



المندوبية السامية للتخطيط
HAUT-COMMISSARIAT AU PLAN

ROYAUME DU MAROC
..*.*.*
HAUT COMMISSARIAT AU PLAN
..*.*.*
Institut National de Statistique
et d'Economie Appliquée
INSEA



Projet de Fin d'Etudes

Utilisation des modèles à classes latentes pour la classification des élèves en niveaux scolaires

Préparé par : M. Abdallah ABARDA

Sous la direction de :

M. Mohammed El haj TIRARI (INSEA)

M. Pierre VARLY (Varlyproject)

*Soutenu publiquement comme exigence partielle en vue de l'obtention du
Diplôme d'Ingénieur d'Etat
Option : Statistique*

Devant le jury composé de :

M. Mohammed El haj TIRARI (INSEA)

M. Fouad EL ABDI (INSEA)

M. Pierre VARLY (Varlyproject)

Juin 2013

N° : 166

Résumé

« *L'éducation a des racines amères, mais ses fruits sont doux* » Aristote.

Le problème d'identification des élèves en grande difficulté se pose toujours et surtout lorsqu'il s'agit d'un trait latent, réputé inobservable. Au Cameroun, des tests écrits (dits papier-crayon) et un test individuel de vitesse de lecture à l'oral, basé sur le principe d'EGRA, ont été administrés sur un échantillon et permettent d'identifier les élèves non lecteurs. Au Ghana, seul des tests écrits ont été mis en œuvre et ne permettent pas d'identifier strictement les élèves susceptibles de ne pas savoir lire.

L'idée de cette étude est de mettre en œuvre des modèles à classes latentes pour estimer la proportion d'élèves en difficulté d'apprentissage au Cameroun et de comparer la classification opérée par l'analyse des tests écrits aux observations des capacités de lecture à l'oral, afin d'affiner des modèles qui puissent ensuite être appliqués au Ghana.

L'ACL estime d'une manière parfaite la proportion des non lecteurs et des lecteurs, et fournit des indicateurs plus précis sur les problèmes rencontrés par les élèves, ainsi cet outil peut aussi intervenir lors de la construction des échelles de compétences.

Cette étude a également permis de conclure qu'il existe deux dimensions importantes qui peuvent agir sur l'apprentissage des acquis : la pauvreté et l'analphabétisme des parents.

Dans cette perspective, on peut suggérer l'utilisation de l'ACL afin de déterminer les caractéristiques des ménages susceptibles de prédire des problèmes de scolarisation dans le cadre du programme Tayssir (Maroc).

Mots clés : ACL, ATL, classification, éducation, élève, classe latente, compétences, lecture, calcul mental, Cameroun, Ghana, PASEC, évaluation des acquis, test, psychométrie.

Abstract

“The roots of education are bitter, but the fruit is sweet” ARISTOTE

The identification of pupils with major difficulties arises especially when it is a latent trait, deemed unobservable. In Cameroon, written tests (called pencil and paper) and an individual test of reading speed in oral, based on the EGRA principle were administered on a sample and identify the pupils who are not readers. In Ghana, only written tests were implemented and do not strictly identify pupils may not readers.

The goal is to estimate via using latent class models the proportion of students with learning disabilities in Cameroon and compare the classification made by the analysis of written tests observations capacity oral reading to refine models that can then be applied in Ghana.

The ACL estimates perfectly the proportion of non-readers and readers, and provides more accurate indicators of the problems faced by the pupils, and this tool can also occur during the construction of the proficiency scales.

This study also concluded that there are two important aspects that can influence the learning achievements: poverty and illiteracy of parents.

In this perspective, we can suggest the LCA to determine household characteristics likely to predict problems of education in the Tayssir (Morocco).

Keywords: LCA, LTA, classification, education, pupil, latent class, skills, reading, mental calculations, Cameroon, Ghana, PASEC, assessment of learning, test, psychometrics.

Dédicaces

Que ce travail témoigne de mes respects :

A mes parents :

Grâce à leurs tendres encouragements et leurs grands sacrifices, ils ont pu créer le climat affectueux et propice à la poursuite de mes études.

Aucune dédicace ne pourrait exprimer mon respect, ma considération et mes profonds sentiments envers eux.

Je prie le bon Dieu de les bénir, de veiller sur eux, en espérant qu'ils seront toujours fiers de moi.

A ma sœur et à mon frère.

A la famille HAMAMI et AKHIYAT.

Ils vont trouver ici l'expression de mes sentiments de respect et de reconnaissance pour le soutien qu'ils n'ont cessé de me porter.

A tous mes professeurs :

Leur générosité et leur soutien m'oblige de leurs témoigner mon profond respect et ma loyale considération.

A tous mes amis et mes collègues :

Ils vont trouver ici le témoignage d'une fidélité et d'une amitié infinie.

Abdallah ABARDA

Remerciement

Avant de commencer la présentation de ce travail, je profite de l'occasion pour remercier toutes les personnes qui ont contribué de près ou de loin à la réalisation de ce projet de fin d'études.

*Je tiens à exprimer mes vifs remerciements pour mon grand et respectueux professeur, **M. Mohammed EL HAJ TIRARI**, d'avoir accepté de m'encadrer pour mon projet de fin d'études, ainsi que pour son soutien, ses remarques pertinentes et son encouragement.*

*Je tiens à exprimer ma profonde reconnaissance et toutes mes pensées de gratitude à **M. Pierre VARLY**, qui m'a accompagné de près durant tout ce travail, pour sa disponibilité, pour la confiance qu'il a su m'accorder et les conseils précieux qu'il m'a prodigués tout au long de la réalisation de ce projet. Mes remerciements vont aussi à Mme **SIDI Aïchath Alaké** pour son soutien et ses remarques pendant toute la période du stage, et à l'équipe ETM qui m'a accueilli au début de ce stage.*

*Je tiens à remercier aussi **M. Fouad EL ABDI** de m'avoir honoré en acceptant de juger notre modeste travail. Veuillez trouver ici le témoignage de notre respect le plus profond.*

Mes remerciements vont aussi à tous mes professeurs, enseignants et toutes les personnes qui m'ont soutenus jusqu'au bout, et qui n'ont pas cessé de me donner des conseils très importants en signe de reconnaissance.

Sommaire

RESUME	2
DEDICACES ET REMERCIEMENT.....	4
SOMMAIRE	6
LISTE DES ABREVIATIONS	8
LISTE DES TABLEAUX ET DES GRAPHIQUES	9
PRESENTATION GENERALE	13
PRESENTATION DE L'ORGANISME D'ACCUEIL.....	14
OBJECTIFS ET PROBLEMATIQUE DE L'ETUDE	16
PARTIE 1 : PARTIE THEORIQUE.....	18
I. REVUE DE LA LITTERATURE	19
I.1 HISTORIQUE	19
I.2 EXEMPLES D'APPLICATION DE L'ACL DANS DIVERS DOMAINES.....	21
I.3 APPLICATION DE L'ACL A L'EVALUATION DES ACQUIS SCOLAIRES.....	24
II. MODELES A CLASSES LATENTES	26
II.1 INTRODUCTION	26
II.2 ANALYSE DES CLASSES LATENTES.....	28
II.3 EXEMPLE	29
II.4 EXPRESSIONS FONDAMENTALES DE L'ACL	34
II.5 ESTIMATION DES PARAMETRES ET SELECTION DU MODELE.....	40
II.6 PROBLEMES D'IDENTIFICATION ET QUELQUES SOLUTIONS ALTERNATIVES ..	45
III. MISE EN PRATIQUE DE L'ACL	46
III.1 CLASSIFICATION ACL.....	46
III.2 PROCEDURES LCA (SAS).....	46
PARTIE 2 : APPLICATION DE L'ACL AUX DONNEES DU CAMEROUN ET DU GHANA	48
I. APPLICATION AUX DONNEES DU CAMEROUN.....	49
I.1 SYNTHESE DES PRINCIPAUX RESULTATS DE L'ETUDE DU CAMEROUN.....	49
I.2 PRESENTATION DE LA STRUCTURE DES DONNEES DU CAMEROUN	52
I.3 APPLICATION DE L'ACL AUX TESTS DE LANGUE.....	54
I.4 COMPARAISON DE LA QUALITE DE LA CLASSIFICATION OBTENUE EN TEST DE LANGUE.....	72
I.5 APPLICATION DE L'ACL AU TEST DE MATH.....	78
I.6 COMPARAISON DE LA QUALITE DES MESURES.....	91
I.7 APPLICATION DE L'ACL AUX ITEMS SOCIO-ECONOMIQUES.....	92
II. APPLICATION DE L'ACL AUX DONNEES DU GHANA	98
II.1 TESTS DU GHANA.....	98
II.2 DESCRIPTION DE LA STRUCTURE DES DONNEES.....	100
II.3 APPLICATION DE L'ACL AU TEST DE LANGUE.....	100
II.4 APPLICATION DE L'ACL AU TEST DE MATH.....	106
III. ANALYSE DES DONNEES AVEC AUTRES METHODES QUE L'ACL.....	109
III.1 REGRESSION LOGISTIQUE BINAIRE	109
III.2 COMPARAISON ENTRE L'APPROCHE ACL ET LA REGRESSION LOGISTIQUE	111
IV. ANALYSE DES TRANSITIONS LATENTES POUR LES DONNEES PASEC.....	113
IV.1 ANALYSE DES NIVEAUX DE PERFORMANCE EN DÉBUT ET FIN D'ANNÉE	113

IV.2	PRÉSENTATION DE L'ATL.....	115
IV.3	MISE EN ŒUVRE DE L'ATL.....	117
IV.4	ANALYSE DES RÉSULTATS DE TRANSITION DES ÉLÈVES	118
PARTIE 3 : CONCLUSIONS ET PERSPECTIVES		122
I.	SYNTHESE ET BILAN DES RESULTATS : VALEUR AJOUTEE DE L'ACL.....	123
II.	INTERET ET LIMITES DE L'ACL et de l'ATL	125
III.	RECOMMANDATIONS	127
BIBLIOGRAPHIE.....		129
INDEX		131
ANNEXES:		133

Liste des abréviations

ACL : Analyse des Classes Latentes
AIC : *Akaike Criterium Information*
ATRL : Analyse des Traits Latents
ATL : Analyse des Transitions Latentes
BD : Base de Données
CM1 : Cours Moyen Première Année
CONFEMEN : Conférence des Ministres de l'Education des pays ayant le Français en Partage
DPPC : Division de la Planification, des Projets et de la Coopération, Cameroun.
EGMA : *Early Grade Mathematical Assessment*
EGRA : *Early Grade Reading Assessment*
IEA : Association Internationale pour l'Evaluation du Rendement Scolaire
INDH: Initiative Nationale pour le Développement Humain
IRDP : Institut de Recherche et de Documentation Pédagogique
LAMP : *Literacy Assessment and Monitoring Programme*
MAD : *Maximum absolute deviation*
NEA : *National Education Assessment*
OMS : Organisation mondiale de la santé
OOSCI : Out-of-School Children Initiative
PASEC : Programme d'Analyse des Systèmes Educatifs de la CONFEMEN
PCL : Prévalence de la Classe Latente
PFE : Projet de Fin d'Etudes
PIRLS: *Progress in International Reading Literacy Study*
PISA : Programme International pour le Suivi des Acquis des élèves
PRI : Probabilité de Réponse aux Items
SES : Statut Socioéconomique
Tax. : Taxonomie
TCR : Tableau Croisé
TC : Test au Cameroun
TG : Test au Ghana
TIMSS : *Trends in International Mathematics and Science Study*
TRI : Théorie des Réponses aux Items
UNESCO : *United Nations Educational, Scientific and Cultural Organization*
USAID : *U S Agency International Development*

Liste des tableaux et des graphiques

Liste des tableaux

Tableau 1 : Classification des méthodes des variables latentes.....	27
Tableau 2 : Proportions de réponses aux items	29
Tableau 3 : Structures des réponses	30
Tableau 4 : Modèle à 4 classes latentes ‘développement pubertaire’	32
Tableau 5 : Exemple théorique avec deux variables et deux classes latentes.....	35
Tableau 6 : Critères de choix du modèle (Exemple).....	44
Tableau 7 : Structure des données du Cameroun.....	53
Tableau 8 : Caractéristiques des items du modèle 1-Langue	55
Tableau 9 : Critères de choix du modèle (modèle 1-Langue)	56
Tableau 10 : Caractéristiques des items du modèle 2-Langue	57
Tableau 11 : Critères de choix du modèle (Modèle 2-Langue)	58
Tableau 12 : Caractéristiques des items du modèle 3-Langue	60
Tableau 13 : Critères de choix du modèle (Modèle 2-Langue).....	60
Tableau 14 : Probabilités conditionnelles de réponses (Modèle 1- langue).....	62
Tableau 15 : Scores des classes latentes (modèle 1 – Langue).....	63
Tableau 16 : Comparaison entre les scores des classes et les scores de Langue	63
Tableau 18 : Probabilités conditionnelles de réponses (Modèle 2 de Langue)	67
Tableau 19 : Score des classes latentes (Modèle 2 - Langue)	68
Tableau 20 : Probabilités conditionnelles de réponses (Modèle 3 - Langue).....	70
Tableau 21 : les scores des classes latentes (Modèle 3 - langue).....	70
Tableau 22 : Niveau de classification du test oral	73
Tableau 23 : Comparaison des proportions des bons et des non lecteurs	74
Tableau 24 : Proportion des biens classés.....	74
Tableau 25 : Autre comparaison de la classification des élèves à risque	75
Tableau 26 : Proportions et effectives d’élèves à risque d’être non lecteurs.....	75
Tableau 27 : Comparaison de la classification obtenue	76
Tableau 28 : Caractéristiques des items du modèle 1-Math.....	78
Tableau 29 : Critères de choix du modèle (modèle1-Math).....	79
Tableau 30 : Caractéristiques des items du modèle 2-Math.....	80
Tableau 31 : Critères de choix du modèle (Modèle 2-Math)	81
Tableau 32 : Caractéristiques des items du modèle 3-Math.....	82
Tableau 33 : Critères de choix du modèle (Modèle 3-Math)	82
Tableau 34 : Probabilités conditionnelles de réponses (Modèle 1- Math).....	84
Tableau 35 : Probabilités conditionnelles de réponses (Modèle 2 - Math)	87
Tableau 36 : Probabilités conditionnelles de réponses (Modèle 2 - Math)	89
Tableau 37 : Proportion des élèves biens classés	91
Tableau 38 : Probabilités conditionnelles de réponses aux items SES	93
Tableau 39 : Classes SES selon le genre.....	94
Tableau 40 : Classes des lecteurs et non lecteurs en fonction des classes SES.....	95
Tableau 41 : Caractéristiques des items du modèle 1 de langue	101
Tableau 42 : Critères de choix du modèle (Modèle 1-Langue).....	101
Tableau 43 : Caractéristiques des items (modèle 2 - langue TG).....	102

Tableau 44 : Critères du choix du modèle (Modèle 2 - Langue).....	103
Tableau 45 : Comparaison entre la classification basé sur les scores et la classification ACL	105
Tableau 46 : Proportion des biens classés.....	106
Tableau 47 : Critères du choix du modèle (Modèle-1 de langue, Cas du Ghana)	106
Tableau 48 : Critères de choix du modèle (Modèle 2 – Math, Cas du Ghana).....	107
Tableau 49 : Critères de choix du modèle (Modèle 3 – Math, Cas du Ghana).....	107
Tableau 50 : Régression logistique binaire	110
Tableau 51 : Tableau de classement (Régression logistique).....	110
Tableau 52 : Comparaison entre la classification logistique et l’ACL	111
Tableau 53 : Analyse des transitions des élèves en se basant sur les scores	114
Tableau 54 : Correspondances items PASEC début et fin d'année (5ème année français)	114
Tableau 55 : Critères de choix du modèle (ATL).....	117
Tableau 56 : Probabilités conditionnelles de réponses aux items (ATL).....	118
Tableau 57 : Prévalences des classes latentes au début et fin de l’année scolaire	119
Tableau 58 : Matrice des probabilités de transition	120
Tableau 59 : Tableau récapitulatif des résultats	124
Tableau 60 : Table de corrélation des items (Modèle 1 – Langue, Cas du Cameroun)	133
Tableau 61 : Table de corrélation des items (Modèle 2 – Langue, Cas du Cameroun)	133
Tableau 62 : Table de corrélation des items (Modèle 3 – Langue, Cas du Cameroun)	134
Tableau 63 : Caractéristiques du test de Langue (Cameroun).....	134
Tableau 64 : Caractéristiques du test de Math (Cameroun)	135
Tableau 65 : Comparaison des moyennes des scores dans les écoles publiques et privés	137
Tableau 66 : Test d'homogénéité des variances.....	138
Tableau 67 : Test d'homogénéité des variances après transformation Log-népérien.....	138
Tableau 68 : ANOVA à un facteur	138
Tableau 69 : Critères du choix du modèle (SES).....	139
Tableau 70 : Variables dans l’équation (Régression logistique)	140
Tableau 71 : Tests de spécification du modèle.....	140
Tableau 72 : Comparaison entre la classification à priori et la classification automatique	141
Tableau 73 : Comparaison entre la classification ACL et la classification automatique	142
Tableau 74 : Probabilités conditionnelles de réponses (Modèle 1 – Langue, cas du Ghana).....	143
Tableau 75 : Probabilités conditionnelles de réponses (Modèle 1 – Langue, cas du Ghana).....	144
Tableau 76 : Probabilités conditionnelles de réponses (Modèle 1 – Math, cas du Ghana)	145
Tableau 77 : Probabilités conditionnelles de réponses (Modèle 2 – Math, cas du Ghana)	146
Tableau 78 : Probabilités conditionnelles de réponses (Modèle 3 – Langue, cas du Ghana).....	147
Tableau 79 : Probabilités conditionnelles de réponses (Modèle 3 – Math, cas du Ghana)	148
Tableau 80 : Critères du choix du modèle 1 ATL avec 9 items	150
Tableau 81 : Modèle ACL (pour les 5 items de l’ATL).....	150
Tableau 82 : Modèle 2 LTA PASEC avec 6 items (3 par domaine).....	151

Liste des graphiques

Graphique 1 : Prévalences des classes latentes (Exemple)	33
Graphique 2 : Probabilités conditionnelles de réponses.....	33
Graphique 3 : les critères de choix du modèle.....	45
Graphique 4 : Domaines du test de langue (Cameroun)	50
Graphique 5 : Domaines du test de Math (Cameroun)	51
Graphique 6 : Echelle de compétences en langue (Cameroun)	51
Graphique 7 : Indice de difficulté des items du modèle 1-Langue	55
Graphique 8 : Critères de choix du modèle (modèle 1-Langue).....	56
Graphique 9 : Distribution de Log-vraisemblance pour les valeurs initiales (modèle 1-Langue)	57
Graphique 10 : Indice de difficulté des items du modèle 2-Langue	58
Graphique 11 : Critères de choix du modèle (modèle 2-Langue).....	59
Graphique 12 : Distribution de Log-vraisemblance pour les valeurs initiales (modèle 2-Langue)	59
Graphique 13 : Critères de choix du modèle (modèle 3-Langue).....	60
Graphique 14 : Relation entre les probabilités de réponses et les classes latentes (Modèle 1 – Langue)	65
Graphique 15 : Boite à moustache des classes latentes en fonction des scores de la lecture (Modèle 1- Langue)	66
Graphique 16 : Relation entre les probabilités de réponses et les classes latentes (Modèle 2 – Langue)	69
Graphique 17 : Relation entre les probabilités de réponses et les classes latentes (Modèle 3 – Langue)	72
Graphique 18 : Relation entre les classes et les scores de lecture	73
Graphique 19 : Comparaison des proportions des bons lecteurs et des non lecteurs.....	74
Graphique 20 : Echelle de compétences en langue (publique / privé)	76
Graphique 21 : Modèles ACL par groupement	77
Graphique 22 : Critères de choix du modèle (modèle1-Math).....	79
Graphique 23 : Distribution de la log-vraisemblance pour le modèle1-Math.....	80
Graphique 24 : Critères de choix du modèle (Modèle 2-Math).....	81
Graphique 25 : Distribution de la log-vraisemblance pour le modèle 2-Math	81
Graphique 26 : Critères de choix du modèle (Modèle 3-Math).....	83
Graphique 27 : Distribution de la log-vraisemblance pour le modèle 3-Math	83
Graphique 28 : Relation entre les probabilités de réponses et les classes latentes (Modèle 1 – Math)..	86
Graphique 29 : Relation entre les probabilités de réponses et les classes latentes (Modèle 2 – Math)..	88
Graphique 30 : Relation entre les probabilités de réponses et les classes latentes (Modèle 3 – Math)..	90
Graphique 31 : Relation entre les scores du test de calcul et les classes latentes construites sur le test écrit	90
Graphique 32 : Relation entre les probabilités de réponses et les classes latentes (modèle SES)	94
Graphique 33 : Proportions des élèves lecteurs et non lecteurs selon les classes SES	96
Graphique 34 : Relation entre les scores de la lecture et les classes SES	96
Graphique 35 : Domaines du test de langue au Ghana	98
Graphique 36 : Domaine du test de mathématiques au Ghana.....	99
Graphique 37 : Indice de difficulté pour le test de langue	99
Graphique 38 : Indice de difficulté pour le test de Mathématiques	100
Graphique 39 : Critères de choix du modèle (Modèle 1-Langue TG)	102
Graphique 40 : Critères du choix du modèle (Modèle 2 – Langue).....	103

Graphique 41 : Relation entre les probabilités de réponses et les classes latentes (modèle -3- langue, cas du Ghana).....	104
Graphique 42 : Probabilités conditionnelles de réponses aux items (Modèle 3 Math, Cas du Ghana)	108
Graphique 43 : Classification de la régression logistique	111
Graphique 44 : Critères de choix du modèle (ATL).....	117
Graphique 45 : Graphe des probabilités de transition.....	120
Graphique 46 : Indice de difficulté (test de Math, Cameroun).....	135
Graphique 47 : Indice de difficulté (Test de langue, Cameroun)	136
Graphique 48 : Moyenne de scores de Lecture	137
Graphique 49 : Critères du choix du modèle (SES).....	139
Graphique 50 : Mesure par silhouette de la cohésion et de la séparation.....	141
Graphique 51 : Critères du choix du modèle 1 ATL avec 9 items.....	150
Graphique 52 : Critères du choix du modèle 1 ATL avec 9 items.....	151
Graphique 53 : Modèle 2 LTA PASEC avec 6 items (3 par domaine).....	152

Liste des schémas

Schéma 1 : Processus d'apprentissage (PFE).....	13
Schéma 2 : Domaines de compétences VARLYPROJECT	15
Schéma 3 : Auteurs historiques de l'ACL.....	20
Schéma 4: Classification de la population selon le type des phobies sociales	22
Schéma 5 : Indépendance conditionnelle.....	36
Schéma 6 : Algorithme EM.....	41
Schéma 7 : Procédure ATL appliquée aux données du PASEC.....	116
Schéma 8 : Proportion des classes latentes au début et fin d'année (ATL).....	119

Présentation générale

Le présent document constitue la synthèse de notre travail dans le cadre du projet de fin d'études élaboré au sein de la société Varlyproject. Ce projet a pour objectif d'analyser les compétences des élèves au Cameroun et au Ghana, de faire ressortir une classification selon leurs apprentissages et selon leurs conditions socioéconomiques et d'en déduire quelques mesures à prendre par les autorités afin d'améliorer la qualité et la performance des élèves. Le projet sert aussi à introduire de nouvelles techniques d'analyse des données qui peuvent être appliquées dans divers champs.

