

Étude de la Relation Entre les Stratégies Cognitives et la Réussite Académique des Etudiants de l'Université de Kisangani

Paulin Maembo Gelingi

Diplômé d'Études Supérieures en Pédagogie
à l'Université de Kisangani, RD Congo

Albert Kamba Eyananga

Professeur en Pédagogie à l'Université de Kisangani, RD Congo

Sébastien Loosa Bolamba

Professeur en Psychologie à l'Université de Kisangani, RD Congo

[Doi: 10.19044/esipreprint.9.2023.p466](https://doi.org/10.19044/esipreprint.9.2023.p466)

Approved: 20 September 2023

Posted: 26 September 2023

Copyright 2023 Author(s)

Under Creative Commons CC-BY 4.0

OPEN ACCESS

Cite As:

Maembo Gelingi P., Kamba Eyananga A. & Loosa Bolamba S. (2023). *Étude de la Relation Entre les Stratégies Cognitives et la Réussite Académique des Etudiants de l'Université de Kisangani*. ESI Preprints. <https://doi.org/10.19044/esipreprint.9.2023.p466>

Résumé

L'objectif de cette étude est celui de de déterminer les prédicteurs de la réussite académique des étudiants au sein de l'Université de Kisangani. À cet effet, les stratégies cognitives d'apprentissage déclarées par ces ont été croisées à leur rendement académique au cours de l'année académique 2020-2021. À l'issue du calcul de la régression logistique, il est apparu que la contribution des stratégies cognitives à la réussite des étudiants est de l'ordre de 0,164. La part d'intervention de chacune des sous-catégories est de 4,6% pour les stratégies de répétition, 3,8% en faveur des stratégies d'élaboration et 8% pour les stratégies d'organisation. Les enseignants doivent être sensibilisés et maîtriser les stratégies qui rendent les étudiants efficaces, ils doivent leur apprendre ces stratégies dans le but de maximiser leur réussite académique ; ils doivent leur apprendre à apprendre.

Mots-clés: Déterminants, Réussite académique, Stratégies cognitives, université

Study of the Relationship between Cognitive Strategies and the Academic Success of Students at the University of Kisangani

Paulin Maembo Gelingi

Diplômé d'Études Supérieures en Pédagogie
à l'Université de Kisangani, RD Congo

Albert Kamba Eyanganunga

Professeur en Pédagogie à l'Université de Kisangani, RD Congo

Sébastien Loosa Bolamba

Professeur en Psychologie à l'Université de Kisangani, RD Congo

Abstract

The objective of this study is to determine the predictors of academic success of students at the University of Kisangani. To this end, students' self-reported cognitive learning strategies were cross-tabulated with their academic performance during the 2020-2021 academic year. Once the logistic regression had been calculated, it emerged that the contribution of cognitive strategies to student success was of the order of 0.164. The contribution of each sub-category was 4.6% for rehearsal strategies, 3.8% for elaboration strategies and 8% for organisation strategies. Teachers must be aware of and master the strategies that make students efficient; they must teach them these strategies in order to maximise their academic success; they must teach them how to learn.

Keywords: Determinants, Academic success, Cognitive strategies, university

1. Introduction

1.1. État de la question

En éducation, l'intérêt porté aux stratégies d'apprentissage s'est accru avec l'idée de compétences. En effet, les stratégies sont considérées comme faisant partie des ressources que l'apprenant doit mobiliser dans l'exercice de ses compétences (Peters et Viola, 2003 ; Tardif, 2006 cités par Bégin, 2008).

Mottet et Rouissssi (2013) qui ont entrepris de recenser les travaux ayant pour objet l'identification des facteurs de la réussite et/ou échec voire l'abandon au niveau universitaire ont mis en relief certains créneaux de recherche. Certaines recherches ont été conduites sur les facteurs liés à l'abandon, à l'échec et à la réussite des étudiants universitaires sur campus et à distance. Le second créneau des recherches a visé à concevoir, mettre en

place et évaluer les retombées de mesures de soutien et d'accompagnement en classe et à distance.

Le troisième a porté spécifiquement sur les étudiants qui font leur entrée à l'université qu'on appelle les *freshmen* dans le monde anglo-saxon et les primo-entrants en France. Au fil des ans et des recherches, plusieurs modèles liés à la persévérance et à la réussite universitaire ont été développés et expérimentés (Kember, 1999 ; Pintrich et al., 1993; Tinto, 1993, 1997) et de nombreux facteurs ont été mis en cause (Bernard et al., 2004; Romainville et Michaut, 2012) : les facteurs sociodémographiques (genre, âge, statut socioéconomique des parents, capital culturel familial, etc.), les facteurs psychologiques (motivation, attribution causale, etc.), les contraintes travail-études-famille, le parcours antérieur de l'étudiant, l'apprentissage du métier d'étudiant avant l'entrée à l'université et lors de l'entrée à l'université (intégration sociale et académique, pratiques d'étude), les conceptions de l'apprentissage, les facteurs institutionnels et pédagogiques (programmes d'accueil et d'intégration des étudiants, qualité de l'enseignement), etc.

Berthaud et al. (2019) signalent que très peu de travaux se sont intéressés aux compétences cognitives des étudiants. Ce fut le cas néanmoins de la recherche de Morlaix et Suchaut (2012), menée au sein d'un projet ANR sur la réussite étudiante en collaboration avec des psychologues. Ils se sont intéressés aux capacités cognitives des étudiants, mesurées à travers la mémoire de travail, la vitesse de traitement de l'information et les capacités de raisonnement¹, tout en prenant en compte le rôle du passé scolaire. Leurs résultats montrent que si ces capacités cognitives n'exercent pas, toutes choses égales par ailleurs, d'effet direct sur la réussite, il peut être relevé que leur effet, en particulier celui des capacités de raisonnement, transite par le passé scolaire et influe indirectement sur les performances académiques. Ainsi, ce résultat indique que « *l'essentiel de l'influence de ces facteurs s'est exprimé auparavant tout au long de la scolarité* ». Ainsi, la variation de réussite est expliquée pour 84 % par le passé scolaire et pour seulement 2 % par les capacités cognitives.

En général, les différents travaux produits durant ces dernières années aboutissent aux mêmes conclusions que celles mentionnées dans les écrits des années 1990, soulignant le rôle structurant du parcours dans le secondaire, des filières du baccalauréat et les redoublements passés. C'est notamment le cas pour une série de travaux menés par les enseignants-chercheurs de l'IREDU ces dernières années : ainsi, Lambert-Le Mener (2012), Morlaix et Suchaut (2012), et Duguet (2014) identifient le passé scolaire comme étant hautement prédictif de la réussite en première année universitaire. Lambert-Le Mener (2012) souligne même que la catégorie sociale de l'étudiant, appréhendée par le niveau de diplômes de ses parents,

n'a pas d'effet sur la réussite une fois les facteurs scolaires contrôlés (la filière d'inscription dans le supérieur et le passé scolaire).

