
- Newell, K., Kugler, P., Van Emmerik, R., & McDonald, P. (1989). Search strategies and the acquisition of coordination. In S. A. Wallace (Ed.), *Perspectives on the coordination of movement* (Vol. 61, pp. 85–122). Amsterdam: North-Holland.
- Vergne, N. (2008). Drifting Markov models with polynomial drift and applications to DNA sequences. *Statistical Applications in Genetics and Molecular Biology*, 7(1). doi: doi:10.2202/1544-6115.1326