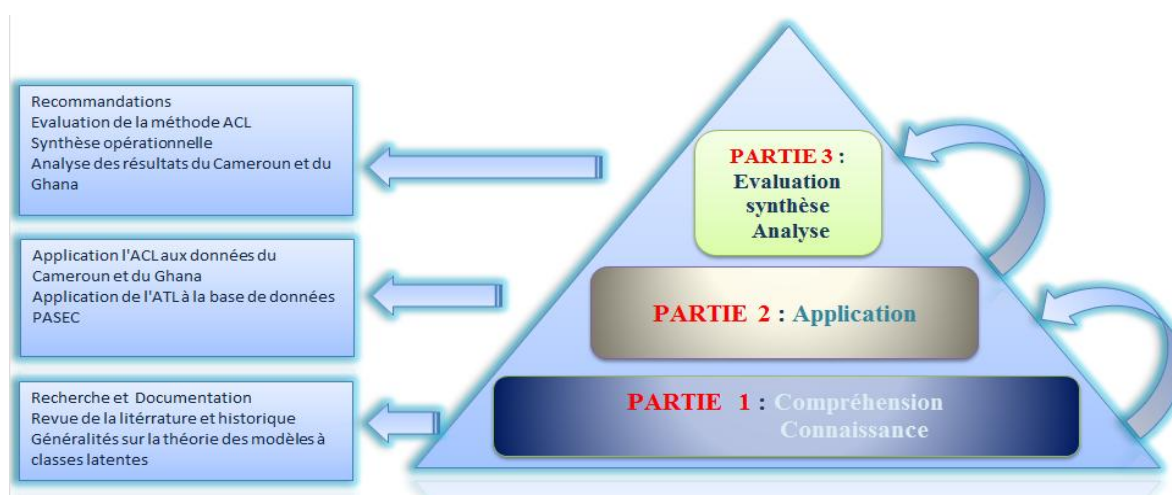
Au cours de cette étude, nous allons utiliser une nouvelle approche de classification dénommée l'analyse des classes latentes qui permet de générer des classes d'élèves inobservables et difficilement mesurables par d'autres méthodes. Pour cela on va utiliser des logiciels génériques comme SAS et des logiciels spécifiques à l'ACL LEM.

Afin de comparer la qualité de classification de l'ACL, on va utiliser la régression logistique et d'autres techniques d'analyse. Pour se faire, on va se baser souvent sur les logiciels SAS et SPSS.

Ce projet se compose de trois grandes parties. Dans la première partie, nous allons présenter une revue de la littérature, la théorie des modèles à classes latentes et la mise en pratique sur les logiciels. La deuxième partie se penchera sur l'analyse des modèles à classes latentes et leurs applications pour la classification des élèves au Cameroun et au Ghana. Enfin, une dernière partie où nous allons présenter des conclusions et des perspectives ; Nous introduirons également l'analyse des transitions latentes (ATL) sur la base des données PASEC.

Le schéma ci-dessous résume les parties de cette étude. Il présente un processus d'apprentissage emprunté à la taxonomie de Bloom.

Schéma 1 : Processus d'apprentissage (PFE)



Source : Fait par les auteurs

Présentation de l'organisme d'accueil

VARLYPROJECT est une SARL spécialisée dans le domaine de l'éducation. Elle est installée à Rabat (Maroc) depuis le 21 juin 2010. En dehors de ses activités de conseils, Varlyproject s'engage dans la vulgarisation de la recherche et le développement à travers un blog et la collaboration à titre bénévole avec des organisations non gouvernementales comme One Laptop Per Child France.

La société est dirigée par Monsieur Pierre VARLY, expert statisticien, titulaire d'un Master en Econométrie et ayant plus de 12 ans d'expérience dans l'analyse de données sur l'éducation. L'équipe Varlyproject se compose aussi de Mme Alaké Aichath Sidi qui est chargée d'études statistiques, ingénieure Statisticienne, Lauréate de l'Institut Nationale de Statistique et d'Economie Appliquée, qui a réalisé son PFE dans la société.

En tant que coordonnateur du Programme d'Analyse des Systèmes Educatifs de la CONFEMEN (PASEC), à Dakar de 2005 à 2009, Monsieur VARLY a encadré une équipe de six jeunes statisticiens appuyée ponctuellement par des contractuels et chaque année par des stagiaires de l'école de statistique de Dakar.

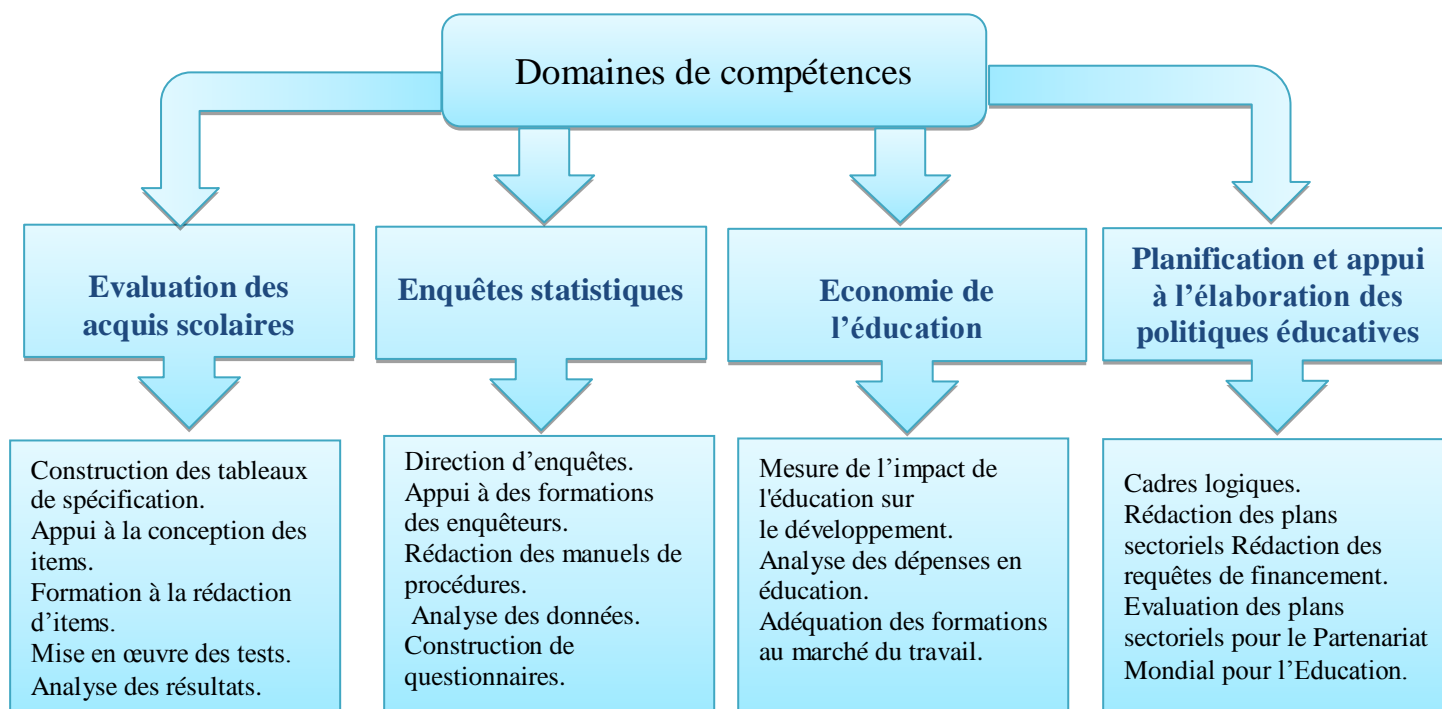
Dans le même esprit, Varlyproject prend en stage des étudiants de l'INSEA depuis 2011. On notera que pour ce stage de PFE, une sélection sur la base d'un dossier constitué d'un CV, d'une lettre de motivation et d'une note de compréhension de la problématique a été mise en œuvre.

Les thèmes de ces différents stages tournent autour de l'amélioration des méthodes économétriques utilisés en éducation (pondérations, imputations, méthodes de pseudo panels, analyses multi niveaux, théorie de réponse à l'item, etc.). On notera également que les sujets de stages ne résultent pas d'une commande ou d'une demande de prestations de services d'un éventuel client mais sont élaborés par la société pour approfondir certains aspects des analyses statistiques et tester de nouvelles méthodes. Le but est également de produire de la littérature francophone dans des domaines tels que la psychométrie où la littérature est quasi exclusivement en anglais.

Le stagiaire participe également à la vie de la société (ici installation d'un nouveau bureau) et ponctuellement à des activités liées aux projets en cours (aide à la traduction de questionnaires, missions sur le terrain). Des séances hebdomadaires de suivi du PFE sont organisées.

Les domaines de compétences de VARLYPROJECT sont présentés comme suit :

Schéma 2 : Domaines de compétences VARLYPROJECT



Source : Fait par les auteurs

Varlyproject exerce ses activités pour le compte de gouvernements ou d'organismes privées, où la société agit comme sous-contractant ou en contrat direct.

Objectifs et problématique de l'étude

L'utilisation de l'ACL entre dans le cadre de l'amélioration des outils statistiques dans le domaine éducatif.

La mise en œuvre d'évaluations des acquis à large échelle est particulièrement coûteuse (déplacement d'administrateurs de tests sur le terrain, impression des tests, traitement et analyse des données). La phase d'analyse des données relevant des enquêtes d'évaluation des acquis scolaires nécessite des méthodes performantes aboutissant à des résultats fiables et interprétables en termes pédagogiques. La plupart des évaluations des acquis repose sur le calcul d'un score moyen qui n'apporte que peu d'informations sur les compétences des élèves. L'analyse des réponses aux items permet de construire des échelles d'aptitude mais mobilise des techniques très complexes. Nous allons donc tester l'ACL comme méthode alternative. L'utilisation des modèles à classes latentes dans notre projet de fin d'études répond à plusieurs besoins :

Objectifs en terme statistique:

- ✓ Construire un cadre théorique des modèles à variables latentes dans le domaine de l'éducation en assurant une suite du PFE Varlyproject 2012 (Aicha Sidi).
- ✓ Utiliser L'ACL pour les données de Cameroun et du Ghana et comparer les résultats obtenus dans chaque cas avec les informations disponibles.
- ✓ Faire un bilan critique sur l'utilisation des modèles à classes latentes.
- ✓ Enrichir la littérature francophone par la rédaction d'un rapport complet sur les modèles à classes latentes qui sera mis en ligne.

Objectifs pour les praticiens:

- ✓ Déterminer des classes d'élèves selon leurs niveaux à partir des tests de langue et de mathématiques d'une part, et en utilisant des variables socioéconomiques d'autre part.
- ✓ Spécifier les caractéristiques associées à chaque classe.
- ✓ Fournir une vision générale sur la situation des acquis en langue et en mathématiques en s'attardant plus précisément sur les élèves en grandes difficultés.
- ✓ Permettre aux décideurs de connaître l'état des apprentissages et des acquis scolaires, pour les aider à opérer les rattrapages/remédiations nécessaires et adopter les solutions adéquates pour chaque classe (niveau).
- ✓ Mettre au point une méthode permettant de créer des mesures sur un petit nombre d'items.

Ce rapport se base sur trois jeux de données:

- Une évaluation nationale des compétences en langues et mathématiques en 5^{ème} année au Cameroun (2011).
- Une évaluation nationale des compétences en langues et mathématiques en 3^{ème} année et 6^{ème} année au Ghana (2011).

- Les données de l'évaluation internationale PASEC au Cameroun en 5^{ème} année (2006).

Dans les deux cas, au Cameroun et au Ghana, le problème est d'identifier les élèves en grande difficulté ou susceptibles de ne pas savoir lire. Au Cameroun, un test de lecture à l'oral, basé sur le principe d'EGRA, a été administré individuellement à tous les élèves de l'échantillon ; tandis qu'au Ghana, des méthodes statistiques ont permis d'estimer la proportion d'élèves non lecteurs ou plutôt susceptibles de ne pas savoir lire. Dans le cas du Cameroun, nous avons à la fois les réponses à un test écrit (dit papier-crayon) mais aussi des observations individuelles des capacités de lecture des élèves. Dans le cas du Ghana, on ne dispose que des résultats à un test écrit et qui est de plus composé par des QCM (Questions à Choix Multiples).

L'idée est donc d'estimer à travers l'utilisation des modèles à classe latente, quelle est la proportion d'élèves non lecteurs au Cameroun et de comparer la classification opérée par l'analyse des tests écrits aux observations des capacités de lecture à l'oral, afin d'affiner des modèles qui puissent ensuite être appliqués au Ghana.

Plusieurs évaluations sont en cours au Ghana : des évaluations EGRA en 2^{ème} année en anglais et dans les langues nationales et des tests écrits en 3^{ème} et 6^{ème} année. Le commanditaire de ces études, l'USAID, a demandé explicitement que les tests écrits puissent être utilisés pour identifier les élèves ne sachant pas lire ou n'ayant pas acquis les compétences de base en calcul/numeracy. Ce PFE devrait donc permettre d'alimenter la réflexion en cours sur la construction et l'exploitation des tests du Ghana.

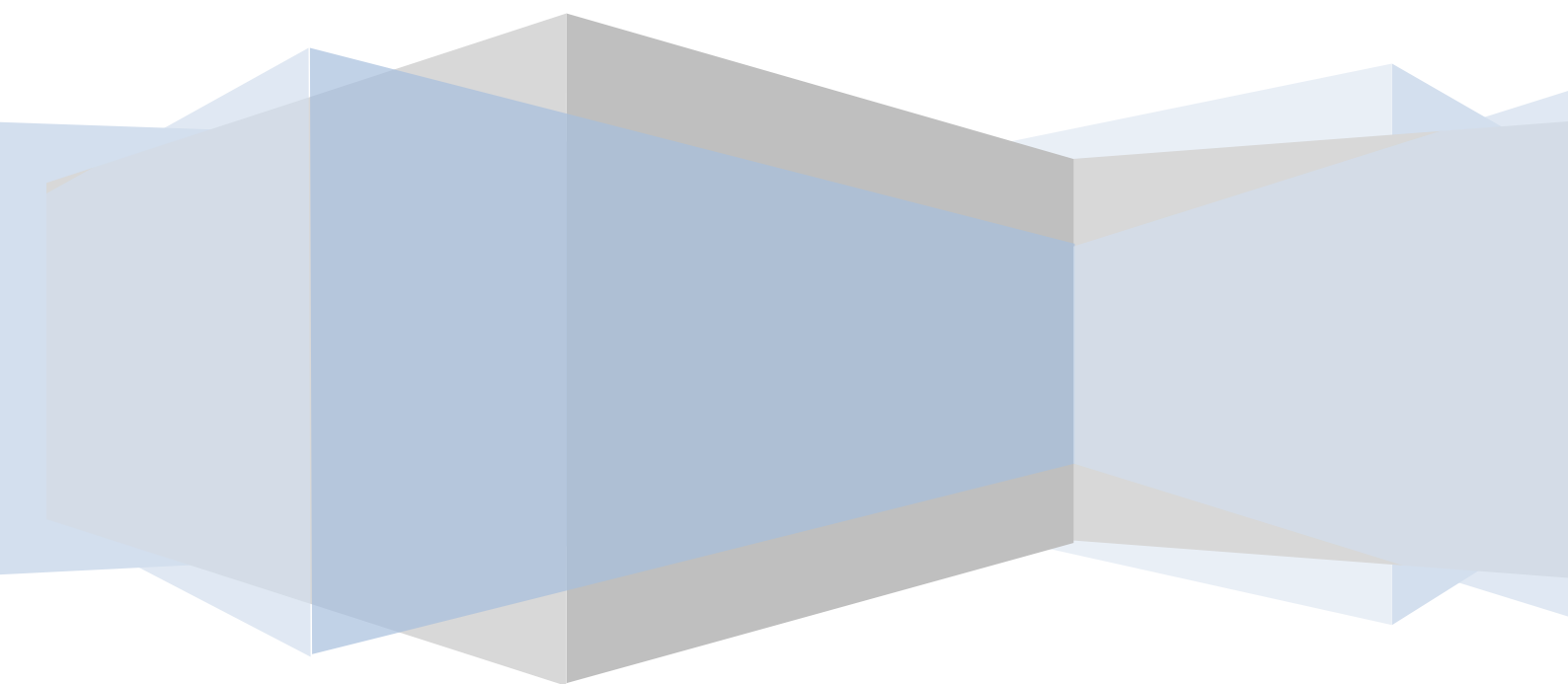
S'agissant du Cameroun, on cherche à déterminer des modèles fonctionnant sur très peu d'items qui puissent être mis en œuvre ultérieurement pour suivre la proportion d'élèves non lecteurs, que ce soit au niveau du pays, des régions ou des écoles.

Enfin, comme le test Cameroun contient des items d'une évaluation internationale (PASEC), les modèles sont potentiellement applicables dans 21 pays ayant mené des évaluations depuis 1991 (Afrique subsaharienne, Liban et Asie du Sud-est).

Les méthodes ACL peuvent avoir un champ d'application plus large. Comme le suggère l'UNESCO dans le cadre du projet LAMP¹, elles peuvent permettre d'identifier les ménages susceptibles d'être alphabétisés. Au Maroc, nous pensons que les méthodes ACL peuvent être utilisées pour déterminer les ménages susceptibles de connaître des problèmes de scolarisation des enfants et pouvant être l'objet de mesures d'appui social comme le programme Tayssir.

¹PROGRAMME D'ÉVALUATION ET DE SUIVI DE L'ALPHABÉTISATION

PARTIE 1 : PARTIE THEORIQUE



I. REVUE DE LA LITTERATURE

I.1 HISTORIQUE

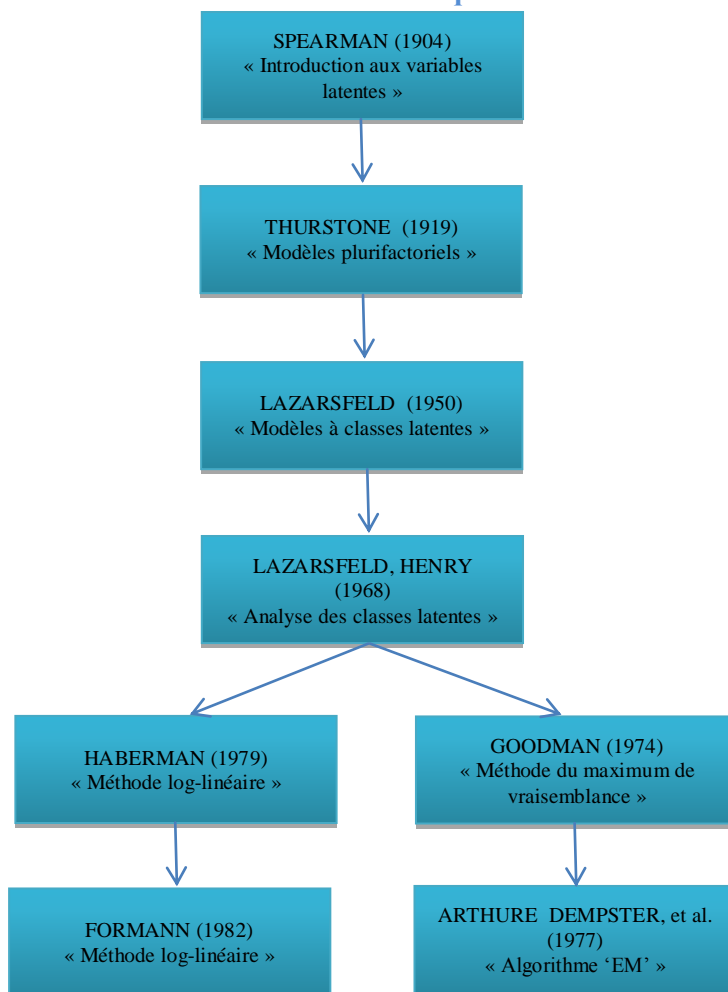
Les modèles à variables latentes ont été utilisés depuis le début du XX^{ème} siècle, dans les sciences humaines et plus particulièrement dans les sciences sociales, la psychologie et la santé. Ils ont été introduits au début par SPEARMAN (1904), qui avait utilisé dans ce sens l'analyse factorielle ou encore ce qu'on appelle l'analyse en facteurs communs et spécifiques pour introduire le modèle unifactoriel, et puis THURSTONE (1919) qui a construit un modèle de régression multiple sur les variables inobservables qui est un modèle plurifactoriel.

LAZARSFELD (1950) a travaillé aussi sur les modèles des variables latentes, et a pu construire un cadre théorique des modèles à classes latentes.

Dix-huit ans plus tard, LAZARSFELD et HENRY (1968) ont pu ajouter l'idée des variables latentes catégorielles et leur livre comporte la première application effective et compréhensible d'analyse des classes latentes dans le domaine des sciences sociales.

L'analyse des classes latentes a été ensuite traitée selon différentes approches de mise en œuvre, en fait, HABERMAN (1979) et FORMANN (1982) ont introduit une première approche dite 'Méthode log-linéaire' tandis qu'une deuxième approche a été introduite par GOODMAN (1974) en se basant sur la méthode du maximum de vraisemblance (ici on renverra vers la partie qui décrit les différences entre les deux méthodes). Cette dernière approche a été développée par la suite, par DEMPSTER & al. (1977), par l'utilisation de l'Algorithme 'EM', implémenté dans plusieurs logiciels utilisant ACL : Latent Gold, Mplus: (7.21; 10.2; 10.7), LEM, GLLAMM, R, LLCA, etc.

Schéma 3 : Auteurs historiques de l'ACL



Source : Fait par les auteurs

Récemment, on trouve plusieurs applications de l'ACL dans le domaine des sciences sociales ou de la psychologie, où les données qui proviennent de groupes hétérogènes d'individus. Cependant, peu d'entre elles concernent le domaine de l'éducation en dehors des travaux d'Haertel.

C'est là tout l'intérêt de ce projet de fin d'études, qui va exploiter des données sur les acquis scolaires des élèves. L'approche en classes latentes repose sur l'idée qu'il faut interpréter l'appartenance à une classe comme étant un comportement particulier qui n'est pas directement observable (latent). Ces classes ne sont pas définies à priori, mais grâce aux données disponibles. Ces méthodes sont donc particulièrement utiles lorsque les praticiens ne peuvent pas construire sur la base de leurs connaissances théoriques des échelles valables dans différents contextes (gold standard).

I.2 EXEMPLES D'APPLICATION DE L'ACL DANS DIVERS DOMAINES

La santé :

Dans le domaine de la santé, plusieurs études ont été faites en utilisant les modèles des classes latentes. En effet, BANDEEN-ROCHE & al. (2006) ont utilisé l'ACL pour valider une définition physiologique de la fragilité. SACKER & al.(2003) ont utilisé cette approche pour étudier une liste de symptômes recueillis dans le cadre du « *British Household Panel Survey* ».