1.2. Problématique de l'étude

Face à des échecs récurrents enregistrés au niveau de l'enseignement universitaire, la question de savoir comment améliorer l'apprentissage des étudiants est au centre des préoccupations de chercheurs et des enseignants. Cependant, il sied de noter avec Poumay (2020) que s'ils sont généralement soucieux de l'apprentissage de leurs étudiants, les enseignants sont souvent démunis quant aux moyens à mettre en œuvre pour optimiser cet apprentissage.

Contrairement aux universités occidentales qui, pour la plupart, se sont dotés d'un centre de soutien à l'enseignement et à l'apprentissage, les universités congolaises, singulièrement l'université de Kisangani n'a pas en son sein pareil centre. En effet, dans les universités où ces structures existent, elles sont tantôt intégrées à l'administration, tantôt à une faculté ou à un service qui prend en charge la formation continuée, interne comme externe, au sein de l'institution. Elles comptent généralement parmi leurs rangs des enseignants chargés du conseil technopédagogique. Ils soutiennent les enseignants dans leurs efforts d'amélioration de leur enseignement.

En attendant que pareilles structures soient organisées au sein des universités congolaises, la présente étude a l'ambition de rendre les étudiants conscients des différentes stratégies susceptibles d'améliorer leur rendement académique et de les inciter ainsi à les mettre en pratique au cours de leurs apprentissages, d'une part. D'autre part, elle se propose d'éclairer la lanterne des enseignants (professeurs, chefs de travaux, Assistants...) sur les stratégies cognitives d'apprentissage qui amènent au succès académique afin qu'ils sensibilisent leurs étudiants à y recourir à cause leur incidence positive avérée sur le rendement académique. Il s'agit de rencontrer la nécessité, pour les enseignants, de rendre leurs étudiants actifs et de veiller à leur apprentissage en profondeur, moins superficiel et plus efficace.

Entreprenant cette étude, nous nous proposons de répondre à la question suivante : Parmi les stratégies cognitives d'apprentissage déclarées par les étudiants, lesquelles s'érigent en bons prédicteurs de la réussite académique. Ainsi, l'objectif de cette étude est de déterminer les prédicteurs de la réussite académique des étudiants au sein de l'Université de Kisangani.

1.3. Cadre théorique

Cette étude s'inscrit dans la perspective de la pédagogie de l'apprentissage, mieux des pédagogies des stratégies cognitives et métacognitives. En effet, Vanmuylde et al. (2006) affirme que le paradigme cognitiviste est devenu une référence incontournable dans le champ de

l'enseignement supérieur, la réflexion relative aux stratégies d'apprentissage domine le débat relatif à la réussite à l'université. Aux études supérieures, nombreux sont les étudiants qui éprouvent des difficultés à étudier efficacement. Plusieurs résultats de recherches effectuées en Amérique du Nord confirment que les étudiants qui obtiennent des résultats académiques brillants ont un meilleur bagage stratégique que les étudiants faibles. Le but d'améliorer la réussite scolaire des étudiants rend, dès lors, légitime que les enseignants s'intéressent à leurs stratégies d'apprentissage, sans omettre qu'une meilleure perception des outils de travail utilisés par les étudiants ne peut qu'aider l'enseignant dans sa tâche fondamentale, faire comprendre un savoir.

2. Méthodologie de l'étude

Généralement la population d'étude est définie comme un vaste ensemble, fini ou infini d'individus ou d'événements. Elle est aussi désignée univers d'enquête. Dans cette étude, notre population est constituée de 4531 étudiants de premier graduat et de deuxième licence de l'Université de Kisangani ayant été inscrits au cours de l'année académique 2020 -2021. Ces étudiants se répartissent de la manière suivante en fonction des niveaux d'étude :

Tableau 1. Répartition des étudiants de la population suivant les niveaux d'études

Niveaux d'étude	Fréquences	Pourcentage
Premier graduat	3617	79,83
Deuxième licence	914	20,17
Total	4531	100,00

Il se lit dans le tableau ci-dessus que 4531 étudiants ont été inscrits à l'Université de Kisangani au cours de l'année académique 2020-2021 en raison de 3617 sujets, soit 79,83% en premier graduat et 914 sujets, soit 20,17% d'étudiants en deuxième licence.

Ainsi, notre échantillon est constitué de 524 étudiants qui se répartissent de la manière suivante en fonction de leurs niveaux d'étude :

Tableau 2. Répartition de l'échantillon en fonction du niveau d'étude

Niveau d'étude	Fréquences	Pourcentage
Premier graduat	391	74,62
Deuxième licence	133	25,38
Total	524	100,00

Il ressort de la lecture du tableau ci-dessus que sur les 524 étudiants qui ont pris part à notre enquête, 391 sujets, soit 74,62% d'enquêtés, sont issus de premier graduat et 133 sujets couvrant 25,38% d'enquêtés proviennent de deuxième licence dans les huit facultés organisées à l'Université de Kisangani au cours de l'année académique 2020 - 2021.

Dans cette étude, nous avons deux variables : les stratégies cognitives d'apprentissage constituent la variable antécédente et le rendement académique des étudiants est la variable conséquente.

Les stratégies cognitives font appel à la mémorisation ou à la répétition, à l'élaboration, à l'organisation, à la généralisation ou à la discrimination. Elles se décomposent en :

- Stratégies cognitives de répétition sont des stratégies d'apprentissage fondées sur la reproduction du matériel à apprendre en vue de raffermir la trace mnésique ou de mieux comprendre. Essentiellement, l'apprenant estime que le fait de reprendre le même contenu va favoriser son apprentissage. Bien qu'il soit non exclusif, l'accent est souvent mis sur la mémoire.
- Stratégies cognitives d'élaboration sont des stratégies d'apprentissage basées sur l'ajout d'informations nouvelles à la matière à apprendre en vue de mieux la comprendre et de mieux la retenir. Ces nouvelles informations correspondent généralement à du connu et cette démarche favorise l'établissement de liens entre la matière et les connaissances de l'apprenant. L'ancrage ainsi produit permet une meilleure compréhension et une meilleure rétention.
- Stratégies cognitives d'organisation ont pour objectif premier l'organisation de la matière à apprendre, soit pour mieux la comprendre, soit pour mieux la retenir. Ce sont des stratégies d'apprentissage qui visent essentiellement la construction de liens entre les diverses informations de manière à pouvoir en dégager une structure qui leur donne une signification. La formation d'un réseau conceptuel demeure l'exemple type d'une stratégie cognitive d'organisation. Leur importance spécifique émerge de plus en plus dans les manuels d'étude.

Les stratégies d'apprentissage sont mesurées grâce à un questionnaire avec des items à réponse binaire. Dans ledit questionnaire, les stratégies cognitives sont couvertes par 41 items en raison de 12 items en ce qui concerne la répétition, 16 items relatifs à l'élaboration et 13 items traitant de l'organisation.

Tableau 3. Nombre d'items de stratégies cognitives d'après les circonstances de la vie scolaire de l'étudiant universitaire

Stratégies	Sous-Catégories des stratégies	Circonstances de travail scolaire					Total des items
		TLE R	TC	PEx	Ex	Total	
Cognitives	Répétition	7	3	2	0	12	41
	Élaboration	10	3	3	0	16	
	Organisation	7	3	1	2	13	

Légende : TLER : Travail de lecture et d'étude régulière ; TC : Travail en fonction des cours ; PEx : Préparation aux examens ; Ex : Activités en cours d'examen.

Avant son administration, une pré-enquête a été réalisée auprès de quelques étudiants au cours de l'année académique 2018-2019. Ladite pré-enquête a connu plusieurs étapes. À l'issue de cette dernière, nous avons entre-autres procédé à la réécriture de certains items. Au terme du prétest, il y a l'acceptabilité qui permet de déterminer le taux de réponse au questionnaire. Un taux de réponse élevé ou un nombre de réponses manquantes faibles témoigne d'une bonne acceptabilité de l'instrument. Pour le besoin de cette étude, nous avons opté pour le taux de réponse de 70% à la fois pour retenir un item après le prétest et pour le considérer comme caractéristique des apprenants.

À la suite de Bacro et al. (2014, p.22), nous avons regroupé en 2 catégories les réponses aux différents items. En effet, pour repérer les principales tendances qui se dégagent de l'analyse des réponses à partir des modalités d'échelle, on peut regrouper en 2 catégories lesdites modalités. Ainsi, pour le cas de notre étude, la catégorie « oui » regroupe les réponses « tout à fait caractéristique de moi-même » et « assez caractéristique de moi-même », et la catégorie « non » les réponses « peu caractéristique de moi-même » et « pas du tout caractéristique de moi-même ».

L'instrument est conçu pour être rempli individuellement, sans supervision ni limite de temps, ce qui a été fait dans la présente recherche. Au terme du dépouillement des protocoles, nous avons recouru au taux de réponse. Seuls les items pour lesquels le taux de réponse est supérieur ou égal à 70% ont été retenus comme caractéristiques des étudiants.

Le rendement académique est la variable conséquente de cette étude. En fait, le rendement académique correspond aux performances d'un étudiant dans le cadre d'une discipline qu'il doit apprendre ou d'une compétence qu'il doit acquérir. De bonnes notes impliquent que l'étudiant ait acquis les connaissances et les habiletés afin de dominer la discipline. Mais le rendement académique peut également être mauvais, par exemple si un étudiant a des notes généralement mauvaises ou alors irrégulières. Dans le cadre précis de cette étude, le rendement académique est considéré dans sa globalité, c'est-à-dire la note obtenue (exprimée en pourcentage des points obtenus) par l'étudiant à l'issue de l'année académique. Il s'agit d'une variable métrique ayant deux modalités à savoir la réussite et l'échec. Chacune de deux modalités est définie en fonction des critères de délibération ayant libre cours au sein de notre université.

Pour rassembler les données relatives aux rendements académiques des étudiants de premier graduat et de deuxième licence, nous avons recouru à l'analyse documentaire. Comme l'affirme Bardin (1986, cité par Kamba, 2013, p.109), il s'agit d'une opération au cours de laquelle nous avons compilé les statistiques des inscrits ainsi que les procès-verbaux de délibération et les palmarès des résultats auprès de la Direction des services

académiques de l'Université de Kisangani. Ainsi, les résultats enregistrés pour les étudiants de premier graduat et de deuxième licence en première et deuxième session de l'année académique 2020-2021 ont été recueillis. Ces résultats ont été ventilés par facultés et par niveau d'étude.

Puis, pour le besoin de cette étude, nous avons réparti les étudiants en deux catégories en fonction de leur rendement académique à l'issue de l'année académique considérée. Cette procédure rejoint l'avis de Grawitz (2001, p. 573) lorsqu'elle affirme qu'une caractéristique importante de la documentation écrite, est que le chercheur n'exerce aucun contrôle sur la façon dont les documents ont été établis et doit sélectionner ce qui l'intéresse, interpréter ou comparer des matériaux pour les rendre utilisables.

Nous cherché à établir le lien qui pourrait exister entre l'utilisation d'un certain nombre de stratégies et le rendement académique à l'aide de la régression logistique pour dégager les prédicteurs dudit rendement.

En fait, la régression logistique propose de tester un modèle de régression dont la variable dépendante est dichotomique (codée 0-1) et dont les variables indépendantes peuvent être continues ou catégorielles. La régression logistique binomiale s'apparente beaucoup à la régression linéaire. Le poids de chaque variable indépendante est représenté par un coefficient de régression et il est possible de calculer la taille d'effet du modèle avec un indice semblable au coefficient de détermination (pseudo R^2). Toutefois, elle ne nécessite pas la présence d'une relation linéaire entre les variables puisque la variable dépendante est dichotomique.

Un modèle de régression logistique permet aussi de prédire la probabilité qu'un événement arrive (valeur de 1) ou non (valeur de 0) à partir de l'optimisation des coefficients de régression. Ce résultat varie toujours entre 0 et 1. Lorsque la valeur prédite est supérieure à 0,5, l'événement est susceptible de se produire, alors que lorsqu'elle est inférieure à 0,5, il ne l'est pas.

Comme pour la régression linéaire, l'objectif de la régression logistique est que la variable ajoutée au modèle permette plus efficacement de prédire l'appartenance au groupe que ne le fait le modèle initial (sans prédicteur). La probabilité log (log likelihood), qui s'apparente à la somme des carrés résiduelle (SC_R), permet de comparer la valeur observée et prédite pour une personne et ainsi d'évaluer le degré d'imprécision du modèle. Cette probabilité indique quelle proportion de variance il reste à expliquer après avoir intégré le prédicteur au modèle. Lorsque la valeur de la probabilité log reste élevée, le modèle est peu ajusté aux données, puisqu'il demeure beaucoup de variance à expliquer. La signification de la diminution de la probabilité log est évaluée dans une distribution χ^2 .

La statistique χ^2 remplit donc le même rôle que la valeur F et nous indique si le modèle est significatif. On peut ainsi répondre à la question :

est-ce que la probabilité log avec seulement la constante est réduite de manière significative lorsque l'on ajoute les prédicteurs ?

Pour Bressoux (2010) dont nous nous inspirons largement, dans la régression logistique, le modèle de base est le plus grand nombre de cas, c'est-à-dire la catégorie (0 ou 1) qui obtient la fréquence la plus élevée. En effet, il ne serait pas judicieux d'utiliser la moyenne comme dans la régression linéaire, puisque la moyenne de 0 et de 1 ne ferait pas de sens. Ainsi, le modèle qui fournit la meilleure prédiction est l'événement qui arrive le plus souvent. Ce dernier est utilisé comme constante.

L'amélioration du modèle est donc calculée à partir de la probabilité - 2 log de base (*log likelihood value* : -2LL), qui illustre la différence au carré entre le modèle de base (la constante ou l'événement qui arrive le plus souvent) et le modèle avec un ou plusieurs prédicteur (s).

$$\chi^2 = 2[LL(\text{modèle}) - LL(\text{base})]$$

La différence est mise au carré, car le degré de signification du résultat est évalué à partir de la distribution χ^2 (ddl = k-1), où k représente le nombre de paramètres dans le modèle.