Ainsi, dans sa thèse, LAFORTUNE (2009) a utilisé l'ACL pour modéliser l'hétérogénéité des besoins en classant les individus. En fait cette étude, traite des rapports entre les besoins typiquement hétérogènes des personnes âgées vivant dans la communauté et l'utilisation conséquente des services médicaux et sociaux. Il a commencé par une analyse des classes latentes (ACL) des individus, qui a révélé quatre classes latentes, chacune représente un groupement particulier de problèmes de santé. Ces classes sont nommées comme suit :

- ✓ Limitations physiques et cognitives
- ✓ Limitations cognitives
- ✓ Limitations physiques
- ✓ Relativement sains

La sociologie :

De nombreuses études ont été réalisées à ce propos, en effet, COFFMAN & al. (2007), ont utilisé les modèles à classes latentes pour identifier les sous-groupes de jeunes qui ont des motivations vis-à-vis de la consommation d'alcool.

Un autre exemple est celui de KESSLER & al. (1998) basé sur un échantillon des résidents américains (N=8098) âgés de 15 à 54 ans qui ont participé à l'enquête nationale sur la comorbidité.

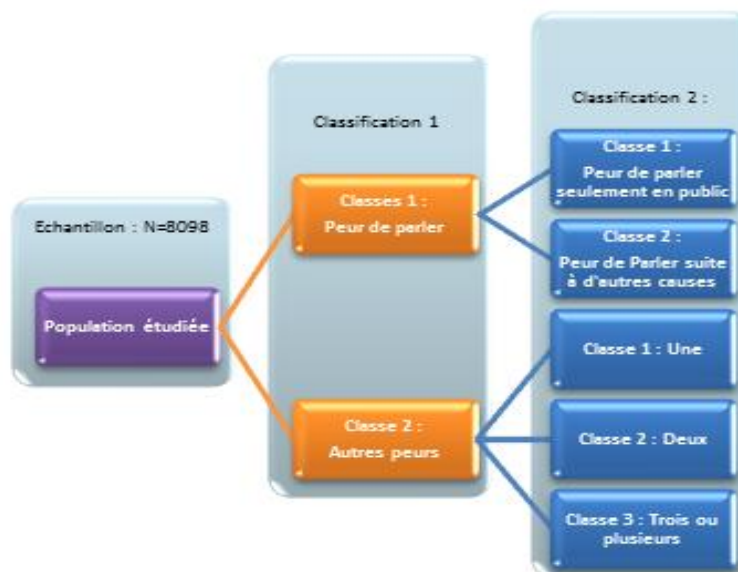
Sur la base des résultats de l'analyse des classes latentes, les répondants sont divisés en deux grandes classes :

- Classe 1 : Les personnes qui ont peur de parler.
- Classe 2 : Les personnes qui ont d'autres craintes.

En raison de la prévalence beaucoup plus élevée de 'la peur de parler' en public que les autres craintes sociales, la première classe a été divisée en : ceux qui avaient peur seulement de parler en public et ceux qui ont peur de parler suite à d'autres causes.

De son côté, le groupe qui a approuvé d'autres peurs sociales a été divisé en ceux qui avaient une, deux et trois ou plus de craintes (KESSLER & al.(1998)).On peut résumer tout ce qui a été dit dans le schéma suivant :

Schéma 4: Classification de la population selon le type des phobies sociales



Source : Fait par les auteurs

Un troisième exemple est celui de BULIK & al. (2000), qui ont identifié six catégories différentes de troubles de l'alimentation dans un échantillon de femmes (N=2163) réalisé aux États-Unis.

Les six classes latentes identifiées sont représentées comme suit :

- Classe 1 : Bon suivi de la forme et du poids (7% de l'échantillon).
- Classe 2 : Faible poids et boulimie nerveuse ²(4% de l'échantillon).
- Classe 3 : Faible poids sans boulimie (44% de l'échantillon).
- Classe 4 : Anorexie³(7% de l'échantillon).
- Classe 5 : Boulimie nerveuse (9% de l'échantillon).
- Classe 6 : Crise boulimique (28% de l'échantillon).

Les idéologies politiques :

COULANGEON & al. (2012), suggèrent que l'étude des idéologies professionnelles permet d'approcher les orientations politiques du monde des policiers. À partir d'une enquête par questionnaire auprès de 5 221 policiers de tous grades, ils ont procédé au relevé des dissensions idéologiques sur la conception du métier policier. L'analyse est fondée sur la méthode des classes latentes, dont l'application fait ressortir trois classes d'opinions qualifiées :

- Classe 1 : Répressive.
- Classe 2 : Médiane.
- Classe 3 : Préventive.

²Boulimie : La boulimie est un trouble des conduites alimentaires, caractérisé par un rapport pathologique à la nourriture, se manifestant par des ingestions excessives d'aliments, de façon répétitive et durable.

³Anorexie : Un symptôme qui correspond à une perte de l'appétit. L'anorexie est un symptôme qui peut devenir chronique.

Psychologie :

MARCOTE & al. (2007) ont mené une étude sous le titre “Portrait personnel, familial et scolaire des jeunes adultes émergents (16-24 ans) accédant aux secteurs adultes du secondaire : pour identification des facteurs associés à la persévérance et à l'abandon au sein de ces milieux scolaires”. ils ont utilisé une analyse des classes latentes afin de vérifier si, à partir de plusieurs indicateurs considérés ensemble, des sous-groupes de jeunes se différenciaient au sein de l'échantillon(MARCOTE & al. (2007)), ils ont abouti à quatre classes latentes :

- Classe 1 : Les jeunes sans problèmes majeurs.
- Classe 2 : Les jeunes ouverts et résilients.
- Classe 3 : Les jeunes victimisés et en détresse.
- Classe 4 : Les jeunes en problèmes de comportement et en grande détresse.

Education :

Une étude très importante est celle de 'AITKIN et al. (1981) qui ont utilisé l'ACL dans le domaine de l'éducation. Cette étude présente une modélisation statistique détaillée d'un ensemble de données sur la recherche.

AITKIN et al. (1981) ont regroupé les enseignants selon leurs méthodes et styles d'enseignement en utilisant l'analyse des classes latentes pour voir l'effet sur la performance des élèves.

Le questionnaire utilisé comporte 28 items couvrant six grands thèmes :

- ✓ La gestion de la classe et son organisation.
- ✓ Le contrôle et les sanctions des enseignants.
- ✓ Le contenu des programmes et de la planification.
- ✓ Les stratégies pédagogiques.
- ✓ Les techniques de motivation.
- ✓ Les procédures d'évaluation.

Le questionnaire est destiné aux 1258 enseignants représentant 871 écoles primaires de Lancaster et Cumbria (Angleterre).

AITKIN et al. ont abouti à trois classes latentes qui représentent trois styles différents d'enseignement :

- Classe 1 : Style d'enseignement formel.
- Classe 2 : Style d'enseignement informel.
- Classe 3 : Style d'enseignement mixte.

Puisqu'un enseignant n'est pas destiné à une seule classe, la condition d'indépendance locale était difficile à vérifier, AITKIN (1981).

Les travaux d'Edward H. HAERTEL :

Les travaux d'Edward HAERTEL sont les plus proches de notre problématique car ils analysent des données sur les acquis scolaires et plus spécifiquement sur la lecture.

HAERTEL utilisent les résultats d'un test de lecture passé par près de 63 000 élèves américains. Il utilise l'analyse des classes latentes pour construire des échelles de compétences, à commencer par une échelle dichotomique (Maîtrise la compétence/Ne Maîtrise pas la compétence), ce qui est à rapprocher de notre classification en lecteur/non lecteur. Ensuite, il ne contraint pas le nombre de classes et cherche à constituer une échelle multiple de compétences.

Parmi les conclusions de ses travaux, on notera que :

- Les modèles à classes latentes s'ajustent bien aux données.
- Les items de difficulté ou à faible discrimination fonctionnent moins bien que les autres.
- Six items est le nombre optimum pour un échantillon de 2000 élèves.
- Les classifications ne varient pas beaucoup si l'on change le jeu d'items pour peu qu'ils mesurent un même ensemble de compétences.
- La classification obtenue par l'analyse statistique correspond au stade de développement cognitif visé par le curriculum.
- Le problème de l'indépendance locale ne se pose pas lorsque le test est bien construit.

I.3 APPLICATION DE L'ACL A L'EVALUATION DES ACQUIS SCOLAIRES

L'introduction de ce paragraphe qui décrit l'évaluation des acquis scolaires est jugée nécessaire afin de comprendre le contexte général de notre étude.

Qu'est-ce que c'est : « l'évaluation des acquis scolaires ?

Le terme "acquis" se différencie de ceux de connaissances, savoirs, ou compétences des élèves, il a un sens plus restrictif. On cible sur ce qui est du domaine scolaire, sur ce qui est référé à des objectifs scolaires d'apprentissage en lien avec les programmes officiels (curricula). Le terme "Acquis" a bien une valeur patrimoniale, un patrimoine qu'il faut objectiver ou bien faire reconnaître par exemple par un examen. De façon générale, on pourrait dire qu'il s'agit de questionner la validité de la sanction des connaissances ou évaluation sommative (ESEN, Évaluation des acquis des élèves, 2013).

L'évaluation des acquis scolaires se définit comme étant une mesure du rendement scolaire centrée sur les structures permettant de diagnostiquer et de déceler les points positifs et les dysfonctionnements du système, en appliquant une évaluation des acquis (ou compétences) des élèves à travers des tests standardisés (VARLY & MBOLE (2011)).

Le développement des évaluations internationales et le besoin de comparer les résultats des systèmes éducatifs des différents pays renforcent l'intérêt porté à l'évaluation des acquis des élèves.

De plus en plus sophistiquées du point de vue technique, les enquêtes sur l'éducation ont apportées des éclairages fins et bien précis sur les contenus et le développement des compétences. A l'heure actuelle, les informations obtenues grâce aux tests, évaluations et autres dispositifs de mesure peuvent être utilisées pour améliorer la qualité de l'enseignement et l'apprentissage.

Les évaluations internationales sont des enquêtes qui analysent des échantillons d'élèves appartenant à des pays différents et comparent leurs résultats. Ces enquêtes sont organisées par des commissions internationales. Les organisateurs élaborent les tests de connaissances qui sont ensuite traduits dans différentes langues et administrés à des échantillons représentatifs d'élèves dans chaque pays participant.

Comme beaucoup d'évaluations nationales, les opérations internationales d'évaluation proposent aussi fréquemment des questionnaires de l'élève, de l'enseignant et des parents pour mettre en évidence les facteurs qui favorisent l'apprentissage. Les pays participants sont classés selon les performances globales de leurs élèves. Les évaluations nationales et internationales permettent ainsi à chaque pays de se classer en fonction des programmes des autres pays, FISKE (2000). Elles génèrent ainsi une analyse riche en comparaison de performances. Parmi les exemples de ce type d'évaluation, on peut citer les enquêtes PASEC⁴, PIRLS, TIMSS, SACMEQ et PISA.

La plupart des enquêtes internationales ont pour point de départ des évaluations menées aux USA où la recherche en psychométrie liée à l'usage répandu des QCM est très développée.

A partir des réponses à un test, on cherche à produire des informations exploitables sur les niveaux d'acquisitions scolaires des élèves qui passent par exemple par la construction d'échelles de compétences. La difficulté réside dans le fait que ces évaluations sont faites sur des échantillons d'élèves et que les tests eux-mêmes sont constitués d'items qui représentent un échantillon de compétences à acquérir.

⁴ PASEC : est un programme créé en 1991 par les ministres en Éducation, réalise des évaluations des acquis scolaires de l'enseignement primaire, en étroite collaboration avec des équipes nationales.

II. MODELES A CLASSES LATENTES

Nous présenterons dans cette partie une méthode de classification basée sur une approche probabiliste, la partie théorique des modèles à classes latentes a été tirée principalement du livre de Collins, L. M., et Lanza, S. T. (2010), “*Latent class and latent transition analysis : With applications in the social, behavioral, and health sciences*”, et du livre de SAPORTA G. & al. (2005) “Modèles statistiques pour données qualitatives”.

Nous essayerons de donner le cadre général des modèles utilisant les variables latentes. Dans un premier temps, nous précisons quelques définitions et notions de base que nous croyons nécessaires pour débiter cette partie. Ensuite, nous mettrons en évidence l’utilisation des variables latentes. Une grande partie sera consacrée à démontrer le cadre théorique des modèles des classes latentes en commençant par l’adoption des notations nécessaires et les expressions fondamentales, les hypothèses de base, l’estimation des paramètres, la sélection et la validation du modèle, ainsi que les tests utilisés pour le choix du modèle. On finira par présenter quelques critiques sur les modèles à classes latentes relevées par la littérature.

II.1 INTRODUCTION

LASARFELD (1950) postule l’existence des variables inobservables mais dont on peut mesurer ou observer des conséquences ou des effets.

Le fait de connaître les variables latentes permettrait donc de diminuer les corrélations entre les variables observées, d’où le principe fondamental d’indépendance conditionnelle : les variables observées sont indépendantes conditionnellement aux variables latentes. L’analyse en facteurs communs et spécifiques en est le cas particulier le plus connu, où les variables observables et les facteurs sont tous quantitatifs.

Ainsi, cette analyse factorielle est l’une des plus connues, car elle permet principalement d’associer des variables latentes quantitatives à des variables observables qui sont aussi quantitatives. Lorsque les variables observables et les variables latentes sont qualitatifs, on effectue une analyse des classes latentes ou encore une analyse des traits latents dans le cas où les variables latentes sont quantitatives et les variables manifestes⁵ sont qualitatifs. On effectue l’analyse des profils latents lorsqu’on trouve que les variables latentes sont quantitatives alors que les variables observables sont qualitatifs.

⁵ Variables mesurables, observables

Ceci peut être représenté -selon la terminologie de BARTHOLOMEW & KNOTT (1999)- dans ce tableau :

Tableau 1 : Classification des méthodes des variables latentes

Indicateur Var. Latente	Catégorielle	Continue
Catégorielle	Analyse des classes latentes	Analyse des Traits latents
Continue	Analyse des profils latents	Analyse factorielle

Source : Contributions à une méthodologie de comparaison de partitions (YOUNESS, 2004)

D'après ce qui a été déjà dit, les modèles à classes latentes caractérisent souvent des variables qualitatives multidimensionnelles latentes à partir des variables qualitatives observées.

Le cas simple est de considérer les variables binaires qui prennent seulement deux modalités, dans notre projet de fin d'études, on a soit la réussite soit l'échec à un item. De même, la variable latente peut être souvent dichotomique, à savoir est-ce que l'enfant maîtrise une compétence ou non. C'est le cas de la variable Lecteur/Non lecteur.

Parmi les règles pertinentes dans la classification catégorielle édictées par BERELSON (1952), on trouve:

- L'homogénéité.
- L'exhaustivité.
- L'exclusivité.

D'après ANDREANI et CONCHON, la classification catégorielle doit, en effet, être homogène, c'est-à-dire elle doit regrouper les caractéristiques des enquêtés en éléments de signification semblables.

Le second principe est celui d'exhaustivité selon lequel toutes les réponses doivent être codées et aucune réponse ne doit échapper ou être écartées de l'analyse.

La troisième condition est que les catégories doivent être exclusives mutuellement les unes des autres et qu'un individu ne peut être classé que dans une catégorie et une seule.

A ce niveau, on peut rajouter la règle d'objectivité qui stipule qu'il ne doit pas y avoir de variation de jugements entre les codeurs⁶, ou autrement dit, d'exclure la subjectivité de l'analyste.

⁶ Le problème du codage ne se pose pas pour les QCM mais peut se poser pour les questions ouvertes malgré des consignes très précises et la correction centralisée par une équipe. S'agissant de la classification opérée sur le terrain en lecteurs et non lecteurs, on ne peut exclure une variation de jugements sur la variable observée.

Hypothèse d'indépendance locale dans la théorie de réponse aux items :

D'après l'IRDP⁷, dans la plupart des enquêtes, la validité des estimations relatives aux caractéristiques des individus, comme par exemple leurs niveaux de compétence ou d'habileté, suppose que la condition d'indépendance locale doit être satisfaite. Cette condition postule que la performance à chaque item n'est pas influencée par la performance relative aux autres items qui figurent dans le même test [...]. Lors de la construction des tests, cette règle est appliquée : pour répondre à un item, un élève n'a pas besoin d'avoir répondu à un autre item. Le problème peut se poser pour la mesure des compétences en lecture où plusieurs items portent sur un seul texte (le stimuli). Pour contourner le problème et garantir l'indépendance, les questions portent souvent sur différentes parties ou paragraphes du texte.

II.2 ANALYSE DES CLASSES LATENTES

On peut illustrer la forme générale de l'analyse des classes latentes en adoptant les notations appropriées dans le cas le plus général.

Soit $j = 1, \dots, J$ avec J : le nombre de variables observées.

Pour chaque variable j , on associe r_j modalités de réponse.

Soit $r_j = 1, \dots, R_j$, le tableau de contingence est formé des tableaux croisant les J variables. Le nombre de cellule dans ce tableau est noté W avec $W = \prod_{j=1}^J R_j$.

Chaque tableau de contingence, est formé des vecteurs de réponses associés à la question (variable) J , avec $y = (r_1, \dots, r_j)$.

On définit donc Y comme l'ensemble des « profils de réponse » de dimension $W \times J$. Le vecteur y est associée à une probabilité $P(Y = y)$, avec $\sum P(Y = y) = 1$.

Soit L : La variable latente catégorielle associée à la classe c .

Ainsi, on définit deux quantités intéressantes qui vont servir par la suite à comprendre la théorie d'analyse des classes latentes : la prévalence d'une classe latente γ et la probabilité de réponse ρ .

La prévalence γ_c de la classe latente c représente la probabilité à priori d'appartenir à la classe latente c , avec $c = 1, \dots, C$.

L'exhaustivité et l'exclusivité de la classification impliquent que : $\sum_{c=1}^C \gamma_c = 1$.

La probabilité de réponse ρ ;

On note $\rho_{j,r_j/c}$: la probabilité conditionnelle qu'un individu choisisse la modalité r_j de la variable j sachant qu'il appartient à la classe c . En fait, ρ est un paramètre qui exprime la relation qui existe entre la variable observée (ou indicateur) et les différentes classes latentes engendrées. Ce paramètre nous fournit une idée sur l'affectation ou l'appartenance d'un individu à une classe latente donnée. C'est un paramètre très intéressant dans le sens où

⁷ Institut de recherche et de documentation pédagogique

il nous permet d'avoir un critère de mesure pour la classe latente et de trouver une interprétation exacte de la classe latente en question. On a :

$$\sum_{r_j}^{R_j} \rho_{j,r_j/c} = 1$$

II.3 EXEMPLE

Dans le cadre de ce projet de fin d'études, et pour mieux comprendre la théorie des classes latentes, on va présenter une étude à titre d'exemple, tirée du livre « *Latent class and latent transition analysis : With applications in the social, behavioral, and health sciences* »LANZA et al. (2010).

Cette étude a été réalisée aux Etats-Unis. Elle traite le développement pubertaire pour un échantillon de 469 filles de septième année (année scolaire 1994/1995). L'objectif de cette étude est la classification des adolescentes selon leur degré de développement pubertaire. Dans notre cas, nous nous intéressons au développement cognitif qui ne peut pas s'observer physiquement, d'où le recours à des tests.

Nous présentons dans ce tableau les quatre variables relatives au développement pubertaire, ainsi que les proportions correspondantes aux modalités de réponse pour les quatre items du questionnaire :

Tableau 2 : Proportions de réponses aux items

Avez-vous eu une période menstruelle?	
Non (1)	30%
Oui (2)	70%
Par rapport aux autres filles de votre âge, votre physique paraît :	
Plus petit que la plupart (1)	24%
Moyen (2)	40%
Plus grands que la plupart (3)	36%
Par rapport à l'école primaire, vos seins paraissent :	
De même taille / un peu plus grands (1)	39%
Assez grands (2)	36%
Beaucoup plus grands (3)	25%
Par rapport à l'école primaire, votre corps paraît:	
N'est pas "Bien formé" (1)	41%
Assez "Bien formé" (2)	33%
Très "Bien formé" (3)	26%

Source : *Latent Class and Latent Transition Analysis*, LINDA et al. (2010)⁸

⁸Cet exemple a été retiré de '*Latent Class and Latent Transition Analysis*' et traduit par nos soins.

Première lecture des données :

Le tableau ci-dessous, représente la structuration des données relatives à notre exemple :

Tableau 3 : Structures des réponses

item1	item2	item3	item4	Total	item1	item2	item3	item4	Total
1	1	1	1	36	2	1	1	1	23
1	1	1	2	3	2	1	1	2	4
1	1	1	3	3	2	1	2	1	3
1	1	2	1	7	2	1	2	2	9
1	1	2	2	8	2	1	2	3	2
1	1	2	3	1	2	1	3	1	1
1	1	3	2	3	2	1	3	2	1
1	1	3	3	1	2	1	3	3	4
1	2	1	1	17	2	2	1	1	26
1	2	1	2	5	2	2	1	2	13
1	2	1	3	1	2	2	1	3	4
1	2	2	1	8	2	2	2	1	24
1	2	2	2	14	2	2	2	2	29
1	2	2	3	2	2	2	2	3	9
1	2	3	2	4	2	2	3	1	2
1	2	3	3	2	2	2	3	2	6
1	3	1	1	3	2	2	3	3	13
1	3	1	2	1	2	3	1	1	19
1	3	1	3	2	2	3	1	2	7
1	3	2	1	2	2	3	1	3	8
1	3	2	2	4	2	3	2	1	7
1	3	2	3	2	2	3	2	2	22
1	3	3	1	1	2	3	2	3	11
1	3	3	2	1	2	3	3	1	4
1	3	3	3	4	2	3	3	2	18
					2	3	3	3	46
Données avec des valeurs manquantes									
item1	item2	item3	item4	Total	item1	item2	item3	item4	Total
.	.	.	2	1	2	.	1	1	1
.	.	1	1	1	2	2	.	.	2
.	2	2	1	2	2	2	2	.	1
.	3	1	1	1	2	2	3	.	1
.	3	3	3	1	2	3	.	1	1
1	1	.	.	2	2	3	.	3	1
1	2	.	.	2	2	3	3	.	2

Source : *Latent Class and Latent Transition Analysis*, LINDA et al. (2010).

Notons que la taille de la table de contingence est :

$$W = \prod_{j=1}^J R_j = R_1 \times R_2 \times R_3 \times R_4 \\ = 2 \times 3 \times 3 \times 3 = 54$$

On remarque que 36 adolescentes ont choisies une structure de réponse (1, 1, 1, 1), c'est-à-dire que 36 adolescentes n'ont pas eu de période menstruelle, considèrent leurs physiques plus petit par rapport aux autres filles de même âge, leurs seins sont plus ou moins de même taille et que leurs corps ne sont pas bien formés. Par analogie : 46 filles ont choisi une structure de réponse de (2, 3, 3, 3), 29 ont choisi (2, 2, 2, 2) et 26 ont une réponse de (2, 2, 1, 1).

Pour classer ces filles, on peut penser à effectuer une analyse des classes latentes. Cette dernière a révélé quatre classes :

- 1 Filles ayant un retard menstruel.
- 2 Filles ayant une maturité biologique.
- 3 Filles ayant une maturité visible.
- 4 Filles matures.