La statistique R n'est pas fournie par SPSS, mais peut être calculée à la main. Elle représente la corrélation partielle entre chaque variable et la variable dépendante et se situe toujours entre - 1 et 1. Lorsque la valence est positive, la valeur du prédicteur augmente en même temps que la probabilité Y, alors que lorsque la valence est négative, la probabilité Y diminue quand la valeur du prédicteur augmente. Plus petite est la valeur calculée, plus faiblement le prédicteur contribue au modèle.

$$R = +/- \sqrt{\frac{\text{Wald} - (2 \times \text{ddl})}{-2LL(\text{original})}}$$

Par contre, la statistique R est calculée à partir de la statistique de Wald, qui sera décrite dans la prochaine section, et de ce fait, doit être interprétée avec prudence. La statistique Wald peut en effet se révéler imprécise dans certaines circonstances, notamment lorsque la taille de l'échantillon est importante. De plus, la statistique R ne peut pas être mise au carrée pour être interprétée comme le R^2 de la régression linéaire.

D'autres indicateurs peuvent aussi être utilisés. Ils sont fournis dans les tableaux de résultats. Le R^2_L de Hosmer et Lemeshow indique la réduction de la proportion de la valeur absolue de la probabilité log. En ce sens, il s'agit d'une mesure de l'amélioration de l'ajustement du modèle lorsqu'une variable est retirée. Sa valeur varie entre 0 (lorsque la variable indépendante ne permet pas de prédire Y) et 1 (lorsque la variable indépendante prédit parfaitement Y).

Ensuite, le R^2 de Cox et Snell (1989) et le R^2 Nagelkerke (1991), tous deux fournis dans un tableau SPSS, ces derniers s'apparentent aussi au R^2 de la régression linéaire. Le premier n'atteint jamais le maximum théorique de 1 et varie en fonction de la taille de l'échantillon. Le second est une modification du 1^{er} pour obtenir une valeur théorique plus près de 1. Ils mesurent la force de l'association (la taille d'effet) et fournissent un indice de l'ajustement au modèle. Ils représentent un estimé de la variance expliquée par le modèle. Plus leur valeur est élevée, plus la probabilité prédite par le modèle s'approche de la valeur observée.

Une fois que nous savons si le modèle est bien ajusté aux données, il est intéressant de connaître l'apport de chaque prédicteur à l'amélioration du modèle. Pour ce faire, nous avons recours à la statistique de Wald. Elle occupe la même fonction que le test-t dans la régression. Elle indique si chaque coefficient beta (b) contribue significativement à l'amélioration du modèle, donc si sa valeur est différente de 0. Elle est évaluée dans une distribution χ^2 . Cette statistique est calculée ainsi :

$$\text{Wald} = \frac{b}{\text{Err-t}_b}$$

Il est à noter que l'erreur-type est plus grande quand le coefficient b est élevé, il en résulte que la statistique Wald est sous-estimée et peut se révéler non significative même si elle l'est dans la réalité (erreur de type II).

Occupant une fonction similaire à celle du coefficient b dans la régression linéaire, le coefficient $\exp b$ indique le changement de proportion (*odds ratio*) lorsque le prédicteur X augmente d'une unité. Bressoux (2010, p.229) dit que la notion d'*odds* (que l'on peut traduire par « chances » ou par « cote ») est d'une grande utilité en affranchissant de la contrainte liée à l'intervalle [0-1] dans lequel doit être confinée une probabilité. L'*odds* est une nouvelle manière de présenter la relation entre les variables et elle offre, de plus l'intérêt de fournir une base d'interprétation simple au modèle.

Lorsque la valeur est plus grande que 1, la probabilité augmente avec le changement. Il faut savoir que la probabilité qu'un événement arrive (*odds*) est définie comme la probabilité qu'il arrive divisé par celle qu'il n'arrive pas :

$$\text{Odds} = \frac{\text{P(événement Y)}}{\text{P(pas événement Y)}}$$

On doit donc d'abord calculer

$$\text{P(événement Y)} = \frac{1}{1 + e^{-(b_0 + b_1 x_1)}}$$

Puis

$$\text{P (pas événement Y)} = 1 - \text{P (événement Y)}$$

Bressoux (2010, p. 235) soutient qu'on peut procéder à l'interprétation en termes d'odds. À cet effet, on va chercher à estimer l'effet marginal des variables explicatives sur les odds. Un élément très appréciable en ce cas, c'est que la valeur des coefficients de régression est constante sur l'odds. Aussi, les odds sont parfois un peu trompeuses si P est très proche de 0 ou de 1.

Si nous utilisons un exemple concret avec un prédicteur dichotomique pour faciliter la compréhension... nous disons que nous voulons évaluer la probabilité d'avoir la grippe P(Y) en ayant un vaccin (X = 1) et celle d'avoir la grippe sans utiliser le vaccin (X = 0).

Pour obtenir le résultat, nous devons donc remplacer la valeur de b_0 et de b_1 dans l'équation. Nous effectuons le calcul en remplaçant X par 0 pour obtenir la probabilité originale (odds), soit le rapport entre la probabilité d'avoir la grippe et de ne pas avoir la grippe lorsque nous n'avons pas de vaccin. Ensuite, nous reprenons le calcul avec le changement d'une unité du prédicteur, donc en remplaçant X par 1. Cette probabilité représentera le rapport entre la probabilité d'avoir la grippe et celle de ne pas avoir la grippe lorsque nous recevons un vaccin.

À partir de ce moment, nous pourrions calculer le changement de proportion, soit la valeur de $\exp b$.

$$\Delta \text{ odds} = \frac{\text{Odds après une unité de changement dans le prédicteur}}{\text{Odds original}}$$

Par ailleurs, les méthodes de régression disponibles sont les mêmes que pour la régression linéaire. Toutefois, le critère de sélection pour les méthodes progressives est différent. On peut donc opter pour la méthode Entrée et insérer toutes les variables prédictrices en même temps. De plus, si vous préférez sélectionner l'ordre d'entrée des variables, choisissez la méthode hiérarchique. Les paramètres seront calculés pour chaque bloc de variables.

Parmi les méthodes progressives, on a toujours le choix entre ascendante ou descendante. Dans la méthode ascendante, SPSS introduit la variable ayant le score le plus élevé en premier jusqu'à ce qu'aucune variable n'ait une statistique score significative (soit plus petit que 0,05). Dans la méthode descendante, le contraire se produit puisque le premier modèle évalué contient toutes les variables et SPSS retire celles qui ne contribuent pas significativement à l'amélioration de la prédiction. La différence avec la régression multiple est que SPSS évalue à chaque étape si certaines variables devraient être retirées en se basant sur :

* Le **rapport de vraisemblance** (*likelihood-ratio*, LR) : SPSS conserve la variable si le changement du LR est significatif quand la variable est retirée, ce qui indique que cette variable contribue à la qualité de l'ajustement

* La **statistique conditionnelle** : il s'agit d'un critère moins exigeant que le LR, donc il est préférable de prioriser le 1^{er}

* La **statistique Wald** : cette fois, SPSS retire toutes les variables pour lesquelles la statistique Wald est inférieure à 0,1. Cette méthode peut être utilisée avec un petit échantillon. Sinon, il est préférable de privilégier le LR.

Après la présentation de la méthodologie suivie dans cette étude, venons-en maintenant à la présentation, à l'analyse des données ainsi qu'à la discussion des résultats auxquels nous avons abouti. Ces résultats nous permettront de répondre à la question constituant la toile de fond de cette étude.

3. Résultats de l'étude

Pour rappel, nous cherchons à identifier les variables (stratégies) qui permettent de prédire le plus efficacement le rendement académique des étudiants. Nous vérifions donc l'effet des stratégies cognitives sur le rendement des étudiants. À cet effet, nous recourons à la régression logistique car les stratégies cognitives d'apprentissage (variables prédictrices) évaluées sont nominales et le rendement (variable dépendante) est une variable catégorielle.

3.1. Régression entre les stratégies cognitives de répétition et le rendement académique des étudiants

3.1.1. Étape 0 : Le modèle de base

Le premier tableau indique simplement que SPSS a conservé les mêmes valeurs que celles utilisées pour coder les variables, soit 0 pour les étudiants qui ont échoué et 1 pour ceux qui ont réussi.

Tableau 4. Codage de variables dépendantes

Valeur d'origine	Valeur interne
0 échec	0
1 réussite	1

Le tableau suivant illustre les valeurs utilisées pour la variable prédictrice catégorielle. Nous conservons les mêmes valeurs que pour coder la variable.

Tableau 5. Tableau de classement

Observations	Rendement		Pourcentage correct
	0	1	
Étape 0 Rendement	0	242	100,0
	1	282	0,0
Pourcentage global			53,8

Il ressort de la lecture du tableau de classement ci-dessus que la prédiction fait en se basant sur la catégorie la plus fréquente permet de classer 53,8%.

Le tableau des variables dans l'équation indique la valeur du coefficient b_0 . Dans notre cas, il est de $-0,153$

Tableau 6. Variables cognitives de répétition dans l'équation

		A	E.S.	Wald	ddl	Sig	Exp (B)
Étape 0	Constante	-0,153	0,088	3,047	1	0,081	0,858

Enfin, le dernier tableau montre les valeurs de la statistique score pour chaque variable prédictrice hors de l'équation qui s'apparente aux valeurs de corrélation partielle dans la régression multiple. Le tableau ci-dessous présente les scores pour les variables hors de l'équation de la manière suivante :

Tableau 7. Variables cognitives de répétition hors de l'équation

		Score	ddl	Sig.
Étape 0	Variables	Item 2	,260	1 ,610
		Item 3	,082	1 ,774
		Item 7	1,460	1 ,227
		Item 10	1,035	1 ,309
		Item 11	,873	1 ,350
		Item 12	,004	1 ,951
		Item 28	2,345	1 ,126
		Item 74	4,844	1 ,028
		Item 75	4,139	1 ,042
		Item 81	,087	1 ,767
		Item 94	,504	1 ,478
		Item 96	,391	1 ,532
		Statistiques globales		18,208

Il ressort du tableau ci-dessus que les valeurs prédictrices hors de l'équation ne sont pas toutes significatives. Ainsi, elles ne contribueraient donc pas probablement toutes à l'amélioration du modèle, excepté les items 74 et 75.

3.1.2. Étape 1 : Évaluation de la signification du modèle de régression

Le tableau récapitulatif des modèles fournit les valeurs 2 – LL pour l'étape du modèle inférieure à la probabilité 2-LL de base et si cette différence est significative, ceci nous indiquera si les termes de l'équation logistique finale prédisent mieux la probabilité d'avoir un bon rendement académique que ne le fait la probabilité initiale observée.

Tableau 8. Récapitulatif des modèles pour les stratégies cognitives de répétition

Etape	-2log-vraisemblance	R-deux de Cox et Snell	R-deux de Nagelkerke
1	704,840 ^a	,035	,046

a. L'estimation a été interrompue au numéro d'itération 3 parce que les estimations de paramètres ont changé de moins de ,001.

Il se dégage de la lecture du tableau 6.5 que les stratégies cognitives de répétition en contexte de lecture et d'étude régulière, celles reliées au cours voire à la préparation des examens expliquent à 4,6% le rendement académique des étudiants.

Le tableau de classement montre pour sa part que la prédiction se fait en se basant sur la catégorie la plus fréquente et permet de classifier 58%.

Tableau 9. Tableau de classement^a

Observations		Prévisions			
		Rendement		Pourcentage correct	
		0	1		
Étape 1	Rendement	0	88	154	36,4
		1	66	216	76,6
Pourcentage global					58,0

a. La valeur de césure est ,500

Étant donné qu'à l'unique étape, le modèle ne comprend qu'une variable, donc nécessairement, la valeur χ^2 est identique pour l'étape et le modèle tel qu'on peut le lire dans le tableau 10 qui suit.

Tableau 10. Tests de spécification du modèle pour les stratégies cognitives de répétition

		Chi-deux	ddl	Sig.
Étape 1	Étape	18,522	13	,139
	Bloc	18,522	13	,139
	Modèle	18,522	13	,139
	e			

A la lumière du tableau ci-dessus, nous pouvons dire que le modèle final ne permet pas de prédire significativement le rendement académique.

3.1.3. Étape 2 : Évaluation de l'ajustement des données au modèle de régression

Ensuite, il faut évaluer la signification statistique des coefficients estimés des variables indépendantes conservées afin de s'assurer que chacune contribue à mieux prédire P (y) qu'un modèle qui ne l'inclurait pas. Pour ce faire, nous nous basons sur la statistique wald. Cette dernière illustre la différence dans le modèle avant et après l'ajout de la dernière variable.

Tableau 11. Variables cognitives de répétition dans l'équation

		A	E.S.	Wald	ddl	Sig.	Exp(B)
Étape 1 ^a	Item 2	,006	,233	,001	1	,979	1,006
	Item 3	-,086	,220	,153	1	,696	,918
	Item 7	-,305	,270	1,274	1	,259	,737
	Item 10	,197	,189	1,092	1	,296	1,218
	Item 11	-,272	,225	1,464	1	,226	,762
	Item 12	-,020	,199	,010	1	,919	,980
	Item 28	,409	,228	3,221	1	,073	1,505

Item 74	-,529	,224	5,599	1	,018	,589
Item 75	,439	,189	5,405	1	,020	1,551
Item 81	,056	,271	,043	1	,836	1,058
Item 94	-,258	,208	1,538	1	,215	,772
Item 96	-,123	,214	,329	1	,566	,885
Constante	,201	,466	,186	1	,667	1,222

a. Variable(s) entrées à l'étape 1 : Item 2, Item 3, Item 7, Item 10, Item 11, Item 12, Item 28, Item 74, Item 75, Item 81, Item 94, Item 96.

Il s'observe dans le tableau ci-dessus qu'à l'unique étape tous les coefficients sont non significatifs, sauf pour 2 variables (Items 74 et 75). On affirme donc pour chaque variable que le coefficient est égal à 0. Par conséquent, les stratégies 74 et 75 contribuent à l'amélioration du modèle. Autrement dit, la lecture des volumes et/ou codex avant d'assister à un cours (Item 74) ainsi que la prise des notes mot à mot pendant les cours (Item 75) sont deux stratégies qui permettent de prédire le rendement académique des étudiants.