Le tableau ci-dessous donne les probabilités conditionnelles associées à chaque item. Elle représente les probabilités de réponse ρ (d'après les notations adoptées).

Par exemple :

$$\rho_{\text{Avez-vous eu une période menstr., Oui} / \text{biologimature}} = 0,84$$

Pour faciliter l'interprétation, on s'intéressera aux probabilités supérieures à 0,50.

Tableau 4 : Modèle à 4classes latentes 'développement pubertaire'

	Les classes latentes*			
	Retard menstruel c=1	Biologiquement mature c=2	Visiblement mature c=3	Mature c=4
La prévalence de la classe latente	0,24	0,29	0,19	0,29
Probabilités de réponse aux items :				
Avez-vous eu une période menstruelle?				
Non (1)	0,64	0,16	0,41	0,09
Oui (2)	0,36	0,84	0,59	0,91
Par rapport aux autres filles de votre âge, votre physique paraît :				
Plus petit que la plupart (1)	0,73	0,00	0,27	0,05
Moyen (2)	0,24	0,65	0,52	0,20
Plus grands que la plupart (3)	0,02	0,35	0,21	0,75
Par rapport à l'école primaire, vos seins paraissent :				
De même taille / un peu plus grands (1)	0,85	0,53	0,03	0,10
Assez grandes (2)	0,15	0,47	0,80	0,15
Beaucoup plus grands (3)	0,00	0,00	0,17	0,75
Par rapport à l'école primaire, votre corps paraît:				
Peu "Bien roulé" (1)	0,87	0,63	0,02	0,08
Assez "Bien roulé" (2)	0,09	0,30	0,86	0,22
Très "Bien roulé" (3)	0,04	0,07	0,12	0,70

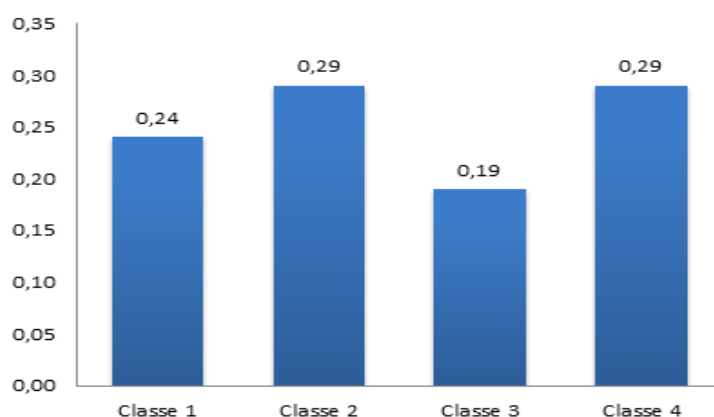
Source : *Latent Class and Latent Transition Analysis*, LINDA et al. (2010)

*Traduit par nos soins

L'analyse de ce tableau montre que –par exemple– pour une fille ayant un retard menstruel, la probabilité conditionnelle de répondre « non » à la première question « Avez-vous eu une période menstruelle? » était égale à 0,64. De même, les filles de cette classe latente sont susceptibles de déclarer qu'elles paraissaient plus jeunes que les autres filles de leur âge, et que, par rapport à l'école primaire, leurs seins étaient de la même taille ou un peu plus grands et leurs corps n'ont pas eu beaucoup de changement. Cette classe correspond à une structure de réponse de (1, 1, 1, 1).

Le graphique qui suit, donne la prévalence associée à chaque classe latente :

Graphique 1 : Prévalences des classes latentes (Exemple)



Source : *Latent Class and Latent Transition Analysis*, LINDA et al. (2010).

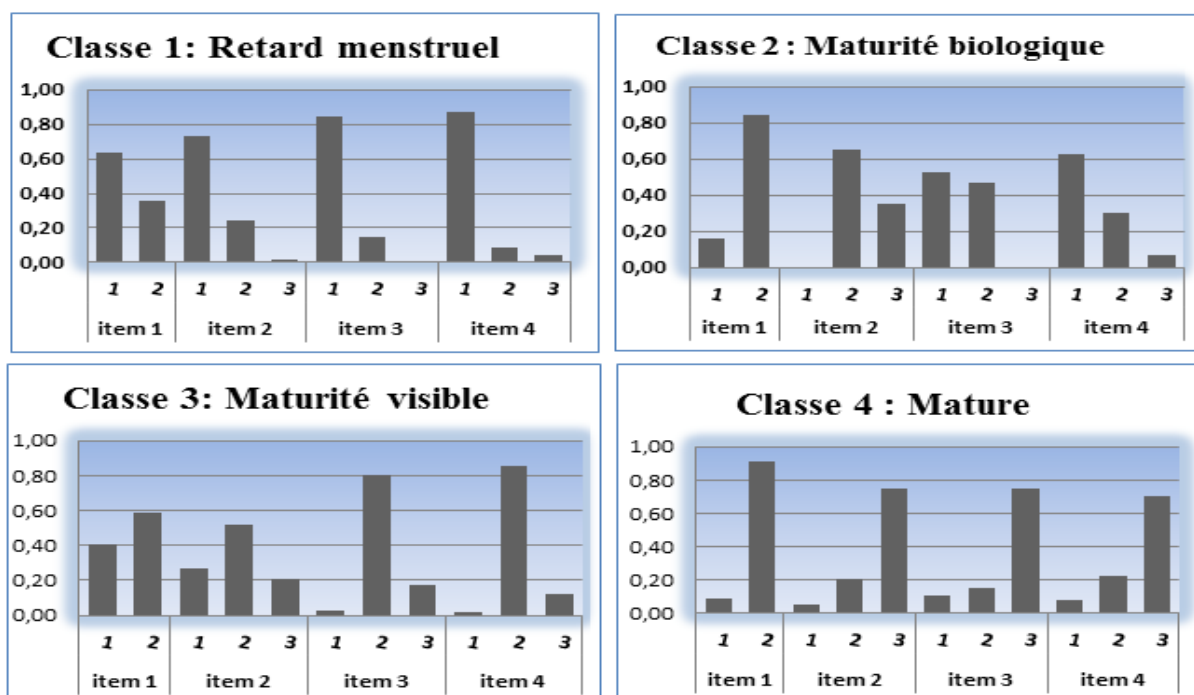
La probabilité qu'un nouvel individu soit dans la première classe est 0,24. D'après ce qui précède, la prévalence d'une classe latente est notée : γ_c

Exemple :

$$\gamma_1 = 0,24 ; \gamma_2 = \gamma_4 = 0,29 ; \gamma_3 = 0,19$$

Vu l'importance des probabilités conditionnelles dans l'interprétation des classes latentes on va essayer de réaliser des présentations graphiques:

Graphique 2 : Probabilités conditionnelles de réponses



Source : *Latent Class and Latent Transition Analysis*

II.4 EXPRESSIONS FONDAMENTALES DE L'ACL

On définit une fonction indicatrice I comme suit :

$$I(y_j = r_j) = \begin{cases} 1 & \text{si la réponse à la question } j \text{ est } r_j \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

où y_j est l'élément de la ligne j du vecteur Y . La relation qui suit, montre que la probabilité d'observer un vecteur particulier est une fonction de la probabilité d'observer chacune des classes latentes et la probabilité conditionnelle qu'un individu choisit la modalité r_j de la variable j sachant qu'il appartient à la classe C :

$$P(Y = y) = \sum_{c=1}^C \gamma_c \prod_{j=1}^J \prod_{r_j=1}^{R_j} \rho_{j,r_j/c}^{I(y_j=r_j)} \quad (1)$$

Par conséquent, pour chaque individu, on peut calculer la probabilité conjointe de choisir une réponse y et d'appartenir à la classe c .

$$P(Y = y, L = c) = \gamma_c \prod_{j=1}^J \prod_{r_j=1}^{R_j} \rho_{j,r_j/c}^{I(y_j=r_j)} \quad (2)$$

D'après la formule $P(AB) = P(B).P(A/B)$ où A et B sont deux événements quelconques, on peut écrire :

$$P(Y = y, L = c) = P(L = c).P(Y = y / L = c)$$

$$\text{or on sait que : } P(Y = y / L = c) = \prod_{j=1}^J \prod_{r_j=1}^{R_j} \rho_{j,r_j/c}^{I(y_j=r_j)} \quad (3)$$

et que $P(L = c) = \gamma_c$ d'où :

$$P(Y = y, L = c) = \gamma_c \prod_{j=1}^J \prod_{r_j=1}^{R_j} \rho_{j,r_j/c}^{I(y_j=r_j)}$$

On peut par la suite obtenir une relation entre la probabilité marginale et la probabilité conjointe. En effet :

$$\begin{aligned} P(Y = y) &= \sum_{c=1}^C \gamma_c \prod_{j=1}^J \prod_{r_j=1}^{R_j} \rho_{j,r_j/c}^{I(y_j=r_j)} \\ &= \sum_{c=1}^C \gamma_c . P(Y = y / L = c) \\ &= \sum_{c=1}^C P(L = c) . P(Y = y / L = c) \\ &= \sum_{c=1}^C P(Y = y, L = c) \end{aligned}$$

Par conséquent,

$$P(Y = y) = \sum_{c=1}^C P(Y = y, L = c)$$

Exemple :

Nous présentons ici un exemple avec deux variables et deux classes latentes :

Tableau 5 : Exemple théorique avec deux variables et deux classes latentes

	Classe 1 : Pas de niveau	Classe 2 : Niveau supérieur
Prévalence de la classe latente	0,3	0,7
Probabilités de réponses		
Problème de mathématique 1		
Echec	0,8	0,1
Réussite	0,2	0,9
Problème de mathématique 2		
Echec	0,8	0,1
Réussite	0,2	0,9

Source : Latent Class and Latent Transition Analysis

En utilisant la formule (3), on peut calculer par exemple la probabilité de réussir aux deux problèmes de mathématiques étant donné un niveau d'éducation supérieur.

- $P(Y=(Réussite, Réussite)/Niveau\ supérieur) = 0.9*0.9 = 0.81$
- $P(Y=(Réussite, Réussite), L=Niveau\ supérieur) = P(L=Niveau\ supérieur)*P(Y=(Réussite, Réussite)/Niveau\ supérieur)$
 $= 0.7*0.81=0.57$

Hypothèse d'indépendance locale et l'ACL :

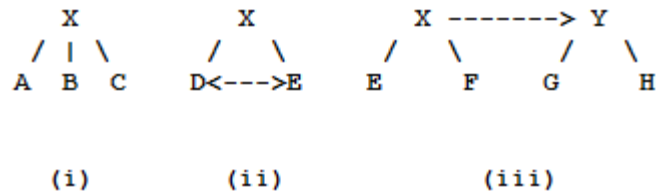
L'ACL nécessite la vérification de l'hypothèse d'indépendance locale qui stipule que les variables observées sont indépendantes conditionnellement à la classe latente.

Le modèle de base des classes latentes suppose que les variables manifestes sont indépendantes les unes des autres à l'intérieur de la classe latente. **Cette hypothèse est souvent fautive**, car dans ce cas, le modèle des classes latentes doit être modifié. Dans notre cas, les tests sont construits de telle manière que les réponses à un item ne sont pas conditionnées à la réponse à un autre item mais dépendent de l'habileté de l'enfant, vérifiant ainsi l'hypothèse d'indépendance locale. Un examen empirique des corrélations entre les items est donné en annexe (Annexe 1) mais qui ne permet pas de conclure seul à l'existence d'indépendance locale.

Si la corrélation n'a pas été prise en compte, les indices d'ajustement du modèle (comme la statistique G^2) seront trop élevés. On doit donc **ajouter des classes latentes** afin d'ajuster les données.

Par exemple, on pourrait se retrouver avec une solution de six classes latentes, alors que si le problème d'indépendance locale avait été prise en considération, une solution de trois classes latentes aurait été suffisante.

Si on considère X et Y deux variables latentes, on peut schématiser les types de dépendance conditionnelle dans les figures suivantes :



Les schémas (ii) et (iii) représentent deux types de dépendance conditionnelle :

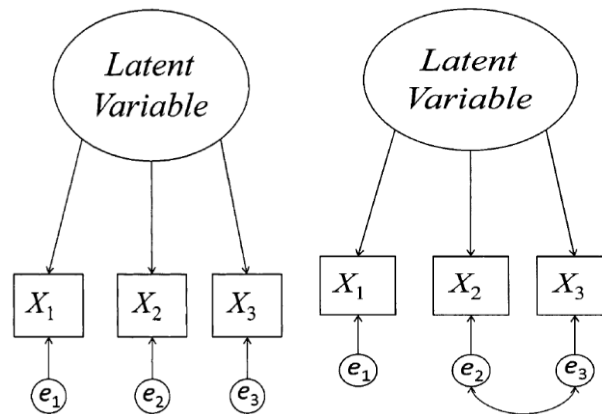
D et E ne sont pas indépendants conditionnellement, ce type de dépendance est appelée dépendance conditionnelle simple. Cette situation est similaire à la dépendance en termes d'erreurs, ce qui est le cas dans le modèle de LISREL.

G et H sont dépendants conditionnellement à cause des deux variables latentes X et Y qui sont liées.

On peut utiliser le logiciel LEM pour choisir un modèle compatible avec la théorie.

On peut illustrer l'indépendance locale et la violation d'indépendance dans les deux figures suivantes :

Schéma 5 : Indépendance conditionnelle



Source : Latent Class and Latent Transition Analysis

Relation entre les variables observées et les variables latentes :

La quantité qui détermine la relation entre les variables observées et les classes latentes est notée : $\rho_{j,r_j/c}$

C'est la probabilité conditionnelle qu'un individu choisisse une modalité de réponse sachant sa classe d'appartenance. $\rho_{j,r_j/c}$ varie d'une classe à une autre. Pour une classe donnée c, une valeur très proche de 1 signifie que les individus qui appartiennent à cette classe, ont une forte probabilité de répondre à la modalité r_j de la variable j.

L'hypothèse d'homogénéité et la séparation des classes latentes :

Les deux conditions d'homogénéité et de la séparation sont assez importantes pour une bonne classification, elles doivent être vérifiées en même temps.

Une classe c est dite homogène lorsque ses éléments ont presque le même vecteur de réponses. Ainsi, une classe latente est dite homogène si : $\rho_{j,r_j/c} = 0$ ou 1 pour tout variable j et pour toute catégorie de réponse r_j .

Une classe latente est caractérisée par une bonne capacité de séparation si les probabilités conditionnelles associées à cette classe sont plus grandes par rapport aux autres.

Une bonne capacité de séparation se définit par :

Pour tout $c', \exists y'$ tq: $P(Y = y' / L = c') = 1$ et $P(Y = y' / L = c) = 0 \quad \forall c \neq c'$
Plus généralement, une meilleure séparation est caractérisée par :

$$P(Y = y' / L = c') \gg P(Y = y' / L = c) \quad \forall c \neq c'$$

Il existe une relation de causalité entre l'hypothèse d'homogénéité et de la séparation, puisqu'elles sont basées sur les mêmes quantités. On pourra donc montrer facilement qu'une bonne capacité de séparation implique un grand degré d'homogénéité :

Démonstration :

On considère $y' = (r_1, \dots, r_j)$ où les r_j représentent les modalités de réponse pour la variable j .

On rappelle que si c' est une classe possédant une meilleure capacité de séparation alors :

$$P(Y = y' / L = c') = \begin{cases} 1 & \text{si } c = c' \\ 0 & \text{si } c \neq c' \end{cases}$$

Supposons maintenant que pour une classe latente donnée c' on a :

$$P(Y = y' / L = c') = 1$$

donc :

$$P(Y = y' / L = c) = 0 \quad \forall c \neq c'$$

On a $\prod_{j=1}^J \prod_{r_j=1}^{R_j} \rho_{j,r_j/c}^{I(y_j=r_j)} = 1$ car $P(Y = y', L = c) = \prod_{j=1}^J \prod_{r_j=1}^{R_j} \rho_{j,r_j/c}^{I(y_j=r_j)}$ ce qui implique

que $\rho_{j,r_j/c} = 1 \quad \forall j$ et $\forall r_j$, c' est-à-dire l'existence d'une forte homogénéité.

On peut écrire :

$$\uparrow \text{Séparation} \Rightarrow \uparrow \text{Homogénéité}$$

La réciproque est fautive.

Revenons à notre exemple (Développement pubertaire), on remarque que :

- ✓ Il y a un grand degré d'homogénéité, car la plupart des probabilités conditionnelles sont proche de 1 ou de 0.
- ✓ Il y a quelques endroits dans le modèle dont l'homogénéité est faible. Par exemple, considérons la classe latente « biologiquement mature » où les probabilités sont très proches (0,53 et 0,47).
- ✓ Cet exemple empirique montre également une bonne séparation. En effet, les classes latentes paraissent globalement distinctes.
- ✓ La classe latente « Retard menstruel » est caractérisée par une grande probabilité de modèle de réponse (1, 1, 1, 1).
- ✓ Bien que la classe « biologiquement mature » puisse être caractérisée à la fois par une structure (2, 2, 1, 1) ou (2, 2, 2, 1), car aucun de ces schémas n'a de grande probabilité d'occurrence conditionnée à aucune autre classe latente.

Probabilité à posteriori :

Pour obtenir l'expression de la probabilité à posteriori, on va utiliser la formule de Bayes :

$$P(L = c / Y = y) = \frac{P(Y = y / L = c) \cdot P(L = c)}{P(Y = y)}$$

avec $P(L = c / Y = y)$ est la probabilité à posteriori qu'un individu soit dans la classe c sachant qu'il a une structure de réponse y .

On a déjà vu que :

$$P(Y = y) = \sum_{c=1}^C \gamma_c \prod_{j=1}^J \prod_{r_j=1}^{R_j} \rho_{j,r_j/c}^{I(y_j=r_j)}$$

et que $P(L = c) = \gamma_c$. Ainsi, la probabilité à posteriori est égale à :

$$P(L = c / Y = y) = \frac{\left(\prod_{j=1}^J \prod_{r_j=1}^{R_j} \rho_{j,r_j/c}^{I(y_j=r_j)} \right) \cdot \gamma_c}{\sum_{c=1}^C \gamma_c \prod_{j=1}^J \prod_{r_j=1}^{R_j} \rho_{j,r_j/c}^{I(y_j=r_j)}}$$

Cette relation nous permet d'obtenir les vecteurs de probabilités d'appartenance à une classe. En effet, la formule précédente permet d'affecter un individu à la classe latente la plus probable. Le problème statistique se ramène donc à estimer les paramètres $\rho_{j,r_j/c}$ et γ_c , et ensuite tester l'ajustement du modèle.

Revenons à notre exemple :

Supposons qu'on veut savoir la probabilité à posteriori qu'une fille ayant la réponse (1, 2, 1, 1) soit affectée à la classe 'maturité visible' :

$$\begin{aligned} P(L = \text{Maturité visible} / Y = (\text{Non, Moyen, plus grandes, Assez - bien roulé})) &= \\ &= \frac{0,19 \times 0,41 \times 0,52 \times 0,80 \times 0,86}{0,24 \times 0,64 \times 0,24 \times 0,1 + 0,29 \times 0,16 \times 0,65 \times 0,47 \times 0,30 + \\ &\quad \dots \\ &\quad \dots + 0,19 \times 0,41 \times 0,52 \times 0,8 \times 0,86 + 0,29 \times 0,09 \times 0,2 \times 0,15 \times 0,22} \\ &= 0,85 \end{aligned}$$

II.5 ESTIMATION DES PARAMETRES ET SELECTION DU MODELE

Estimateur du maximum de vraisemblance :

Comme on l'a déjà démontré, la probabilité à posteriori s'écrit en fonction de deux de paramètres, ils vont être estimés par la méthode du maximum de vraisemblance. Une approche itérative de la méthode sera illustrée par l'Algorithme EM⁹. On note qu'il existe une autre procédure itérative utilisant cette fois-ci l'algorithme de Newton-Raphons qui est développée par DEMPSTER et al. (1977).

Chaque fois qu'un algorithme itératif est utilisé afin d'estimer les paramètres, il est nécessaire de définir un critère d'arrêt. On considérera donc deux critères d'arrêt : le premier correspond à fixer un nombre maximum d'itérations et le deuxième consiste à utiliser un indice de convergence qui mesure l'écart maximal absolu (*Maximum absolute deviation* ; *MAD*) entre les paramètres estimés entre deux itérations successives, on choisira un seuil très petit pour le MAD (par exemple $MAD < 0.000001$).

L'algorithme sera convergent lorsque le critère de convergence est atteint avant d'arriver au nombre maximal d'itérations fixé à priori.

Principe de l'Algorithme EM :

L'algorithme EM est une procédure itérative qui est utilisé pour estimer les deux paramètres nécessaires pour la classification latente. Il se base sur la méthode du maximum de vraisemblance.

L'idée fondamentale de l'estimation par maximum de vraisemblance est de quantifier l'adéquation entre une distribution de probabilités et un échantillon : plus grande est la vraisemblance de l'échantillon, meilleure est l'adéquation.

En pratique, l'algorithme EM permet de converger vers le maximum local de vraisemblance et s'effectue en deux étapes :

- Une étape E (espérance).
- Une étape M (maximisation).

Rappelons que :

$$P(Y = y) = \sum_{c=1}^C \gamma_c \prod_{j=1}^J \prod_{r_j=1}^{R_j} \rho_{j,r_j/c}^{I(y_j=r_j)}$$

On cherche les paramètres γ et ρ qui maximisent la fonction de vraisemblance, où encore son logarithme. Le Logarithme de la fonction de vraisemblance s'écrit comme suit :

$$l(\theta) = \sum \log \left(\sum_{c=1}^C \gamma_c \prod_{j=1}^J \prod_{r_j=1}^{R_j} \rho_{j,r_j/c}^{I(y_j=r_j)} \right)$$

⁹ On utilise souvent l'algorithme EM pour la classification de données, l'apprentissage automatique, ou la vision artificielle. On peut également citer son utilisation en imagerie médicale dans le cadre de la reconstruction tomographique.

Pour le bon fonctionnement de l'algorithme EM, il faut commencer à générer des valeurs aléatoires comme valeurs initiales des deux paramètres tels que :

$$\sum_{c=1}^C \gamma_c = 1 \text{ et } \sum_{r_j} \rho_{j,r_j/c} = 1$$

La première étape consiste à :

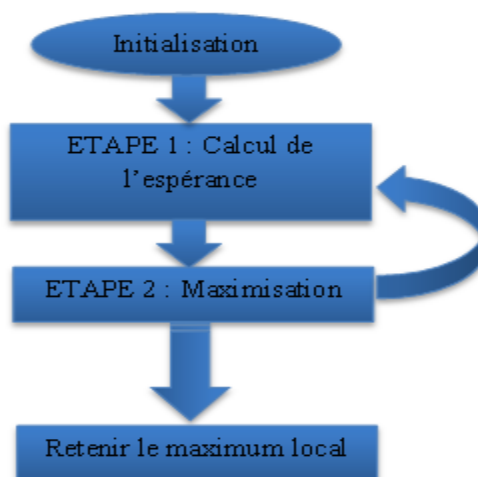
- ✓ Calculer l'espérance de log-vraisemblance complète (c'est-à-dire en supposant les classes non observées connues).

La seconde étape consiste à :

- ✓ Trouver le maximum local.