3.2. Régression entre les stratégies cognitives d'élaboration et le rendement académique des étudiants

3.2.1. Étape 0 : Le modèle de base

Le premier tableau indique simplement que SPSS a conservé les mêmes valeurs que celles utilisées pour coder les variables, soit 0 pour les étudiants qui ont échoué et 1 pour ceux qui ont réussi.

Tableau 12. Codage de variables dépendantes

Valeur d'origine	Valeur interne
0 échec	0
1 réussite	1

Le tableau suivant illustre les valeurs utilisées pour la variable prédictrice catégorielle. Nous conservons les mêmes valeurs que pour coder la variable.

Le tableau de classement ci-dessus montre pour sa part que la prédiction se fait en se basant sur la catégorie la plus fréquente permet de classer 53,8%.

Tableau 13. Tableau de classement ^{a,b}

Observations	Prévisions rendement		Pourcentage correct
	0	1	
Étape 0 Rendement	0	242	100,0
	1	282	0,0
Pourcentage global			53,8

a. La constante est incluse dans le modèle.

b. La valeur de césure est ,500

Le tableau des variables dans l'équation nous indique la valeur du coefficient b_0 . Dans notre cas, il est de $-0,153$.

Tableau 14. Variables cognitives d'élaboration dans l'équation

	A	E.S.	Wald	ddl	Sig	Exp (B)	
Étape 0	Constante	$-0,153$	0,088	3,047	1	0,081	0,858

Ci-dessous, nous présentons les valeurs de la statistique score pour chaque variable prédictrice hors de l'équation comme suit :

Tableau 15. Variables cognitives d'élaboration hors de l'équation

		Score	ddl	Sig.	
Étape 0	Variables	Item 8	2,367	1	,124
		Item 13	,458	1	,499
		Item 15	,713	1	,398
		Item 16	,336	1	,562
		Item 18	,014	1	,906
		Item 19	,001	1	,981
		Item 20	,386	1	,534
		Item 22	,887	1	,346
		Item 23	,953	1	,329
		Item 24	,539	1	,463
		Item 25	,201	1	,654
		Item 77	3,843	1	,050
		Item 83	,741	1	,389
		Item 87	,005	1	,942
		Item 92	1,135	1	,287
		Item 93	,485	1	,486
Item 95	,259	1	,611		
Statistiques globales		15,088	17	,589	

Il se dégage des résultats consignés dans le tableau 15 que les valeurs prédictrices hors de l'équation ne sont pas toutes significatives, sauf pour l'item 77. En fait, seul ledit item contribue probablement à l'amélioration du modèle, tandis que les autres items n'y contribuent aucunement.

3.2.2. Étape 1 : Évaluation de la signification du modèle de régression

Le tableau récapitulatif des modèles fournit les valeurs $2 - LL$ pour l'étape du modèle inférieure à la probabilité $2-LL$ de base et si cette différence est significative, ceci nous indiquera si les termes de l'équation logistique finale prédisent mieux la probabilité d'avoir un bon rendement académique que ne le fait la probabilité initiale observée.

Tableau 15. Récapitulatif des modèles pour les stratégies cognitives d'élaboration

Étape	$-2\log$ -vraisemblance	R-deux de Cox et Snell	R-deux de Nagelkerke
1	708,063 ^a	,029	,038

a. L'estimation a été interrompue au numéro d'itération 3 parce que les estimations de paramètres ont changé de moins de ,001.

Il se dégage de la lecture du tableau 6.13 que les stratégies cognitives d'élaboration en contexte de lecture et d'étude régulière, celles reliées au cours voire à la préparation des examens expliquent à 3,8% le rendement académique des étudiants.

Le tableau de classement montre que pour sa part que la prédiction se fait en se basant sur la catégorie la plus fréquente permet de classifier 59,5%.

Tableau 16. Tableau de classement^a

Observations		Prévisions		Pourcentage correct	
		Rendement			
		0	1		
Étape 1	Rendement	0	60	152	37,2
		1	60	222	78,7
Pourcentage global					59,5

a. La valeur de césure est ,500

De même que pour les stratégies cognitives de répétition, nous n'avons qu'une seule étape en ce qui concerne les stratégies cognitives d'élaboration. Aussi, le modèle ne comprend qu'une variable et la valeur χ^2 est identique pour l'étape et le modèle tel qu'on peut le lire dans le tableau 17 suivant.

Tableau 17. Tests de spécification du modèle pour les stratégies cognitives d'élaboration

		Chi-deux	ddl	Sig.
Étape 1	Étape	15,299	17	,574
	Bloc	15,299	17	,574
	Modèle	15,299	17	,574

Au regard des résultats repris dans le tableau 18, il apparaît que le modèle final ne permet pas de prédire significativement la probabilité du rendement académique des étudiants.

3.2.3. Étape 2 : Évaluation de l'ajustement des données au modèle de régression

En vue d'évaluer la signification statistique des coefficients estimés des variables indépendantes conservées afin de s'assurer que chacune contribue à mieux prédire P (y) qu'un modèle qui ne l'inclurait pas, nous nous basons sur la statistique wald illustrant la différence dans le modèle avant et après l'ajout de la dernière variable.

Il se lit dans le tableau 18 qu'à l'unique étape tous les coefficients sont non significatifs. Ainsi, le coefficient est égal à 0 pour chaque variable. Par conséquent, les stratégies cognitives d'élaboration préconisées par notre questionnaire d'enquête ne contribuent pas à l'amélioration du modèle. En

d'autres mots, les stratégies cognitives d'élaboration ne permettent pas de prédire le rendement académique des étudiants.

Tableau 18. Variables cognitives d'élaboration dans l'équation

	A	E.S.	Wald	ddl	Sig.	Exp(B)
Item 8	,407	,216	3,533	1	,060	1,502
Item 13	,125	,243	,264	1	,608	1,133
Item 15	,357	,212	2,824	1	,093	1,429
Item 16	,056	,216	,067	1	,796	1,057
Item 18	,089	,263	,114	1	,736	1,093
Item 19	,062	,227	,075	1	,785	1,064
Item 20	-,149	,192	,605	1	,437	,861
Item 22	,220	,213	1,066	1	,302	1,247
Item 23	-,218	,203	1,152	1	,283	,804
Étape 1 ^a Item 24	-,083	,217	,145	1	,703	,920
Item 25	-,063	,199	,101	1	,751	,939
Item 77	-,467	,250	3,488	1	,062	,627
Item 83	-,204	,262	,610	1	,435	,815
Item 87	-,019	,234	,007	1	,934	,981
Item 92	-,276	,236	1,366	1	,243	,759
Item 93	-,147	,222	,435	1	,509	,864
Item 95	,171	,222	,592	1	,442	1,186
Constant e	-,053	,465	,013	1	,910	,949

a. Variable(s) entrées à l'étape 1 : Item 8, Item 14, Item 16, Item 17, Item 19, Item 20, Item 22, Item 23, Item 24, Item 25, Item 77, Item 83, Item 87, Item 92, Item 93, Item 95.

3.3. Régression entre les stratégies cognitives d'organisation et le rendement académique des étudiants

3.3.1. Étape 0 : Le modèle de base

Le tableau 19 montre simplement que SPSS a conservé les mêmes valeurs que celles utilisées pour coder les variables, soit 0 pour les étudiants qui ont échoué et 1 pour ceux qui ont réussi.