L'algorithme s'arrête lorsque la différence entre les espérances des deux log-vraisemblances consécutives est inférieure à un seuil de tolérance fixé. On parle de « maximum local » car la fonction de vraisemblance peut avoir plusieurs maxima.

Schéma 6 : Algorithme EM



Source : Fait par les auteurs

Ainsi, lorsque tous ceux-ci ont été identifiés, seul le plus grand d'entre eux doit être retenu.

Sélection du modèle :

La sélection d'un modèle de classes latentes est difficile, du fait que, le premier problème qui se pose est la détermination de nombres de classes latentes, ensuite, vient le problème relatif à la limitation du nombre des paramètres.

D'après AGERSTI (1990), pour chercher le modèle le plus adéquat, on peut utiliser la statistique du rapport de vraisemblance notée G^2 .

En adoptant les notations antérieures et en considérant le tableau de contingence des réponses aux items composé de W cellules avec f_w sont les fréquences observées pour w , et \hat{f}_w sont les espérances de ces fréquences, la méthode proposée par AGERSTI est définie comme suit :

Une fois les paramètres sont estimés, on compare les fréquences observées des différents vecteurs possibles -dans la table de contingence- des variables observées avec leurs espérances. Ceci se fait en comparant la statistique G^2 donnée par :

$$G^2 = 2 \cdot \sum_{w=1}^W f_w \cdot \log\left(\frac{f_w}{\hat{f}_w}\right)$$

et un Khi-deux à ddl degré de liberté, avec $ddl = W - P - 1$.

Le modèle d'indépendance conditionnelle à classes latentes est acceptable si G^2 est inférieure au seuil défini par les quantiles de la statistique Khi-deux.

En revanche, la comparaison entre G^2 à un Khi-deux ne pourra pas être considérée si la quantité $\frac{N}{W}$ est faible (inférieure à 5), KOEHLER (1986) (cité par Lanza et al.) avec N étant la taille de l'échantillon.

Pour corriger ce problème, plusieurs solutions ont été proposées afin d'obtenir une distribution de référence pour la statistique du test G^2 . Deux approches différentes qui sont conceptuellement similaires sont « *le bootstrap paramétrique* » (MCLACHLA, 2000), et une procédure bayésienne appelée « les contrôles prédictifs à posteriori », Les deux approches sont basées sur la génération de plusieurs ensembles de données aléatoires, et l'ajustement - pour chaque modèle- à un ensemble de données aléatoires et le calcul de la statistique de test.

Lorsqu'on a deux modèles à comparer, on utilise la différence de la statistique associée à chaque modèle : $G_{\Delta}^2 = G_B^2 - G_A^2$ avec $G_{\Delta}^2 \approx \chi_{ddl}^2$ et $ddl = ddl_B - ddl_A = P_B - P_A$. Dans ce cas, il faut avoir un ddl petit, sinon on risque de tomber dans le problème précédent (CRESSIE, 1988), une p-value peut être obtenue si le modèle des classes latentes est bien ajusté.

Détermination du degré de liberté :

On suppose dans l'ACL qu'on a besoin de P paramètres à estimer. Le degré de liberté associé à la statistique G^2 est défini par $ddl = W - P - 1$, avec W est le nombre de cellule dans le tableau de contingence : $W = \prod_{j=1}^J R_j$, et P égal à la somme du nombre de prévalence à estimer et le nombre des probabilités de réponses.

Démonstration :

Soit C : le nombre de classes latentes dans le modèle. Puisque $\sum_{c=1}^C \gamma_c = 1$, on a toujours une prévalence qui est obtenue en fonction des autres. Ainsi, le nombre de paramètres γ à estimer est égal à $C-1$.

Pour toute classe latente, il existe une probabilité de réponse correspondante à chaque variable. Comme $\sum_{r_j} \rho_{j,r_j/c} = 1$ pour une variable donnée j et une classe c , une seule probabilité ρ par variable (associée à une classe latente) peut être déduite en fonction des autres. Ainsi, le nombre de paramètre ρ à estimer est égale à : $C \cdot \sum_{j=1}^J (R_j - 1)$

On a donc :

$$P = C \cdot \sum_{j=1}^J (R_j - 1) + C - 1$$

Critères de choix du modèle :

Etant donné qu'il est nécessaire d'introduire un concept d'évaluation du choix de modèle, plusieurs travaux ont été réalisés pour atteindre ce but. NAJIN (2005) a proposé un critère de diagnostic des classes latentes connu sous le nom de « *Odds Of Correct classification, OCC* » ou « le ratio de classification certaine », ceci en se basant sur les probabilités moyennes à posteriori. Ce critère peut être également utilisé pour vérifier l'ajustement d'un modèle. Spécifiquement, un OCC inférieur à cinq pour toutes les classes dans un modèle, suggère qu'il y a une certaine instabilité au sein de ce modèle (ce critère ne va pas être utilisé dans ce projet, en effet, ce n'est pas mis en œuvre dans le logiciel utilisé (SAS)).

Un deuxième critère est l'entropie, proposé par RAMASWAMY & al. (1993). L'entropie évalue la précision de la classification à travers l'affectation des individus dans des classes en fonction de leurs probabilités. Elle varie de 0 à 1, ainsi, une valeur plus élevée indique une meilleure classification, formellement, on définit l'entropie comme suit :

$$E = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{c=1}^C -p_{ic} \log p_{ic}}{n \log C}$$

Cependant, le choix du critère d'entropie pour mesurer la précision peut être mauvais, car E dépend du nombre des classes.

Pour faire le choix des modèles, on peut également utiliser les critères AIC, BIC et CAIC :

Dans le cas des modèles des classes latentes, on cherche les critères AIC, BIC et CAIC à partir de la statistique G^2 avec le *ddl* défini auparavant.

Le critère d'information d'Akaiké AIC, est une mesure d'ajustement basée sur la théorie de l'information. Pour les classes latentes, AIC est défini par :

$$AIC = G^2 + 2P$$

Le critère d'information bayésien de Schwarz pondère différemment le nombre de paramètres. Pour le cas des classes latentes, il est égal à :

$$BIC = G^2 + (\text{Log}(N)).P$$

D'autres critères d'informations ont été proposés, à savoir, le BIC ajusté et AIC cohérente. Dans ce projet de fin d'études, nous nous appuyons principalement sur l'AIC et le BIC. Ces critères d'information sont susceptibles d'être plus utiles pour écarter les modèles plausibles, ainsi, le meilleur modèle est celui qui minimise AIC ou BIC.

Il convient de souligner que, même si un certain nombre de statistiques d'ajustement du modèle peuvent être utilisées pour évaluer un modèle plausible, le choix du modèle final dépend aussi de certaines considérations, des résultats de recherches antérieures, de la parcimonie du modèle et de la cohérence avec la théorie.

Revenons à notre exemple (Développement pubertaire) :

Le tableau suivant montre le nombre de paramètres estimés, la statistique G^2 , les degrés de liberté, p -value, l'AIC, le BIC, et la valeur de log-vraisemblance pour chaque modèle.

Tableau 6 : Critères de choix du modèle (Exemple)

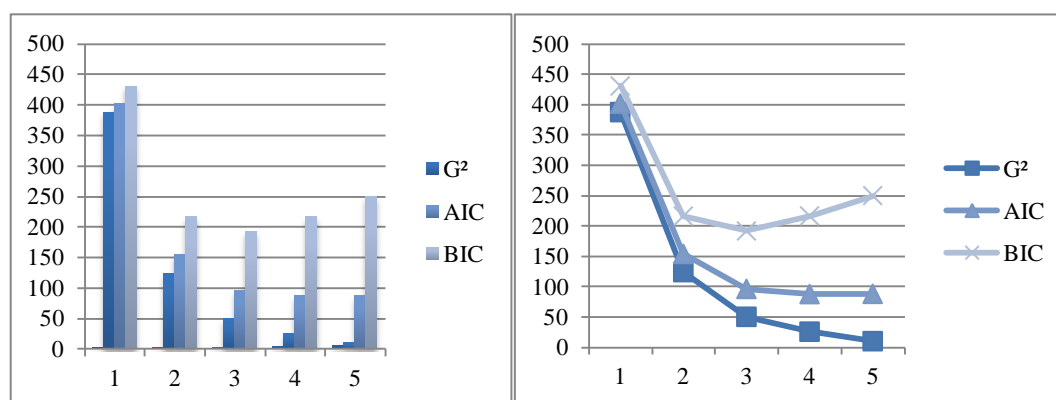
nombre de classe latente	Nombre de paramètre à estimer	G^2	Ddl	p -value	AIC	BIC	\mathcal{L}
1	7	387,5	46	<0,0001	401,5	430,6	-1777,7
2	15	124,0	38	<0,0001	154,0	216,2	-1645,9
3	23	50,3	30	0,01	96,3	191,7	-1609,0
4	31	25,8	22	0,26	87,8	216,5	-1596,8
5	39	10,2	14	0,75	88,2	250,0	-1589,0
6				Non identifié			

Source : *Latent Class and Latent Transition Analysis*, LINDA et al. (2010), p. 100

On remarque que :

- Le degré de liberté est relativement petit pour tous les modèles (inférieur à 50).
- Les trois premiers modèles ont des p -values petites, ce qui signifie qu'ils ne sont pas ajustés aux données, contrairement aux modèles 4 et 5 (p -value=0.26 et 0.75 respectivement).
- Le modèle 6 n'a pas été identifié.
- A travers la comparaison des valeurs du rapport de vraisemblance G^2 , du AIC et du BIC, on peut choisir notre modèle.
- Pour comparer en même temps les trois termes pour les cinq modèles identifiés, nous présentons les graphiques suivants :

Graphique 3 : les critères de choix du modèle



Source : Fait par les auteurs

D'après la courbe de 'BIC', on peut choisir le modèle à trois classes latentes. Mais la valeur la plus faible de l'AIC obtenue pour les modèles 4 et 5 (cette différence est dû à la pénalité de la statistique G^2 dans le cas du AIC et BIC). On choisira donc un modèle à quatre classes latentes.

II.6 PROBLEMES D'IDENTIFICATION ET QUELQUES SOLUTIONS ALTERNATIVES

Pour qu'un modèle de variables latentes soit identifié, il doit être associé à un degré de liberté supérieur à 1. De plus, même lorsque cette condition est satisfaite, on sait souvent que ce type de modèle souffre de problèmes sérieux d'identification.

C'est pour cette raison, et pour éviter la situation de la 'non identification' ou la 'sur-identification', que l'on s'intéresse à trois quantités : La première est la taille de l'échantillon N , la deuxième est la quantité N/W , et finalement, la relation entre la variable observée et la variable latente.

Ainsi, l'élimination d'une ou plusieurs variables à partir du tableau de contingence peut parfois aider à obtenir une identification. Le fait de réduire le nombre de variables réduit le nombre de cellules dans la table de contingence W , ce qui augmente la valeur N/W .

En revanche, la réduction du nombre de variables cause une perte d'informations si cette réduction a un effet négatif sur l'homogénéité et la séparation des classes latentes. La stratégie peut aussi se retourner contre, si les variables conceptuellement importantes sont exclues de l'analyse. En outre, une réduction de la taille de la table de contingence peut même conduire à des degrés de liberté négatifs dans certains cas.

Une autre approche consiste à ne pas changer la taille du tableau de contingence, mais d'ajuster le modèle des classes latentes pour que moins de paramètres doivent être estimés. Une façon d'y arriver, est d'appliquer la méthode « des restrictions des paramètres », comme l'a fait Haertel. La restriction des paramètres consiste à imposer des valeurs pareilles (égales) pour plusieurs paramètres, ce qui entraîne la diminution du nombre de paramètres à estimer.

III. MISE EN PRATIQUE DE L'ACL

III.1 CLASSIFICATION ACL

Le but de l'ACL est d'identifier une classification qui décrit adéquatement l'hétérogénéité des compétences des élèves au sein de notre échantillon. Il s'agit de comparer nos modèles ajustés pour un nombre croissant de classes. Dans notre cas, on a choisi des modèles de deux à sept classes latentes (dans le cas du Cameroun) et des modèles de 2 à 10 classes latentes (dans le cas du Ghana).

Un autre objectif de l'analyse des classes latentes est de choisir la classification qui est à la fois statistiquement valide et interprétable par les praticiens.

Nous rappelons que plusieurs indices statistiques existent pour décider le nombre de classes (Parti théorique). On utilisera fréquemment les critères d'information (AIC, BIC et CAIC) et le test du rapport de la vraisemblance (test de qualité d'ajustement).

Les critères d'information qui se basent sur le log-vraisemblance privilégient la parcimonie et imposent des pénalités pour la taille de l'échantillon et le nombre de paramètres, ce critère nous impose presque toujours de choisir un modèle avec un petit nombre de classes. Le modèle le mieux ajusté aux données est celui qui minimise les critères d'information.

Dans la pratique, l'analyse des classes latentes nous fournit trois types de paramètres dont un, peut être calculé à partir des autres :

Le premier paramètre est la probabilité conditionnelle : qui est la probabilité de réponse correcte -pour un élève- à chacun des items¹⁰, pour chacune des classes. Ces probabilités servent à interpréter la relation entre les indicateurs et la variable latente. Chaque probabilité conditionnelle réfère à la probabilité (pour un élève dans une classe donnée) de répondre correctement à l'item.

Le deuxième paramètre est la prévalence de la classe latente : il s'agit de la proportion estimée de la population des élèves dans chaque classe.

Le troisième paramètre est la probabilité à posteriori : il est calculé pour chaque élève puisqu'il n'est pas possible de l'affecter définitivement à une classe, il s'agit donc ici, de la probabilité qu'un élève appartient à une classe, il nous permet de déterminer objectivement la qualité de la classification.

III.2 PROCEDURES LCA (SAS)

La procédure LCA est une nouvelle méthode utilisée pour la mise en pratique de l'analyse des classes latentes, elle est introduite dans SAS¹¹ et développée par le centre '*The Methodology Center-The Pennsylvania State University*'. La version (V1.2.7) de 2011 est celle qu'on va utiliser dans ce projet.

¹⁰ Items : questions d'un test ou d'un questionnaire

¹¹ Voir aussi : <http://www2.sas.com/proceedings/forum2007/192-2007.pdf>

Notons que pour la proc LCA, la base de données doit être déclarée au début, il existe deux façons de présenter les données :

- Des données agrégées qui représentent une sorte de tableau de contingence
- Des données individuelles (par élève), mais dans ce cas, il faut ajouter une case pour identifier chaque élève.

Dans notre cas, les entrées de la procédure LCA sont :

1. Les données agrégés ou individuels avec une case qui identifie chaque élève.
2. Les variables (Items) de l'ACL.
3. Nombre des catégories de chaque item.
4. Nombre de classes.
5. Nombre de valeurs aléatoires générées comme étant valeurs de départ pour l'algorithme EM.
6. Valeur initiale de Rho, avec Rho : la probabilité conditionnelle de répondre à un item.

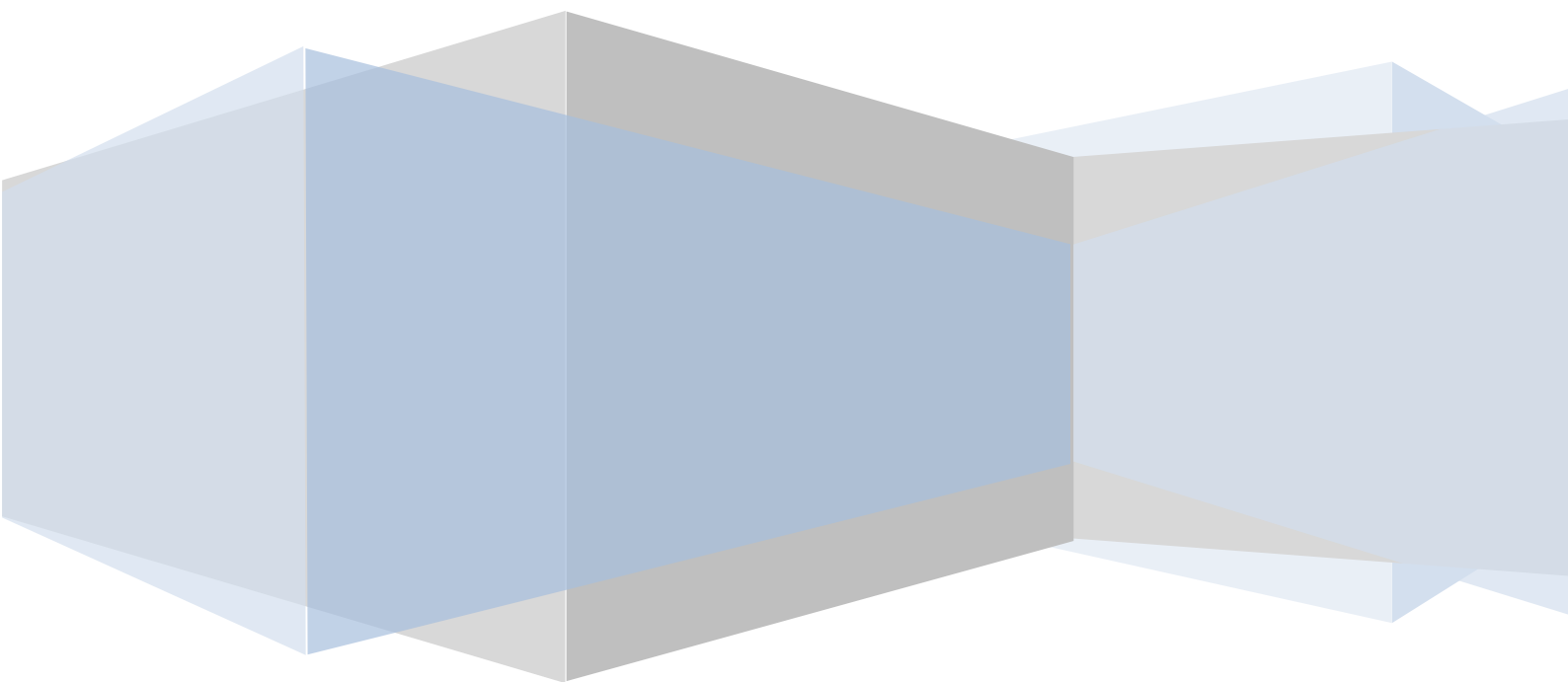
On peut rajouter à ces entrées : la spécification de l'algorithme utilisé, le nombre d'itérations, le nombre des premières valeurs de départ.

On peut classer les sorties de la procédure LCA en trois sortes :

1. Des statistiques qui permettent de juger de la validité du modèle, compris la statistique G^2 , les critères d'ajustement AIC, BIC, CAIC et le critère d'entropie, la valeur du log-vraisemblance et le degré de liberté.
2. Les prévalences et les probabilités conditionnelles qui permettent l'interprétation des classes.
3. Les probabilités à posteriori pour l'affectation des élèves.

Les classes d'élèves sont obtenues à partir des probabilités à posteriori, des requêtes SQL ont été utilisées afin de distinguer les différentes classes : L'élève est affecté à la classe dont la probabilité d'appartenance est plus grande, mais on peut aussi décider d'affecter les élèves sur la base de critères absolus ; par exemple si $P > 0,5$...

PARTIE 2 : APPLICATION DE L'ACL AUX DONNEES DU CAMEROUN ET DU GHANA



I. APPLICATION AUX DONNEES DU CAMEROUN

I.1 SYNTHÈSE DES PRINCIPAUX RESULTATS DE L'ETUDE DU CAMEROUN

Nous présentons dans cette section un bref résumé des deux rapports résultant de la mission du Cameroun (VARLY & MBOLE, 2011) ainsi que quelques résultats pertinents obtenus qui sont en relation avec notre étude.

Contexte :

L'étude réalisée au Cameroun entre dans un objectif global de l'évaluation des acquis scolaires. Différentes méthodes permettant d'évaluer le niveau de compétences des élèves ont été mises en œuvre.

Des tests en langues et en mathématiques ont été mises en œuvre pour tester les niveaux des élèves de la 5^{ème} année dans les deux matières. Ces tests correspondent d'une part, à des tests individuels à l'oral en calcul mental et en lecture, et d'autre part, aux tests écrits passés collectivement.

Les experts de ce travail (VARLY & MBOLE, 2011) ont pris en considération l'existence de deux sous-systèmes éducatifs (francophone et anglophone), par la réalisation de tests équivalents en deux langues : français et anglais.

Les enquêtes de l'IEA et du PASEC et les études TIMSS et PIRLS ont servi de références scientifiques pour la construction des tests, qui ont été calqués sur les programmes scolaires camerounais et sur les pratiques en classes dans les deux sous-systèmes.

Echantillonnage :

Pour l'échantillon des élèves sélectionnés pour participer à cette étude, on a :

- ✓ La méthode d'échantillonnage utilisée dans un premier temps est 'l'échantillonnage par stratification'.
- ✓ La base de sondage utilisée est la table de données de la DPPC, année 2009/2010 qui contient 14 255 écoles au départ.
- ✓ L'échantillon sélectionné est constitué de 178 écoles et 2553 élèves dont 608 anglophones et 1945 francophones, 1755 élèves ruraux et 798 urbains.
- ✓ Les auteurs comptent 55 écoles ayant passé le test PASEC en 2005.
- ✓ Une classe de CM1/classe 5 a été choisie aléatoirement de chaque école.
- ✓ 15 élèves ont été choisis aléatoirement dans la classe sélectionnée selon la méthode du pas.

Analyse des items:

- ✓ Les tests réalisés au Cameroun se composent d'un test individuel de lecture à l'oral, d'un test écrit de langue, d'un test de calcul mental et d'un test de mathématiques.
- ✓ Chaque test écrit est d'une durée de 45minutes.
- ✓ Le test final de langues comporte 22 exercices et 39 items, dont 14 QCM, 19 questions ouvertes à réponse courte et 6 questions ouvertes à réponse longue.
- ✓ Le test final de mathématiques comporte 26 items, dont 14 QCM.

- ✓ Les tests sont construits d'une manière hiérarchique commençant par le déchiffrement et se terminant par la production de sens à partir d'une phrase.
- ✓ Les items de mathématiques couvrent les compétences suivantes : l'utilisation des concepts et des procédures, savoir les outils mathématiques permettant de résoudre des situations de la vie courantes, et la communication dans un langage concis et rigoureux (VARLY & MBOLE(2011)).

Validité des tests :

Les tests ont été mis à l'essai deux fois avant de parvenir à une version finale.

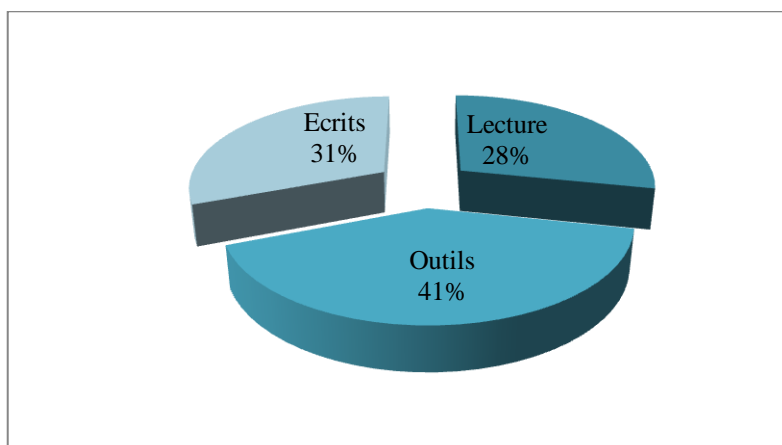
Une batterie de méthodes permettant la validation des tests a été utilisée, on va présenter ici les étapes suivies :

1. Calcul de l'alpha de Cronbach¹² et des corrélations item.
2. Calcul des indices de difficultés.
3. Examen de la corrélation entre les différents blocs du test.
4. Calcul des indices de discrimination.
5. Comparaison des indices avec les résultats du prétest.
6. Vérification empirique avec l'examen des courbes caractéristiques des items (Modèle de Rasch)¹³

Domaines des tests :

Pour le test écrit de langue, on a trois domaines qui sont répartis comme suit :

Graphique 4 : Domaines du test de langue (Cameroun)



Source : Fait par les auteurs

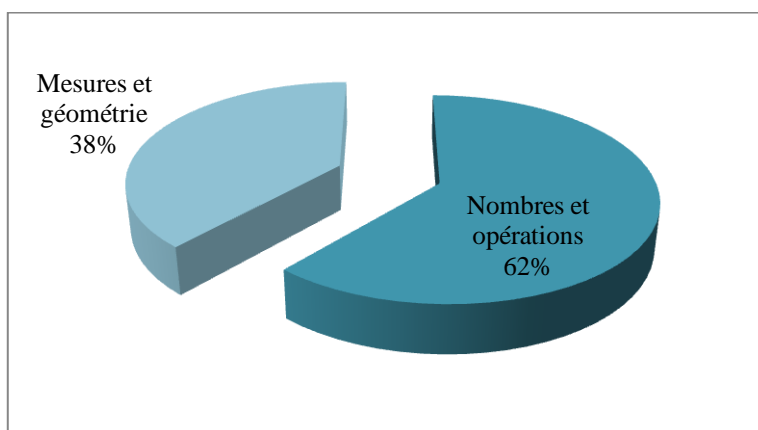
Les items du domaine des outils de la langue (grammaire, conjugaison, orthographe...) représentent 41% du test de langue, le nombre d'items de lecture est proche de celui de l'écrit avec 28% et 31% respectivement.

Pour le test écrit de math, les compétences visées sont dans les domaines de « Nombres et opérations » et « Mesure et géométrie ».

¹² Une statistique utilisée notamment en psychométrie pour mesurer la cohérence interne (ou la fiabilité) des questions posées lors d'un test.

¹³ Une méthode d'analyse de données statistiques, particulièrement employée en psychométrie pour mesurer des éléments tels que les capacités, les attitudes ou des traits de personnalité de personnes répondant à des questionnaires.

Graphique 5 : Domaines du test de Math (Cameroun)



Source : Fait par les auteurs

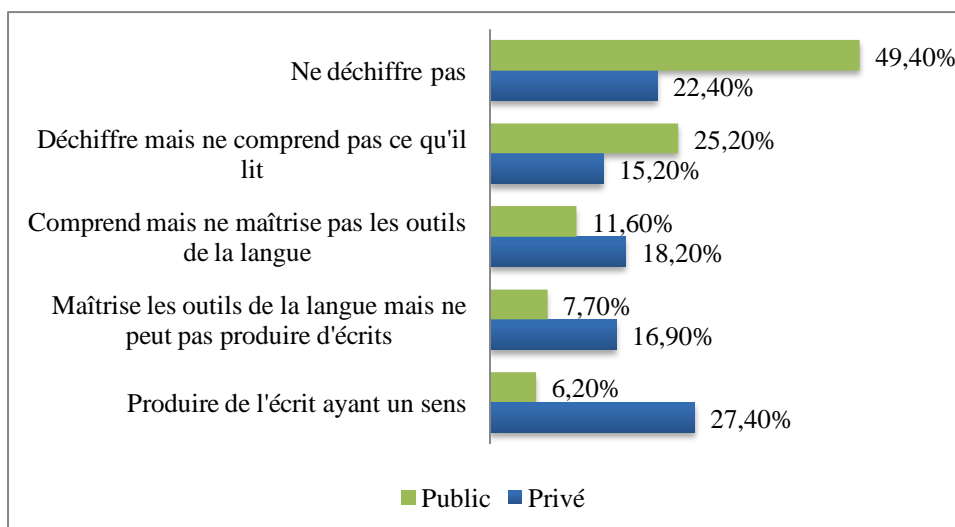
Les items relatifs au domaine de « Nombres et opérations » représentent 62% du test contre seulement 38% des items relatifs au domaine de « Mesures et géométrie ».

Les principaux résultats :

On cite ici seulement quelques résultats de l'étude du Cameroun :

- 49% des élèves du public sont en grande difficulté en lecture, voir ne déchiffrent pas même des mots simples.

Graphique 6 : Echelle de compétences en langue (Cameroun)



Source : "APPUI COURT TERME A L'EVALUATION DES ELEVES" (VARLY & MBOLE, 2011).

- Le test de langue montre que seuls 6,2% des élèves du public atteignent les compétences visées par le curriculum contre 27,4% des élèves du privé.
- Le taux de réussite au test de langue est de 23,6% en français et 23,9% en anglais.
- Les principales causes de la réussite ou de l'échec scolaire sont le manque de suivi, le manque de manuels et l'absentéisme.

- La présence de manuels dans les classes permet de réduire la proportion d'élèves en grande difficulté en lecture dans les écoles publiques en notant que les manuels sont à la charge des familles.
- Les informations obtenues par le test de lecture à l'oral et par le test de calcul mental expliquent une grande partie de la variation des résultats aux tests écrits.
- Les méthodes d'enseignement de la lecture listées ne sont pas associées à des bons résultats en lecture.

I.2 PRESENTATION DE LA STRUCTURE DES DONNEES DU CAMEROUN

Les données brutes de l'étude du Cameroun se présentent sous forme d'un tableau croisant les unités statistiques (les élèves) en ligne et l'ensemble des variables en colonne.

Les variables représentent d'une part les réponses des élèves aux items ainsi que leurs caractéristiques sociodémographiques et socioéconomiques, d'autre part donnent des informations sur les enseignants et leurs conditions et méthodologie d'enseignement.

On se contentera dans un premier temps d'une matrice de données représentant les élèves en ligne et leurs réponses aux items en colonne. Ainsi, les données relatives aux items se composent des réponses aux tests écrits de langue et de mathématiques. Nous avons des informations concernant les scores réalisés dans le test de la lecture et du calcul mental.

Par la suite, on va s'intéresser aux données relatives aux conditions familiales des élèves et aux variables socioéconomiques.

Dans ce qui suit de ce projet on explicitera davantage les variables choisies ainsi que leurs pertinences dans la classification.

Le tableau qui suit montre une représentation simple de la structure des données :

Tableau 7 : Structure des données du Cameroun

	Test écrit de langue					Test écrit de Math				
	Item 1	Item 2	Item 3	...	Item 39	Item 1	Item 2	Item 3	...	Item 26
<i>Elève 1</i>	0	1	0	...	0	1	0	0	...	1
<i>Elève 2</i>	0	0	1	...	0	0	0	0	...	0
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
<i>Elève N-2</i>	1	1	1	...	1	0	0	0	...	0
<i>Elève N-1</i>	0	0	0	...	1	0	0	0	...	0
<i>Elève N</i>	1	1	1	...	0	0	0	0	...	0

	SES				
	Item 1	Item 2	Item 3	...	Item 16
<i>Elève 1</i>	0	1	0	...	0
<i>Elève 2</i>	0	0	1	...	0
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
<i>Elève N-2</i>	1	1	1	...	1
<i>Elève N-1</i>	0	0	0	...	1
<i>Elève N</i>	1	1	1	...	0

Source : Fait par les auteurs.

Sélection des variables de l'analyse

L'application de l'analyse des classes latentes va se baser sur le test écrit de la langue, qui se compose de trois domaines : la lecture, les outils et la production de l'écrit. Les résultats aux différents tests sont de types qualitatifs.

Dans un premier temps, on considère les données qui se constituent des réponses des élèves aux items de langue (39 items), des scores centrés réduits relatifs aux différents tests qui sont continus et appartiennent à l'intervalle [0.1] et quelques variables socioéconomiques.

Items de Langue :

Les premiers items appartenant au domaine de la lecture présentent des QCM, ils portent sur des textes très courts où la réponse pouvait être explicite et identifiée dans le texte. Les items qui suivent, portent sur les questions demandant de faire une déduction ou l'information est implicite dans la question et où intègre des mots nouveaux (on parle d'inférence). Certains items présentent des textes non scolaires : tableau d'horaires de train, fiches d'inscription à remplir, communiqué radio, correspondant à des situations de vie courante. Les trois items choisis dans le domaine de la lecture sont A, B et C.

Les items choisis dans le bloc 'Outils de la langue' se focalisent sur certains domaines peu impactés par la structure de la langue : vocabulaire, conjugaison, grammaire, etc... afin de permettre la réalisation de tests équivalents en français et anglais.

La production d'écrits fait appel à un ensemble de compétences : évaluer la capacité des élèves à produire du sens d'un message ou d'une idée cohérente.

Un élève qui ne réussit pas ces items n'est pas alphabétisé : il n'a pas les compétences en lecture pour évoluer dans la vie.

Items de Mathématiques :

Les items de mathématiques se centreront sur les domaines clés communs aux deux sous-systèmes (Francophone et Anglophone) et permettront de mesurer la maîtrise des concepts mathématiques de base, puis leur application dans des problèmes ou des situations de vie courante.

Items socioéconomiques :

Les variables socioéconomiques choisies peuvent être regroupées dans trois principaux axes :

1. Niveau économique et social : pauvreté, possession des livres, nature de l'école (privée ou publique), préscolaire.
2. Niveau culturel des parents : niveau d'instruction de la mère.
3. Langue : exercice de la lecture à la maison, correspondance entre la langue parlée fréquemment à la maison et la langue d'enseignement (du test).

Une autre caractéristique personnelle est la langue parlée à la maison. On a construit cette variable à partir des réponses des élèves à la question concernant la langue parlée le plus fréquemment à la maison et de la langue du test.

Le choix de neuf items a été fait sur la base des hypothèses. C'est le nombre maximum qu'on peut prendre comme indicateurs pour cette analyse sur la base du ratio N/W, afin de bien vérifier que la statistique G^2 suit une loi Khi-deux. Pour l'instant, nous tirons parti d'un maximum d'informations disponibles avec neuf items.

I.3 APPLICATION DE L'ACL AUX TESTS DE LANGUE

I.3.1 Choix du nombre de classes

Modèle 1 :

Dans le modèle 1, on a utilisé les neuf premiers items du test de la langue, ils sont dans le domaine de la lecture. Chaque item mesure une compétence particulière.

Parmi les items sélectionnés, six sont de premier niveau taxonomique (connaissance et compréhension) alors que trois sont de deuxième niveau (application), dont deux sont des items PASEC.

Le tableau suivant présente les caractéristiques des items sélectionnés :

Tableau 8 : Caractéristiques des items du modèle 1-Langue

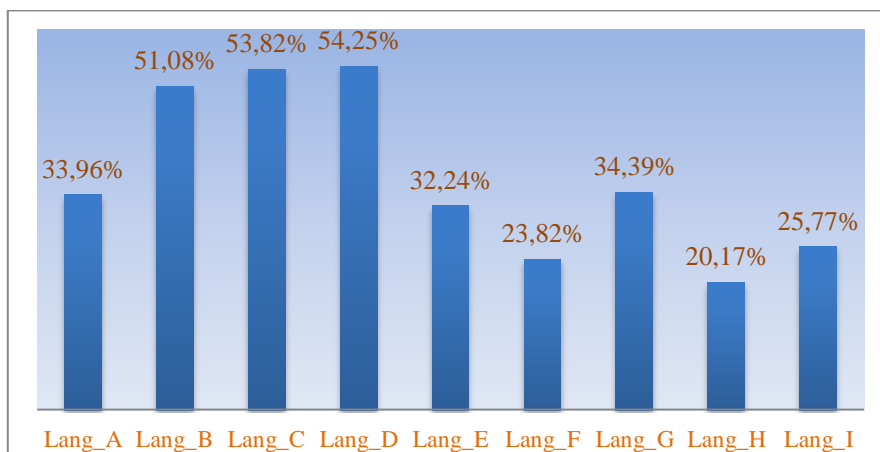
N° Item	Item	Notation	Niveau Taxonomie	Domaine	Compétence mobilisée	P-value
Item 1	A	Lang_A	1	Lecture	Repérage d'informations explicites* au milieu d'un texte (QCM).	33,96%
Item 2	B	Lang_B	1	Lecture	Repérage d'informations explicites au milieu d'un texte.	51,08%
Item 3	C	Lang_C	1	Lecture	Repérage d'informations explicites au début d'un texte, (QCM).	53,82%
Item 4	D	Lang_D	1	Lecture	Repérage d'informations explicites au début d'un texte (QCM).	54,25%
Item 5	E	Lang_E	2	Lecture	Compréhension du sens d'une information dans le texte (QCM).	32,24%
Item 6	F	Lang_F	2	Lecture	Compréhension du sens d'une information dans le texte, l'information est dans le corps du texte ou comporte une difficulté particulière (QCM).	23,82%
Item 7	G	Lang_G	1	Lecture	construction d'informations ou d'un raisonnement sur un texte (Rédaction).	34,39%
Item 8	H	Lang_H	1	Lecture	construction d'informations ou d'un raisonnement sur un texte (Rédaction).	20,17%
Item 9	I	Lang_I	2	Lecture	Aptitudes à trouver une information implicite dans un texte.	25,77%

Source : Appui court terme à l'évaluation des élèves au Cameroun (VARLY & MBOLE, 2011)

*La question reprend littéralement les termes employés dans le texte

Les premiers items de la lecture sont relativement faciles à exécuter par rapport aux derniers puisqu'il s'agit des QCM, on peut visualiser cela dans le graphique ci-dessous qui représente les indices de difficultés des items (probabilités de réussite d'un item).

Graphique 7 : Indice de difficulté des items du modèle 1-Langue



Source : Appui court terme à l'évaluation des élèves au Cameroun (VARLY & MBOLE, 2011)

On a constitué finalement un ensemble de neuf variables et 2553 observations.

On peut résumer les modèles possibles de classification latente des élèves dans le tableau qui suit :

Tableau 9 : Critères de choix du modèle (modèle 1-Langue)

Modèle	<i>ddl</i>	G^2	AIC	BIC	CAIC	Entropie	L	<i>p-value</i>
2 classes	492	1035,95	1073,95	1185,01	1204,01	0,84	-12378,83	0,0000
3 classes	482	751,69	809,69	979,2	1008,06	0,76	-12236,7	0,0000
4 classes	472	578,25	656,25	884,2	923,2	0,78	-12149,97	0,0006
5 classes	462	507,53	605,53	891,93	940,93	0,72	-12114,62	0,0704
6 classes	452	464,41	582,41	927,27	986,27	0,68	-12093,06	0,3332
7 classes	442	466,5	604,5	1007,81	1076,81	0,74	-12094,11	0,2028

Source : Fait par les auteurs à partir de SAS et LEM

Les valeurs de la statistique G^2 et du critère AIC sont les plus faibles pour un modèle à six classes latentes, alors que le critère BIC atteint son minimum pour un modèle à quatre classes.

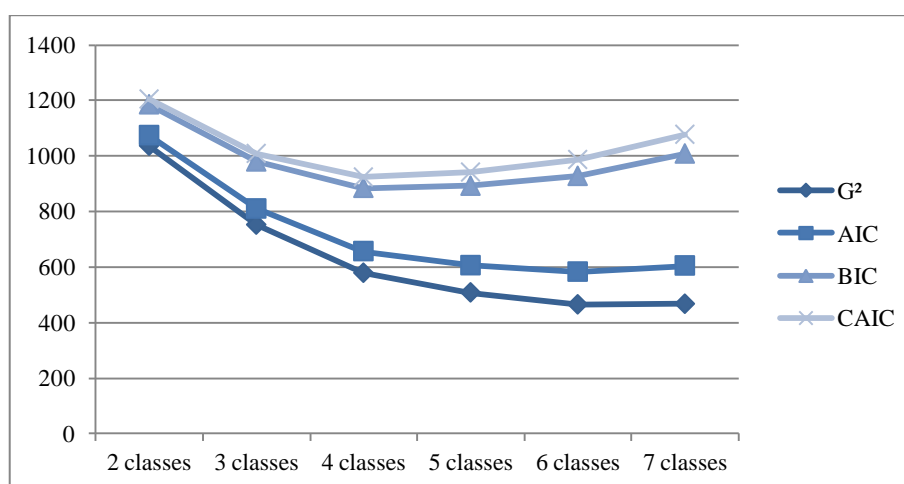
Le critère d'entropie atteint son maximum pour un modèle à deux classes (comme le modèle dichotomique de HAERTEL), mais ce critère n'est pas très utilisé car il dépend du nombre de classes (voir la partie théorique).

Puisque le rapport N/W est égal à environ 5, on pourra dire que la statistique G^2 suit une loi Khi-deux à *ddl* degré de liberté. Ainsi, en utilisant un outil dans le Logiciel LEM on a pu calculer les *p-value* associées à la statistique G^2 .

Pour les trois premiers modèles (modèles à 2, 3, 4 classes latentes), la *p-value* est inférieur à 5%, donc on ne pourra pas choisir ces modèles. Il reste alors les modèles à 5, 6 et 7 classes. On peut revenir aux critères de choix des modèles pour prendre la décision du nombre de classes. D'après cette analyse on peut choisir un modèle à cinq classes latentes.

Le graphique qui suit représente les courbes de la statistique G^2 , AIC, BIC et CAIC :

Graphique 8 : Critères de choix du modèle (modèle 1-Langue)

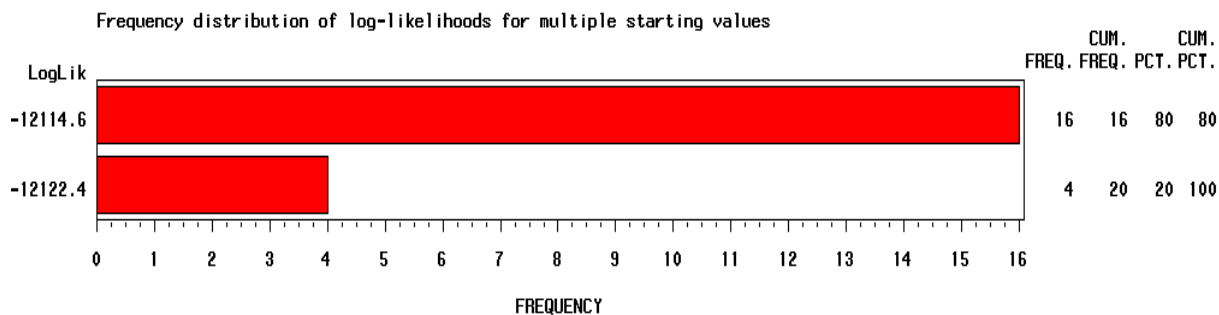


Source : Fait par les auteurs

A partir de six classes, le BIC et CAIC augmentent, on remarque ici que l'évolution des critères G^2 et AIC est différent de celle de BIC et CAIC, ce qui prouve la nécessité de prendre (en même temps) ces quatre critères pour le choix du nombre de classes.

Le graphe ci-dessous illustre un modèle plutôt bien identifié, Parmi les 20 valeurs de départ choisies, 16 convergent vers la même solution (Maximum local), qui correspond au maximum de la log-vraisemblance obtenu pour un modèle à cinq classes latentes.

Graphique 9 : Distribution de Log-vraisemblance pour les valeurs initiales (modèle 1-Langue)



Source : Fait par les auteurs à partir de SAS

Modèle 2 :

Pour ce modèle, nous avons pris trois items pour chaque domaine (Lecture, Outils et Ecrit), soit donc au total neuf items, dont trois appartiennent au deuxième niveau cognitif (Application). Ce sous-ensemble d'items est plus varié que le précédent et mobilise davantage de compétences et de domaines.

Les caractéristiques de ces items sont présentées dans le tableau suivant :

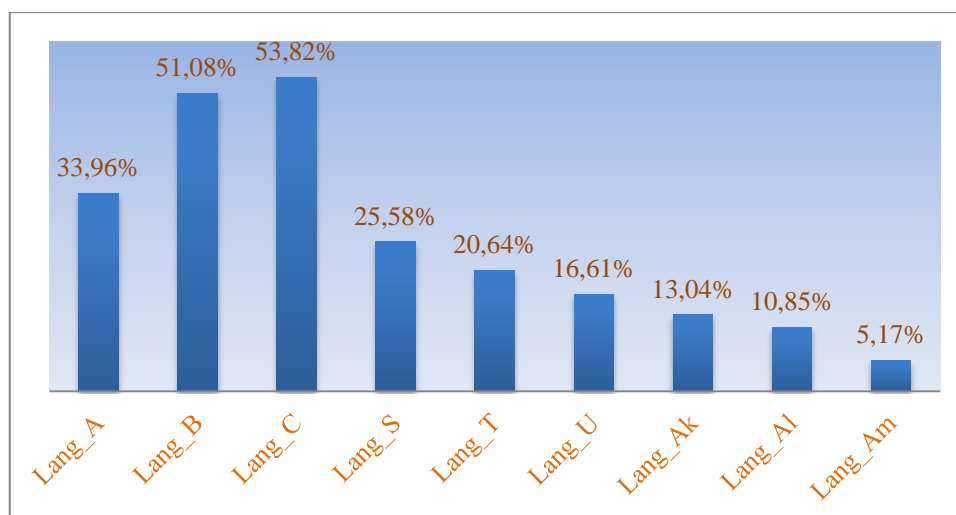
Tableau 10 : Caractéristiques des items du modèle 2-Langue

N° Item	Item	Notation	Niveau Tax.	Domaine	Compétence mobilisée	P-value
Item 1	A	Lang_A	1	Lecture	prélèvement et repérage d'informations explicites au milieu d'un texte (QCM).	33,96%
Item 2	B	Lang_B	1	Lecture	Repérage d'informations explicites au milieu d'un texte.	51,08%
Item 3	C	Lang_C	1	Lecture	prélèvement et repérage d'informations explicites au début d'un texte, la question reprend littéralement les termes employés dans le texte (QCM).	53,82%
Item 4	S	Lang_S	1	Outils	Aptitude à donner le contraire d'un mot (Adjectif)	25,58%
Item 5	T	Lang_T	2	Outils	Aptitude à donner contraire d'un mot (Nom)	20,64%
Item 6	U	Lang_U	2	Outils	Aptitude à donner contraire d'un mot (Adverbe)	16,61%
Item 7	AK	Lang_AK	1	Ecrits	Description d'un phénomène à partir d'une image (Rédaction).	13,04%
Item 8	AL	Lang_AL	1	Ecrits	Description d'un phénomène à partir d'une image (Rédaction).	10,85%
Item 9	AM	Lang_AM	2	Ecrits	Description d'un phénomène à partir d'une image (Rédaction).	5,17%

Source : Appui court terme à l'évaluation des élèves au Cameroun (VARLY & MBOLE, 2011)

Le graphique de l'indice de difficulté nous montre que les items de lecture sont relativement simples par rapport aux items appartenant au domaine des outils et les items de la production d'écrit sont les plus difficiles.