Tableau 19. Codage de variables dépendantes

Valeur d'origine	Valeur interne
0 échec	0
1 réussite	1

Le tableau suivant illustre les valeurs utilisées pour la variable prédictrice catégorielle. Nous conservons les mêmes valeurs que pour coder la variable.

Tableau 20. Codages des variables nominales

Observations	Rendement		
	0	1	Pourcentage correct
Étape 0 Rendement	0	0	242
	1	0	282
Pourcentage global			53,8

Il se dégage de la lecture du tableau de classement que la prédiction se fait en se basant sur la catégorie la plus fréquente et permet de classer 53,8%.

Le tableau des variables cognitives d'organisation dans l'équation nous indique la valeur du coefficient b_0 . Dans notre cas, il est de $-0,153$.

Tableau 21. Variables cognitives d'organisation dans l'équation

		A	E.S.	wald	ddl	Sig	Exp (B)
Étape 0	Constante	-0,153	0,088	3,047	1	0,081	0,858

Les valeurs de la statistique score pour chaque variable prédictive hors de l'équation se présentent de la manière suivante.

La lecture du tableau 22 ci-dessus montre que les valeurs prédictives hors de l'équation ne sont pas toutes significatives, à l'exception des items 82 et 130. Ce sont ces deux items qui contribuent probablement à l'amélioration du modèle contrairement autres items.

Tableau 22. Variables cognitives d'organisation hors de l'équation

		Score	ddl	Sig.	
Étape 0	Variables	Item 1	,012	1	,911
		Item 4	1,279	1	,258
		Item 6	3,417	1	,065
		Item 8	,698	1	,403
		Item 21	2,718	1	,099
		Item 26	2,933	1	,087
		Item 27	1,493	1	,222
		Item 76	,124	1	,725
		Item 79	2,479	1	,115
		Item 82	6,260	1	,012
		Item 98	1,239	1	,266
		Item 126	2,336	1	,126
		Item 130	5,818	1	,016
		Statistiques globales		31,383	13

3.3.2. Étape 1 : Évaluation de la signification du modèle de régression

Le tableau récapitulatif des modèles fournit les valeurs $2 - LL$ pour l'étape du modèle inférieure à la probabilité $2-LL$ de base et si cette différence est significative, ceci nous indiquera si les termes de l'équation logistique finale prédisent mieux la probabilité d'avoir un bon rendement académique que ne le fait la probabilité initiale observée.

Tableau 23. Récapitulatif des modèles pour les stratégies cognitives d'élaboration

Étape	-2log-vraisemblance	R-deux de Cox et Snell	R-deux de Nagelkerke
1	690,835 ^a	,060	,080

a. L'estimation a été interrompue au numéro d'itération 4 parce que les estimations de paramètres ont changé de moins de ,001.

Il se dégage de la lecture du tableau 24 que les stratégies cognitives d'organisation expliquent pour 8% (R^2 de Nagelkerke = 0,80%) le rendement académique des étudiants.

Le tableau de classement montre pour sa part que la prédiction se fait en se basant sur la catégorie la plus fréquente et permet de classer 59,9%.

Tableau 24. Tableau de classement^a

Observations		Prévisions		Pourcentage correct
		Rendement		
		0	1	
Étape 1	Rendement	0	1	
		95	147	39,3
		1	219	77,7
Pourcentage global				59,9

a. La valeur de césure est ,500

De même que pour les stratégies cognitives de répétition, nous n'avons qu'une seule étape en ce qui concerne les stratégies cognitives d'élaboration. Aussi, le modèle ne comprend qu'une variable et la valeur χ^2 est identique pour l'étape et le modèle tel qu'on peut le lire dans le tableau 25 :

Tableau 25. Tests de spécification du modèle pour les stratégies cognitives d'organisation

		Chi-deux	ddl	Sig.
Étape 1	Etape	32,527	13	,002
	Bloc	32,527	13	,002
	Modèle	32,527	13	,002

Au vu des résultats consignés dans le tableau ci-dessus, nous notons que le modèle final permet de prédire significativement mieux la probabilité du rendement académique des étudiants.

3.2.3. Étape 2 : Évaluation de l'ajustement des données au modèle de régression

En vue d'évaluer la signification statistique des coefficients estimés des variables indépendantes conservées afin de s'assurer que chacune contribue à mieux prédire $P(y)$ qu'un modèle qui ne l'inclurait pas, nous nous basons sur la statistique wald illustrant la différence dans le modèle avant et après l'ajout de la dernière variable. Les résultats obtenus au terme du calcul sont repris dans le tableau ci-dessous :

Tableau 26. Variables cognitives d'organisation dans l'équation

	A	E.S.	Wald	ddl	Sig.	Exp(B)
Item 1	-,066	,319	,043	1	,836	,936
Item4	,262	,207	1,600	1	,206	1,299
Item 6	-,460	,276	2,777	1	,096	,632
Item 8	,050	,199	,062	1	,803	1,051
Item 21	-,443	,236	3,531	1	,060	,642
Item 26	,365	,209	3,056	1	,080	1,441
Étape 1 ^a Item 27	-,332	,208	2,542	1	,111	,717
Item 76	-,049	,203	,058	1	,810	,952
Item 79	,334	,208	2,577	1	,108	1,396
Item 82	-,664	,295	5,067	1	,024	,515
Item 98	-,047	,270	,031	1	,861	,954
Item 126	,742	,304	5,969	1	,015	2,101
Item 130	-,674	,301	5,016	1	,025	,509
Constante	,847	,548	2,384	1	,123	2,332

a. Variable(s) entrées à l'étape 1 : Item 1, Item 4, Item 6, Item 8, Item 21, Item 26, Item 27, Item 76, Item 79, Item 82, Item 98, Item 126, Item 130.

Il se lit dans le tableau 27 qu'à l'unique étape les coefficients ne sont significatifs que pour trois items sur les 13 items des stratégies cognitives d'organisation. Il s'agit, en l'occurrence les items 82, 126 et 130. Ainsi, le coefficient est différent de 0 pour ces trois items, mais il est égal à 0 pour chacune des 10 autres variables. Par conséquent, les stratégies cognitives d'organisation énoncées dans ces items précités contribuent à l'amélioration du modèle. En d'autres mots, seules les trois stratégies cognitives d'organisation permettent de prédire le rendement académique des étudiants.

4. Discussion des résultats

La contribution des stratégies cognitives est de l'ordre de 0,164. La part d'intervention de chacune des sous-catégories est de 0,046 (4,6%) pour les stratégies de répétition, 0,038 (3,8%) en ce qui concerne les stratégies d'élaboration et 0,080 (8%) concernant les stratégies d'organisation.

Le croisement des réponses des étudiants à leur rendement académique a débouché sur les constatations ci-après : En situation de lecture et de travail régulier, l'étudiant à succès se caractérise en général avant tout par l'utilisation de deux stratégies cognitives. En fait, avant d'assister à un cours, l'étudiant à succès fait la lecture des volumes et/ou codex qui lui ont été assignés et pendant les cours, il prend notes mot à mot. Notons que notre étude se distancie de celle de Boulet et collaborateurs qui n'a pas identifié une quelconque stratégie à ce premier niveau.