Graphique 10 : Indice de difficulté des items du modèle 2-Langue



Source : Appui court terme à l'évaluation des élèves au Cameroun (VARLY & MBOLE, 2011)

L'indépendance locale a ici plus de chances d'être vérifiée car les items appartiennent à différents domaines et mobilisent des compétences variées.

Les différents modèles ainsi que les critères qui permettent de déduire le nombre de classes sont présentés dans le tableau suivant :

Tableau 11 : Critères de choix du modèle (Modèle 2-Langue)

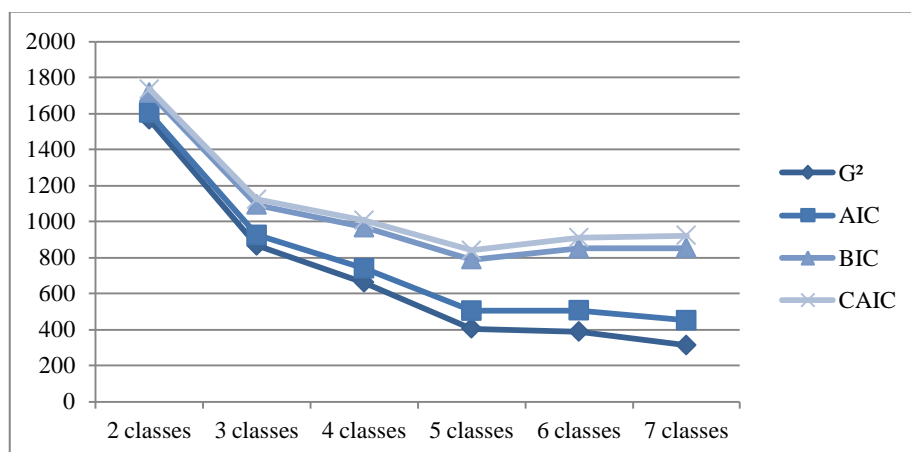
Modèle	ddl	G ²	AIC	BIC	CAIC	Entropie	L	P-value
2 classes	492	1565,63	1603,63	1714,68	1733,68	0,89	-9306,17	0,0000
3 classes	482	865,3	923,3	1092,81	1121,81	0,89	-8956,01	0,0000
4 classes	472	660,52	738,52	966,47	1005,47	0,89	-8853,62	0,0000
5 classes	462	404,95	502,95	789,35	838,35	0,81	-8725,83	0,9737
6 classes	452	387,24	505,24	850,1	909,1	0,73	-8716,98	0,9876
7 classes	442	311,75	449,75	853,03	922,06	0,73	-8679,23	1,0000

Source : Fait par les auteurs à partir de SAS et LEM

Les critères AIC, BIC et CAIC nous permettent de choisir un modèle à cinq classes latentes. Ainsi, la statistique G² est minimale pour les modèles à 5, 6 et 7 classes latentes, donc le meilleur choix est un modèle à cinq classes.

On peut illustrer les courbes des différents critères dans le graphe suivant :

Graphique 11 : Critères de choix du modèle (modèle 2-Langue)

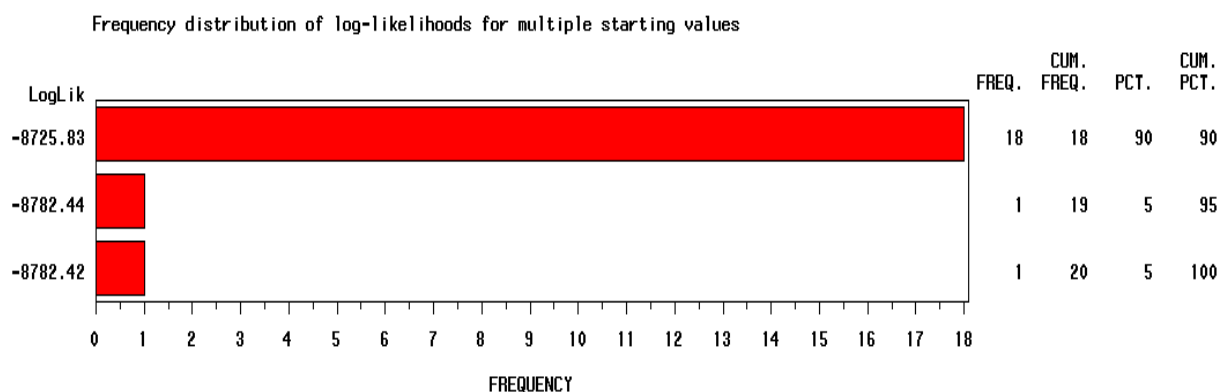


Source : Fait par les auteurs

On retiendra donc qu'avec un ensemble d'items plus varié, on obtient le même nombre de classes (modèle à cinq classes).

Le graphe ci-dessous illustre un modèle plutôt bien identifié (Modèle à cinq classes latentes). La plupart des valeurs de départ convergent vers la même solution qui correspond au maximum de log-vraisemblance.

Graphique 12 : Distribution de Log-vraisemblance pour les valeurs initiales (modèle 2-Langue)



Source : Fait par les auteurs à partir de SAS

Modèle 3 : PASEC

Dans ce troisième modèle, on considérera les sept items PASEC. Il s'agit du domaine de la lecture et des outils et de la langue, dont deux items sont de niveau 2.

Tableau 12 : Caractéristiques des items du modèle 3-Langue

N° Item	Item	Notation	Niveau Tax.	Compétences mobilisées	Domaine	p-value
Item 1	A	Lang_A	1	prélèvement et repérage d'informations explicites au milieu d'un texte (QCM).	Lecture	33,96%
Item 2	B	Lang_B	1	Repérage d'informations explicites au milieu d'un texte.	Lecture	51,08%
Item 3	N	Lang_C	1	prélèvement et repérage d'informations explicites au début d'un texte, la question reprend littéralement les termes employés dans le texte (QCM).	Lecture	53,82%
Item 4	O	Lang_O	1	Reconnaître la bonne préposition	Outils	45.40%
Item 5	P	Lang_P	2	Reconnaître le bon pronom	Outils	36.7%
Item 6	Q	Lang_Q	2	Reconnaître la bonne préposition	Outils	25.45%
Item 7	R	Lang_R	1	Reconnaître le bon pronom	Outils	28.30%

Source : Appui court terme à l'évaluation des élèves au Cameroun (VARLY & MBOLE, 2011)

De même, on a essayé de comparer les résultats en choisissant différentes valeurs de classes latentes.

Tableau 13 : Critères de choix du modèle (Modèle 2-Langue)

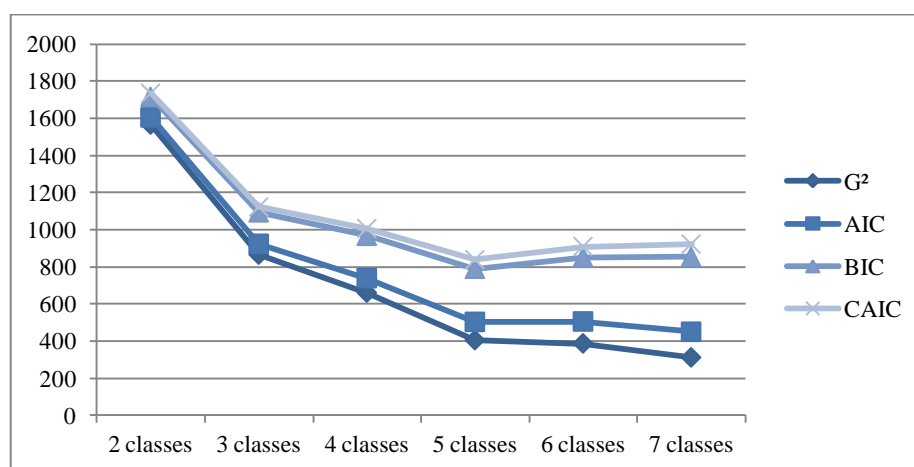
Modèle	ddl	G ²	AIC	BIC	CAIC	Entropie	L	P-value
2 classes	112	352,42	382,42	470,1	485,1	0,68	-10195,65	0,0000
3 classes	104	154,96	200,96	335,4	358,4	0,61	-10096,92	0,0009
4 classes	96	106,43	168,43	349,62	380,62	0,65	-10072,65	0,2192
5 classes	88	83,65	161,65	389,6	428,6	0,62	-10061,26	0,6114
6 classes	80	67,88	161,88	436,6	483,6	0,62	-10053,37	0,8309
7 classes	72	59,39	169,39	490,86	545,86	0,63	-10049,13	0,8561

Source : Fait par les auteurs à partir de SAS et LEM

En se basant sur les critères de sélection du meilleur modèle, il apparaît que les modèles avec quatre et cinq classes sont les meilleurs parmi les modèles testés. On choisit donc un modèle à quatre classes (parcimonie).

Le graphique au-dessous illustre les courbes des différents critères.

Graphique 13 : Critères de choix du modèle (modèle 3-Langue)



Source : Fait par les auteurs

Sur les trois domaines, l'analyse montre que les modèles à cinq classes marchent mieux. On note que l'échelle de compétences réalisée à priori lors de la création des tests nationaux comporte également cinq classes.

Si le modèle réalisé avec les items PASEC fonctionne et permet d'identifier la proportion d'élèves en grande difficulté ou susceptibles d'être non lecteurs, le modèle est partiellement applicable dans plus de 21 pays sur des données collectées depuis 1991.

I.3.2 Interprétation des classes du test de Langue

Résultats ACL pour le modèle 1

On rappelle que le premier modèle obtenu en choisissant les neuf premiers items est un modèle à 5 classes latentes. Il faut noter aussi que l'ordre de la numérotation des classes donné par le logiciel SAS est aléatoire, et ne donne pas d'information directe qui vont permettre d'interpréter les classes.

C'est à partir des probabilités conditionnelles présentées dans le tableau ci-dessous que nous pouvons déduire des interprétations des classes. On s'intéresse aux probabilités supérieures à 0,5 :

Tableau 14 : Probabilités conditionnelles de réponses (Modèle 1- langue)

	Les classes latentes				
	Classe 1	Classe 2	Classe 3	Classe 4	Classe 5
La prévalence de la classe latente	0,23	0,43	0,14	0,05	0,16
Probabilités de réponse aux items :					
Lang_A					
Réussite (1)	0,73	0,14	0,66	0,26	0,06
Echec (2)	0,27	0,86	0,34	0,74	0,94
Lang_B					
Réussite (1)	0,83	0,29	0,79	0,47	0,41
Echec (2)	0,17	0,71	0,21	0,53	0,59
Lang_C					
Réussite (1)	0,98	0,17	0,94	0,38	0,59
Echec (2)	0,02	0,83	0,06	0,62	0,41
Lang_D					
Réussite (1)	0,97	0,14	0,83	0,15	0,89
Echec (2)	0,03	0,86	0,17	0,85	0,11
Lang_E					
Réussite (1)	0,55	0,19	0,30	0,20	0,40
Echec (2)	0,45	0,81	0,70	0,80	0,60
Lang_F					
Réussite (1)	0,23	0,21	0,16	0,27	0,38
Echec (2)	0,77	0,79	0,84	0,73	0,62
Lang_G					
Réussite (1)	0,96	0,05	0,30	0,75	0,16
Echec (2)	0,04	0,95	0,70	0,25	0,84
Lang_H					
Réussite (1)	0,68	0,00	0,05	0,64	0,04
Echec (2)	0,32	1,00	0,95	0,36	0,96
Lang_I					
Réussite (1)	0,75	0,03	0,35	0,25	0,10
Echec (2)	0,25	0,97	0,65	0,75	0,90

Source : Fait par les auteurs à partir de SAS

Il y a une différence entre les prévalences des cinq classes latentes obtenues à partir du deuxième modèle.

Les élèves appartenant à la deuxième classe ont la plus grande proportion avec 43%, suivis des élèves de la première classe avec 23%, alors que la quatrième classe représente seulement 5% de l'ensemble des élèves ayant passé les tests.

Tableau 15 : Scores des classes latentes (modèle 1 – Langue)

Classe	C 1	C 2	C 3	C 4	C 5
Espérance/Score Classe	0,74	0,14	0,49	0,37	0,34

Source : Fait par les auteurs à partir de SAS

On a interprété la moyenne des probabilités conditionnelles de répondre sachant que la réponse est juste (Espérance) comme étant 'le Score Classe' :

En effet :

$$score(y) = \frac{\sum p_i X_i}{\sum X_i} \quad \text{avec } X_i = 1 : \text{Pondération des items et } p_i : \text{La probabilité de}$$

réussir l'item

A partir des espérances associées à chaque classe, on peut bien donner une interprétation a priori qui est la suivante :

Les élèves appartenant à la classe 1 ont un score égal à 0,74 de réussir les items sélectionnés. C'est le plus grand score parmi les cinq classes. Cette classe peut représenter les élèves ayant une bonne base en Lecture. Le score de 0,14 est inférieur au score d'un élève qui répondrait au hasard.

On remarque que la classe 2 a le plus petit score parmi les classes issues de l'ACL. Cette classe semble être qualifiée comme étant la classe des élèves ayant de grandes difficultés en lecture.

Il est important de remarquer aussi la bonne dispersion des scores des classes, c'est-à-dire les écarts entre les performances des meilleurs élèves en lecture (Les élèves appartenant à la classe 1) et les élèves les moins performants (Les élèves appartenant à la classe 2) et les autres classes, sauf les classe 4 et 5 où les scores sont proches.

Relation entre les scores issus de l'ACL et les scores de Langue :

Tableau 16 : Comparaison entre les scores des classes et les scores de Langue

Classe	C 1	C 2	C 3	C 4	C 5
Espérance/Score Classe ACL (9items)	0,74	0,14	0,49	0,37	0,34
Ecart type	0,12	0,11	0,09	0,12	0,11
Score test Langue (39 Items)	0,78	0,11	0,49	0,37	0,31
Ecarttype	0,15	0,10	0,12	0,13	0,12

Source : Fait par les auteurs à partir de SPSS

On remarque que les scores calculés à partir des probabilités conditionnelles en utilisant les modèles à classes latentes avec seulement neuf items sont très proches des classes calculées à partir des 39 items de test de langue (Annexe 1). On voit ici que sur la base du seul score moyen, généralement utilisé pour constituer des groupes d'élèves, on n'est pas en mesure de distinguer les classes 4 et 5. L'ACL apporte donc une information plus précise que le simple score moyen.

On note que l'ACL ne classe pas les élèves sur la base de nombres (ou quantités) d'items corrects mais selon des profils d'élèves et leurs comportement vis-à-vis des questions du test.

L'ACL va nous permettre d'expliquer les différences entre les classes 4 et 5 qui ne sont pas décelables si l'on s'intéresse seulement au score moyen.

Interprétation des classes du modèle 1

En se basant sur les résultats obtenus dans le tableau 14, on peut interpréter les classes latentes comme suit :

Classe 1 : Lecteurs confirmés

Cette classe représente 23% de la totalité des élèves de CM5 ayant passé le test. Elle se caractérise par des grandes probabilités de répondre correctement à tous les items.

Les élèves de cette classe ont des capacités de lire et de comprendre, de tirer des relations entre plusieurs mots ou d'interpréter le sens d'une partie du texte. Ils peuvent aussi déduire plusieurs informations à partir d'un texte.

Classe 2 : Non Lecteurs

La classe 2 est qualifiée de celle des « Non Lecteurs » puisque les probabilités d'échec sont très grandes pour tous les items. Elle se caractérise par l'échec à tous les items.

Cette classe présente 43% de notre échantillon et on note une surreprésentation de garçons 52% contre 48% pour les filles.

On remarque que les élèves qui appartiennent à cette classe ont probablement beaucoup de difficulté à lire et à comprendre et donc à répondre aux items les plus faciles du test. Ce groupe d'élèves peut être considéré comme étant en grande difficulté de lecture et pour lesquels la situation est « particulièrement préoccupante ».

Ces élèves ne sont pas capables de lire des textes simples, de reconnaître des informations ou de comprendre la signification d'un extrait d'un texte, alors leurs compétences en lecture ne suffisent pas, ceci réduit donc leurs chances de réussite et augmente la probabilité d'abandon et d'échec scolaire.

Classe 3 : Lecteurs partiels

Le groupe d'élèves appartenant à cette classe représente 14% de notre échantillon, Leurs niveau en lecture est moyen, à cause des difficultés qui sont peut être liées soit à une extrême lenteur d'exécution des tâches, soit au fait qu'ils n'ont acquis qu'une partie des apprentissages fondamentaux.

En effet, ces élèves ont des grandes probabilités de répondre seulement aux quatre premières questions. On parle parfois dans la littérature de lecteurs émergents. Il s'agit de prélèvement et de repérage d'une information explicite sachant que la question reprend littéralement les termes employés dans le texte. Alors qu'ils ne sont pas aptes à construire une information ou la trouver si la question comporte une difficulté particulière. Peut-être que ces élèves commettent de nombreux contresens, notamment dans la compréhension globale d'un

texte. Ce sont là des élèves pour lesquels existent des problèmes de lecture très spécifiques et qui demandent une attention toute particulière.

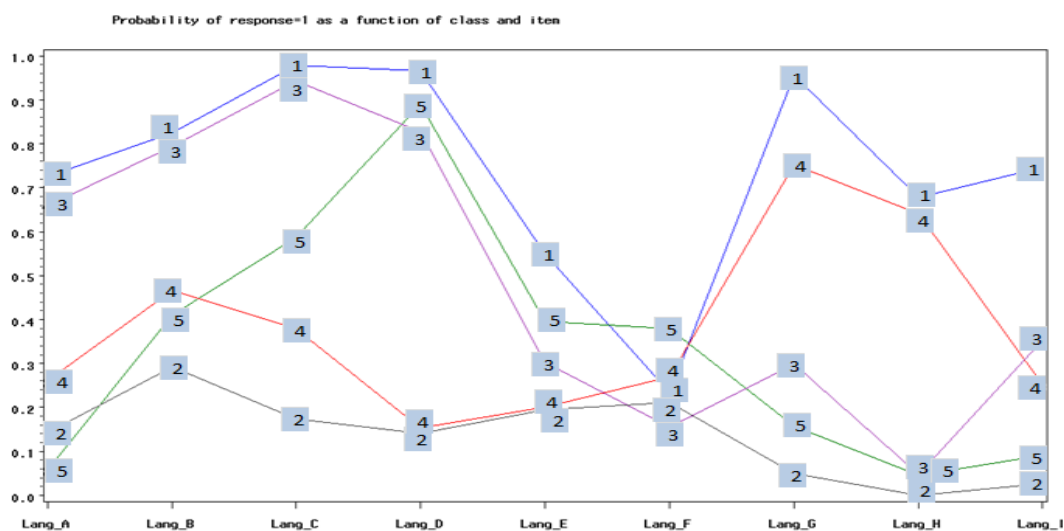
Classe 4 : Lecteurs créatifs

La classe 4 représente seulement 5% de l'effectif des élèves qui ont suivis le test. Elle se caractérise par la capacité à construire une information à partir d'un texte (Répondre par rédaction) et la non aptitude à répondre aux questions QCM (Questions faciles du test). Ce groupe d'élèves peut être considéré comme étant en difficulté partielle de lecture et pour lesquels la situation est « moins préoccupante ». Ces élèves ne sont pas à l'aise avec les QCM mais réussissent bien aux items faisant appel aux aptitudes créatives.

Classe 5 : Lecteurs ayant besoin d'aide

Cette classe présente une proportion de 16%, elle correspond aux élèves qui sont capables de repérer une information simple, mais exécutent peut être les tâches de recherche d'information dans un texte de façon peu précise. Ces élèves ont moins de chances de réussir les premiers items par rapport aux élèves de la classe 3.

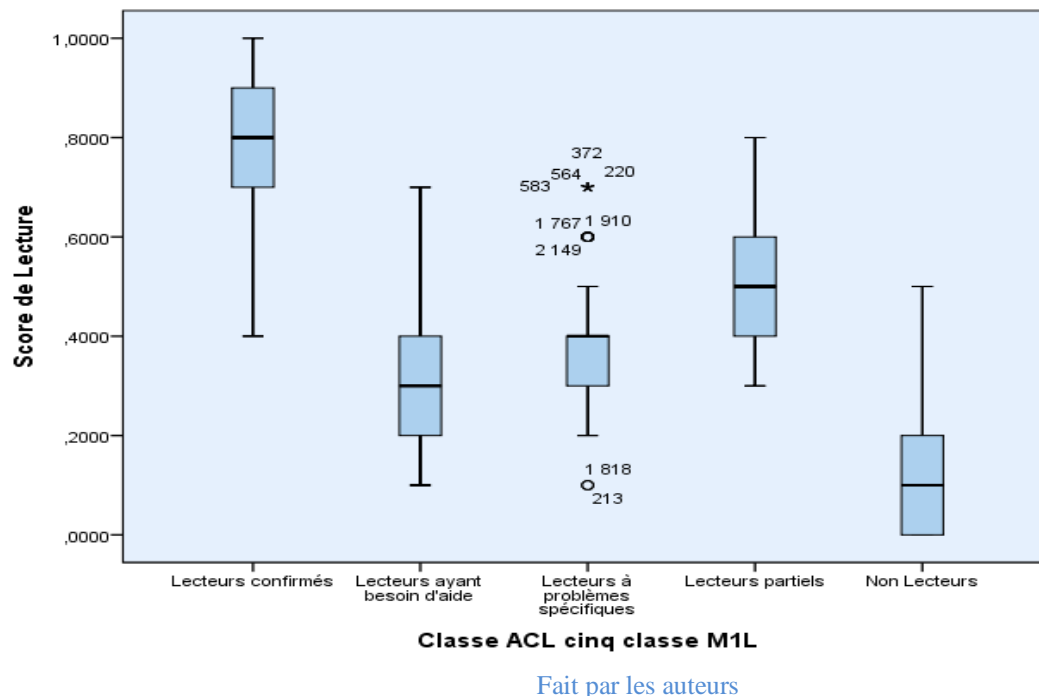
Graphique 14 : Relation entre les probabilités de réponses et les classes latentes (Modèle 1 – Langue)



Source : Fait par les auteurs à partir de SAS

Comparaison des scores des élèves en lecture selon leur appartenance à une classe latente :

Graphique 15 : Boite à moustache des classes latentes en fonction des scores de la lecture (Modèle 1- Langue)



On remarque que les intervalles interquartiles sont assez petits, ce qui signifie qu'au sein d'une classe latente on n'a pas beaucoup de variété (homogénéité).

La lecture de ce graphique nous montre aussi une différence entre la distribution des scores d'élèves appartenant aux différentes classes (séparation entre les classes).

La médiane des élèves appartenant à la classe des lecteurs confirmés est à 0,78. Un quart d'élèves à score moyen se situe entre 0,40 et 0,70. La moitié des élèves de cette classe ayant un score assez élevé se trouve entre 0,70 et 0,80, et le dernier quart des élèves se situe entre 0,90 et 1.

Trois quart des élèves non lecteurs ont un score inférieur à 0,20, seulement un quart se situe entre 0,20 et 0,45. La médiane des autres classes intermédiaires se situe entre 0,30 et 0,50.