La différence avec Boulet et al. (1996) est que ces derniers n'avaient travaillé que sur les primo arrivants. Habituellement, ils n'ont pas

d'expériences universitaires, et recourent souvent à la mémorisation. Dans la présente étude, au-delà des primo arrivants, nous avons ajouté les finissants. Si les primo-arrivant n'ont pour manières d'étudier du secondaire, c'est-à-dire la mémorisation, les finissants, par contre, ont cumulé l'expérience du niveau supérieur.

Aucune stratégie cognitive d'élaboration ne s'est érigée en bon prédicteur des résultats des étudiants à succès. Ce qui rejoint le constat de Boulet et collaborateurs. Trois stratégies cognitives d'organisation caractérisent l'étudiant à succès. Cet étudiant se distingue d'abord par le fait qu'il fait une lecture rapide du texte pour en saisir l'idée générale afin d'approfondir la compréhension. Ensuite, il identifie tous les mots clés qui peuvent orienter le choix de la bonne réponse pendant un examen objectif. Enfin, il esquisse un plan de réponse avant de commencer de rédiger la réponse pendant un examen à développement.

Par conséquent, informé de ces stratégies qui permettent de prédire les résultats des étudiants, on peut élaborer une didactique autour de ces stratégies d'apprentissage pour lesquelles les enseignants doivent entraîner les étudiants.

Conclusion

En considérant les stratégies cognitives déclarées que nous avons croisé avec leur rendement à la fin de l'année académique, nous pouvons dresser le profil de l'étudiant à succès comme celui qui est capable de :

- Faire la lecture des volumes et/ou codex assignés pendant le cours
- Prendre note mot à mot
- Lire rapidement le texte pour en saisir l'idée générale afin d'approfondir la compréhension
- Identifier tous les mots qui peuvent orienter le choix de la bonne réponse pendant un examen objectif
- Esquisser un plan de réponse avant de commencer de rédiger la réponse pendant un examen à développement.

A la lumière de ces résultats, il y a lieu que l'étudiant réfléchisse sur ce qu'il apprend, mais aussi sur sa démarche d'apprentissage. Seule la réflexion sur sa démarche qui peut l'amener à acquérir une bonne autonomie cognitive et intellectuelle, gage de succès dans le processus d'apprentissage.

Conflit d'intérêts : Les auteurs n'ont signalé aucun conflit d'intérêts.

Disponibilité des données : Toutes les données sont incluses dans le contenu de l'article.

Déclaration de financement : Les auteurs n'ont obtenu aucun financement pour cette recherche.

References:

1. Bacro, F., Ferrière, S., Florin, A., Guimard, Ph. et Ngo, H. (2014). *Le bien-être des élèves à l'école et au collège : Validation d'une échelle d'évaluation multidimensionnelle et analyses différentielles*. Rapport terminal de recherche. Ministère de l'enseignement supérieur et de la recherche.
2. Berthaud, J., Erard, C., Giret, J.-F. et Guégnard, C. (2019). *Regards croisés sur les conditions de réussite dans l'enseignement supérieur français*. Paris : CNESEO.
3. Bégin, C. (2008). Les stratégies d'apprentissage : un cadre de référence simplifié. *Revue des sciences de l'éducation*, 34(1), 47-67.
4. Boulet, A., Savoie-Zajc, L. et Chevrier, J. (1996). *Les stratégies d'apprentissage à l'université*. Québec : Presses de l'Université de Québec.
5. Bressoux, P. (2010). *Modélisation statistique appliquée aux sciences sociales*. Bruxelles : De Boeck.
6. Cox, D.R. et Snell, E.J. (1989). *Analyses of Binary Data* (2nd ed.). London: Chapman and Hall.
7. Duguet, A. (2014). *Les pratiques pédagogiques en première année universitaire : description et analyse de leurs implications sur la scolarité des étudiants*. Thèse de doctorat. Université de Bourgogne, Dijon.
8. Grawitz, M. (2001). *Méthodes des sciences sociales*. 11^e édition. Paris : Dalloz
9. Guimard, P., Bacro, F., Ferrière, S., Florin, A. et Gaudonville, T. (2014). Le bien-être des élèves à l'école et au collège. Validation d'une échelle multidimensionnelle, analyses descriptives et différentielles. *Éducation et Formation*, 88-89,163-185.
10. Kamba, E. (2013). *Identification des caractéristiques des écoles primaires efficaces et de leurs déterminants dans la ville de Kisangani. Contribution à l'amélioration de la qualité du système éducatif en République Démocratique du Congo*. Thèse de doctorat en pédagogie. Université de Kisangani
11. Kemmer, D. (1999). *Open learning courses for adults*. Englewood Cliffs, NJ: Educational Psychology Publications.
12. Lambert-Le Mener, M. (2012). *La performance académique des étudiants en première année universitaire : influence des capacités cognitives et de la motivation* (Thèse en sciences de l'éducation). Université de Bourgogne, Dijon.

13. Mottet, M. et Rouissi, S. (2013). Stratégies de gestion des ressources et réussite dans un cours en ligne par des étudiants primo-entrants. *Formation et profession*, 21(2), 65-78. <http://dx.doi.org/10.18162/fp.2013.15>
14. Morlaix, S. et Suchaut, B. (2012). Les déterminants sociaux, scolaires et cognitifs de la réussite en première année universitaire. *Revue française de pédagogie*, (180), 77-94.
15. Nagelkerke, N.K.F. (1991). *A Note on a General Definition of the coefficient of Determination*. *Biometrika*, 78, 691-692.
16. Pintrich, P.R., Smith, D.A., Garcia, T. et McKeachie, W.J. (1993). Reliability and predictive validity of the Motivated Strategies for Learning Questionnaire (MSLQ). *Educational and psychological measurement*, 53(3), 801- 805.
17. Poumay, M. (2020). Six leviers pour améliorer l'apprentissage des étudiants du supérieur », *Revue internationale de pédagogie de l'enseignement supérieur* [En ligne], 30(1), 2014, mis en ligne le 07 avril 2014, consulté le 10 décembre 2020. URL : <http://journals.openedition.org/ripes/778> ; DOI : <https://doi.org/10.4000/ripes.778>
18. Romainville, M. et Michaut, C. (eds). (2012). *Réussite, échec et abandon dans l'enseignement supérieur*. Bruxelles : De Boeck.
19. Tinto, V. (1993). *Learning college: Rethinking the causes and cures of Student attrition* (2e ed). Chicago, IL: University of Chicago.
20. Tinto, V. (1997). Classrooms as communities: Exploring the educational character of student persistence. *The Journal of Higher Education*, 68, 599-623.
21. Vanmuylder, N., Salvia, P., De Broeu, F., Rooze, M ; et Louryan, S. (2006). Stratégies d'apprentissage des étudiants de premier cycle des études médicales, de graduat en biologie médicale et d'élèves infirmiers : une étude conduite au pôle universitaire européen Bruxelles-Wallonie. *Pédagogie médicale*, 7(1), 7-19. <http://www.pedagogie-medicale.org>