On peut déduire ce qui suit :

- ✓ Les élèves qui ont un score inférieur à 0,20 sont considérés par l'ACL comme non lecteurs.
- ✓ Les bons élèves en lecture ont un score supérieur à 0,70.
- ✓ L'ACL a permis de générer des classes intermédiaires.
- ✓ L'analyse des classes latentes donne des classes homogènes.
- ✓ Le modèle 1 de lecture se caractérise par une bonne capacité de séparation entre les classes.

Interprétation des classes du modèle 2

Le deuxième modèle est un peu plus général, puisqu'il nous permet -contrairement au premier modèle- de classer les élèves selon leurs compétences en langue dans les trois domaines, cela nous permettra de distinguer les profils d'élèves ayant des difficultés dans un domaine spécifique.

Tableau 17 : Probabilités conditionnelles de réponses (Modèle 2 de Langue)

	Les classes latentes				
	Classe 1	Classe 2	Classe 3	Classe 4	Classe 5
La prévalence de la classe latente	0,03	0,52	0,15	0,22	0,08
Probabilités de réponse aux items :					
Lang_A					
Réussite (1)	0,37	0,11	0,61	0,53	0,77
Echec (2)	0,63	0,89	0,39	0,47	0,23
Lang_B					
Réussite (1)	0,59	0,28	0,72	0,78	0,81
Echec (2)	0,41	0,72	0,28	0,22	0,19
Lang_C					
Réussite (1)	0,70	0,22	0,92	0,84	0,96
Echec (2)	0,30	0,78	0,08	0,16	0,04
Lang_S					
Réussite (1)	0,27	0,02	0,79	0,22	0,90
Echec (2)	0,73	0,98	0,21	0,78	0,10
Lang_T					
Réussite (1)	0,09	0,00	0,80	0,08	0,82
Echec (2)	0,91	1,00	0,20	0,92	0,18
Lang_U					
Réussite (1)	0,00	0,01	0,66	0,02	0,76
Echec (2)	1,00	0,99	0,34	0,98	0,24
Lang_AK					
Réussite (1)	0,93	0,01	0,11	0,04	0,93
Echec (2)	0,07	0,99	0,89	0,96	0,07
Lang_AL					
Réussite (1)	0,93	0,00	0,04	0,01	0,92
Echec (2)	0,07	1,00	0,96	0,99	0,08
Lang_AM					
Réussite (1)	0,39	0,00	0,00	0,01	0,47
Echec (2)	0,61	1,00	1,00	0,99	0,53

Source : Fait par les auteurs à partir de SAS

Tableau 18 : Score des classes latentes (Modèle 2 - Langue)

Classe	C 1	C 2	C 3	C 4	C 5
Espérance/ Score Classe	0,47	0,07	0,52	0,28	0,82

Source : Fait par les auteurs à partir de SAS

Il apparaît d'après les scores des classes latentes, qu'il existe un grand écart entre les classes. En effet, la cinquième classe a un score de réussite de 82%, suivie de la troisième classe avec un score de 52%, puis la classe 1 avec un score de 47%, ensuite la classe 4 qui a un score de 28% et enfin la deuxième classe avec le score le plus faible qui égal à 7%. Les différences de score moyen entre les classes sont bien marquées que dans le modèle 1.

Les résultats de l'ACL font apparaître d'importantes disparités, une très forte hétérogénéité, mais aussi l'identification d'un noyau dur d'élèves qui ne maîtrisent pas les compétences de base en langue.

Classe 1 : Elèves en difficultés dans le domaine des outils

Le premier groupe d'élèves, représente 3 % de l'ensemble des élèves de CM5, est constituée des élèves en difficulté dans le domaine des outils de la langue. Les élèves faisant partie de ce groupe ne se distinguent pas beaucoup de l'ensemble des élèves en difficulté et appartenant aux autres classes.

Les élèves appartenant à cette classe sont apte à répondre à quelques questions dans le domaine de la lecture et de l'écrit, alors qu'ils ne sont pas capables d'exécuter les items relatifs au domaine des outils.

Classe 2 : Elèves en grandes difficultés en langue (dans toutes des domaines)

Cette classe d'élèves représente 52% de notre échantillon, soit la plus grande proportion parmi les classes révélées par l'ACL.

Ces élèves ne parviennent pas à maîtriser les compétences de base en langue (Lecture, Outils de la langue et Production écrite) et risque de quitter l'école sans les avoir acquises. Ce sont ces élèves qui sont désignés comme étant en très grande difficulté en langue par l'ACL et susceptible d'être non lecteurs.

Classe 3 : Elèves Lecteurs avec difficultés dans le domaine de l'écrit

Le groupe d'élèves appartenant à cette classe représente 15% de l'effectif des élèves. Il se caractérise globalement par un bon niveau de langue, notamment dans le domaine de la lecture et des outils de la langue, mais ces élèves ne parviennent pas à atteindre le niveau 3 de compétence à savoir la production d'écrits et correspondant aux habiletés cognitives supérieures.

Classe 4 : Elèves lecteurs avec difficultés dans les domaines des outils de la langue et de l'écrit

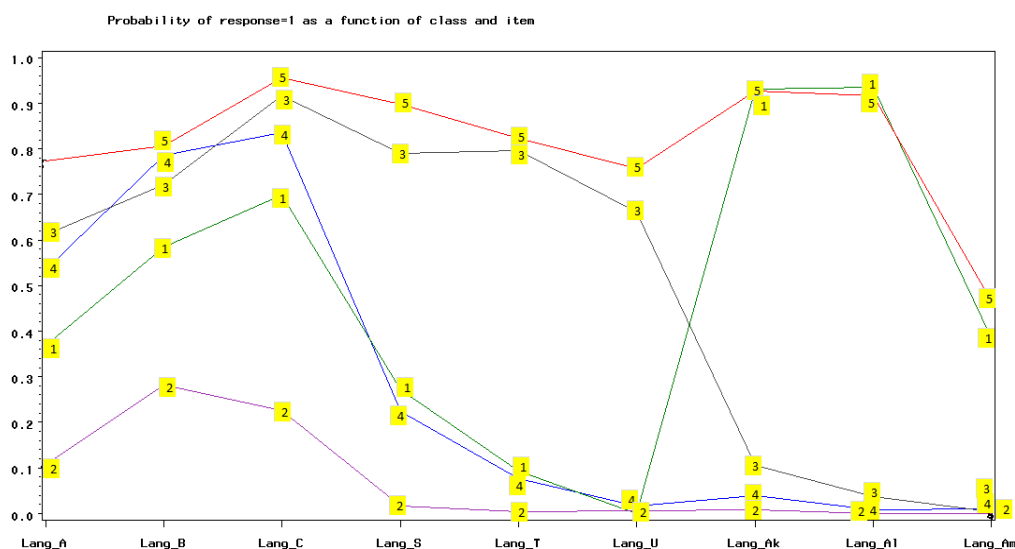
Cette classe représente 22% de notre échantillon, les élèves appartenant à cette classe sont capable de répondre aux items de la lecture mais ils ne parviennent pas à exploiter leurs connaissances dans le domaine des outils de la langue et ne sont pas aptes à rédiger et à s'exprimer.

Ces élèves ne peuvent pas être considérés en échec scolaire mais n'ont pas atteint le seuil minimal de performance.

Classe 5 : Elèves avec grandes compétences en langue

Les élèves appartenant à cette classe représentent seulement 8 % et ils se caractérisent par des grandes capacités dans les trois domaines couverts par le test. Ils semblent avoir mieux acquis les apprentissages de base et approfondis mise en œuvre du test de langue et des apprentissages de haut niveau.

Graphique 16 : Relation entre les probabilités de réponses et les classes latentes (Modèle 2 – Langue)



Source : Fait par les auteurs à partir de SAS

Il est important de noter que cette classification à posteriori sur la base des données est tout à fait coïncidente avec l'échelle de compétence présentée à la page 31. La difficulté de la psychométrie est de distinguer ce qui décolle de la structure du test construit de ce qui relève du comportement latent des élèves. Tout ce qu'on peut dire pour l'instant c'est que l'analyse en classes latentes montre que le test semble bien construit en niveaux de compétences.

Nos conclusions rejoignent celles de Haertel qui montrent que les classes construites par l'ACL correspondent bien à différentes étapes d'acquisition scolaires sur lesquelles s'organise le programme ou curriculum et par conséquent le test.

Interprétation des classes du modèle 3

Le modèle 3 comporte seulement les items PASEC, les résultats obtenus à partir de l'ACL sont présentées comme suit :

Tableau 19 : Probabilités conditionnelles de réponses (Modèle 3 - Langue)

	Les classes latentes			
	Classe 1	Classe 2	Classe 3	Classe 4
La prévalence de la classe latente	0,26	0,37	0,06	0,31
Probabilités de réponse aux items :				
Lang_A				
Réussite (1)	0,80	0,14	0,73	0,12
Echec (2)	0,20	0,86	0,27	0,88
Lang_B				
Réussite (1)	0,86	0,38	1,00	0,29
Echec (2)	0,14	0,62	0,00	0,71
Lang_N				
Réussite (1)	0,62	0,24	0,19	0,03
Echec (2)	0,38	0,76	0,81	0,97
Lang_O				
Réussite (1)	0,78	0,47	0,25	0,01
Echec (2)	0,22	0,53	0,75	0,99
Lang_P				
Réussite (1)	0,68	0,49	0,13	0,00
Echec (2)	0,32	0,51	0,87	1,00
Lang_Q				
Réussite (1)	0,51	0,29	0,00	0,03
Echec (2)	0,49	0,71	1,00	0,97
Lang_R				
Réussite (1)	0,52	0,21	0,10	0,02
Echec (2)	0,48	0,79	0,90	0,98

Source : Fait par les auteurs à partir de SAS

Les scores des classes latentes basés sur les probabilités conditionnelles de réponses sont présentés dans le tableau suivant :

Tableau 20 : les scores des classes latentes (Modèle 3 - langue)

Classe	C 1	C 2	C 3	C 4
Espérance/ Score Classe	0,68	0,32	0,34	0,07

Source : Fait par les auteurs à partir de SAS

Notons encore une autre fois que les résultats de l'ACL font apparaître d'importantes disparités entre les classes.

Classe 1 : Elèves avec un niveau élevé en lecture et outils de la langue

Le premier groupe d'élèves, représente 26 % de l'ensemble des élèves de CM5, est constitué des élèves en difficulté en production de sens.

Les élèves appartenant à cette classe sont aptes à répondre à toutes les questions dans le domaine de la lecture et à la plupart des items des outils de la langue.

Classe 2 : Elèves en grandes difficultés en langue

Cette classe d'élèves représente 37% de notre échantillon, soit la plus grande proportion parmi les classes révélées par l'ACL pour les items PASEC.

Comme dans la classe obtenue au modèle1, ces élèves ne parviennent pas à maîtriser les compétences de base en langue et risquent de quitter l'école sans les avoir acquises. Ce sont ces élèves qui sont désignés comme étant en beaucoup de problèmes en langue.

Classe 3 : Elèves Lecteurs avec difficultés dans les domaines des outils de la langue

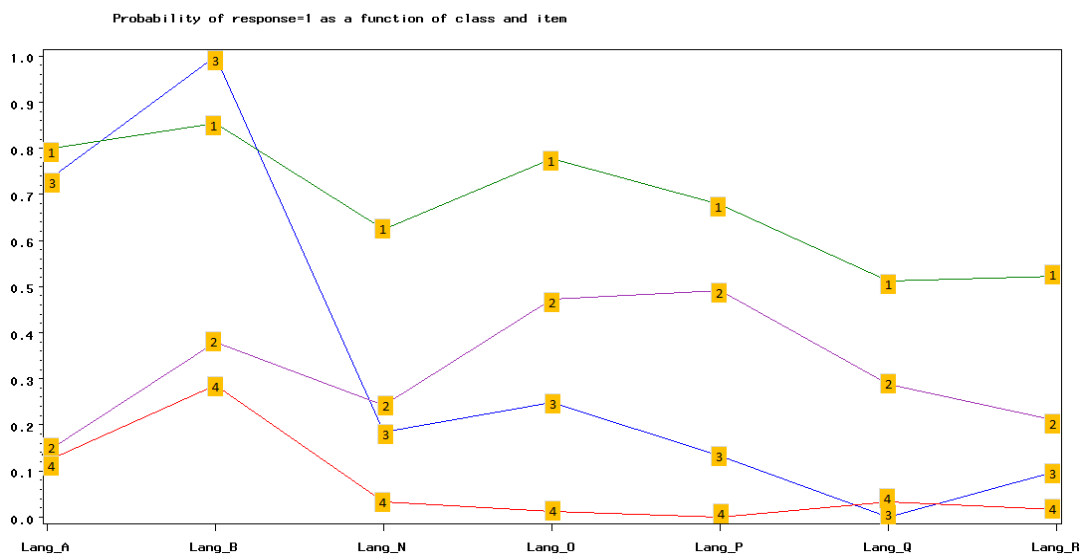
Le groupe d'élèves appartenant à cette classe représente 6% de l'effectif des élèves, il se caractérise globalement par un moyen niveau en langue, notamment dans le domaine de la lecture, mais ne parvient pas à atteindre le niveau de compétence dans le domaine des outils de la langue.

Classe 4 : Elèves à problèmes majeurs en langue

Cette classe représente 31% de notre échantillon, les élèves appartenant à cette classe ne sont pas capables de répondre à tous les items proposés. Cette classe est très proche de la deuxième classe, sauf qu'elle se caractérise par un score très inférieur. Nous pouvons faire l'hypothèse qu'il s'agit de la classe des non lecteurs.

Le test PASEC, entièrement basé sur des QCM, permet donc d'obtenir des classes relativement similaires à celles obtenues par les modèles incluant des questions ouvertes.

Graphique 17 : Relation entre les probabilités de réponses et les classes latentes (Modèle 3 – Langue)



Source : Fait par les auteurs à partir de SAS

I.4 COMPARAISON DE LA QUALITE DE LA CLASSIFICATION OBTENUE EN TEST DE LANGUE

Un des objectifs de ce PFE est la comparaison de la classification obtenue à partir de l'application de l'ACL et la classification obtenue à partir du test oral de lecture à haute voix. Nous retrouvons ce principe de comparaison de mesures dans de nombreux travaux exploitant simultanément l'analyse des classes latentes et des outils dits *Screening Instruments*¹⁴.

Pour cette comparaison, on va retenir la classification issue du modèle vu que dans ce modèle, on avait choisi les items relatifs au domaine de la lecture.

I.4.1 Classification des élèves selon le test de lecture à l'oral

Le test de lecture à l'oral utilisé au Cameroun s'appuie sur les enquêtes EGRA (*Early Grade Reading Assessment*) élaborées par la société RTI.

La classification se fait en fonction de la quantité des graphèmes¹⁵ que l'élève est capable de prononcer, L'échelle de mesure utilisé pour la classification à priori est présenté comme suit :

- ✓ Si l'élève n'arrive pas à lire aucune syllabe, il est classé comme Lecteur 0.
- ✓ Si l'élève peut lire des mots monosyllabes, il est classé Lecteur 1.
- ✓ Si l'élève arrive à lire deux syllabes et quelques mots, il est classé Lecteur 2.
- ✓ Enfin, si l'élève peut lire une partie du texte, il est considéré comme Lecteur 3.

¹⁴ Instruments utilisés dans les études épidémiologiques, pour détecter les troubles cognitifs.

¹⁵ Le graphème est l'unité de l'écrit correspondant à l'unité orale, il correspond à la phonologie d'une langue.

Tableau 21 : Niveau de classification du test oral

Num item	Stimuli	Niveau Lecteur
-	Ne peut lire un aucun mot	Lecteur 0
1	Ma Ca po fi me	Lecteur 1
2	roun ya qua PLEIN	
3	match drapeau douala TAXI	Lecteur 2
4	Agité Cameroun présence sportive	
5	Peut lire le texte (Annexe) avec fluidité sans buter sur les mots	Lecteur 3

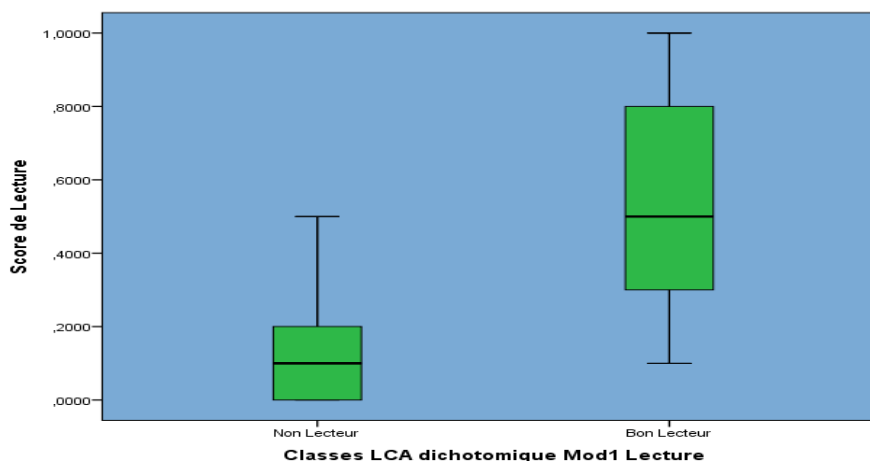
Source : Appui court terme à l'évaluation des élèves au Cameroun (VARLY & MBOLE, 2011)

I.4.2 Classification des élèves en utilisant l'ACL

On rappelle que le modèle qui porte sur les questions dans le domaine de la lecture est le premier modèle, celui-ci nous a révélé 5 classes latentes.

Afin de comparer la classification obtenue par un test oral de lecture à haut voix et la classification obtenue par l'ACL, on a regroupé les classes 1, 3,4 et 5 dans une seule classe nommée « Bon lecteurs », à l'instar de Haertel qui privilégie les variables dichotomiques dans ses travaux.

Graphique 18 : Relation entre les classes et les scores de lecture



Source : Fait par les auteurs à partir de SPSS

La classe des élèves non lecteurs est plus homogène que celle des bons lecteurs. La médiane des non lecteurs se situe à un score de 0,11 alors qu'elles de d'environ 0,50 pour les lecteurs.

I.4.3 Comparaison avec la classification à priori

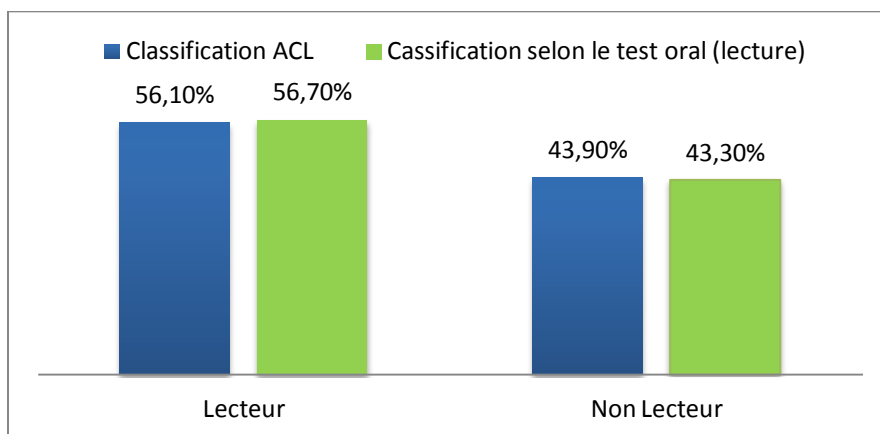
A partir du tableau ci-dessous, on peut bien Comparer entre les proportions des élèves lecteurs et non lecteurs 'observés' à partir du test oral et les proportions obtenus grâce à l'analyse des classes latentes à partir du premier modèle.

Tableau 22 : Comparaison des proportions des bons et des non lecteurs

Modèle 1	Prédit	Observé
Lecteur	56,10%	56,70%
Non Lecteur	43,90%	43,30%

Source : Fait par les auteurs à partir de SPSS

Graphique 19 : Comparaison des proportions des bons lecteurs et des non lecteurs



Source : Fait par les auteurs

Les élèves en grande difficulté en lecture à haute voix représentent 43,30%, contre 56.70% des élèves qualifiés de bons lecteurs. L'ACL nous estime d'une manière parfaite la proportion des non lecteurs et de lecteurs, mais il ne donne pas un intervalle de confiance ou un seuil de précision.

On en déduit sur la base d'items écrits que l'ACL estime parfaitement la proportion des non lecteurs, observée à partir des compétences en lecture à l'oral.

Qualité de classification :

Un tableau croisé créé sur SPSS pour calculer la proportion des élèves bien classés :

Tableau 23 : Proportion des biens classés

		Bon lecteur	
		Non Lecteur	Bon Lecteur
Classes LCA	Non Lecteur	30,3%	13,2%
	Bon Lecteur	12,9%	43,6%

Source : Fait par les auteurs à partir de SPSS

On peut calculer la proportion des élèves bien classés à partir du tableau ci-dessus, on trouve un pourcentage de 74%.

Les autres modèles de langue donnent des proportions des élèves bien classés inférieurs à celles données par le modèle 1.

Afin d'améliorer la qualité de classification, on a mis en œuvre une batterie de modèles à classes latentes (plus de 27 modèles) en choisissant à chaque fois des items différents. Les résultats obtenus ne sont pas mieux que ceux tirés du modèle 1.

Pour voir si les erreurs de classification sont dues aux échelles choisies, on a essayé de construire trois groupes d'élèves, à partir des classes obtenues par le modèle 1 :

- Classe 1 : A risque d'être Lecteur
- Classe 2 : A risque d'être non lecteur
- Classe 3 : Non Lecteur

Ces classes sont construites par le biais de tableau des probabilités à posteriori :

- Si $P > 0,8$: L'élève est non lecteur
- Si $0,5 < P < 0,8$: L'élève est à risque d'être non lecteur.
- Si $P < 0,5$: L'élève est à risque d'être lecteur.

Avec P : la probabilité d'appartenir à la classe des non lecteurs.

Tableau 24 : Autre comparaison de la classification des élèves à risque

		Bon lecteur			
		Non Lecteur		Bon Lecteur	
		N % tableau	Effectif	N % tableau	Effectif
ACL3C risque	A risque d'être Lecteur	13,1%	333	44,1%	1123
	A risque d'être non lecteur	5,5%	139	3,8%	97
	Non Lecteur	24,7%	628	8,9%	227

Source : Fait par les auteurs à partir de SPSS

Les effectifs ainsi que les proportions des classes sont présentés dans le tableau suivant :

Tableau 25 : Proportions et effectives d'élèves à risque d'être non lecteurs

		Effectifs	Pourcentage
Classe_ACL Risque	A risque d'être Lecteur	1457	57,1%
	A risque d'être non lecteur	236	9,2%
	Non Lecteur	860	33,7%
	Total	2553	100,0%

Source : Fait par les auteurs à partir de SPSS

33,7% des élèves sont classés comme non lecteurs, 9,2% des élèves sont à risque d'être non lecteurs et 57,1% sont à risque d'être lecteurs.

Une autre classification construite à partir des probabilités à posteriori est effectuée en utilisant les seuils suivants :

- Si $P > 0,24$: Non lecteur
- Si $P < 0,24$: Lecture

La proportion des élèves bien classés est de 76%.

Tableau 26 : Comparaison de la classification obtenue

		Bon lecteur			
		Non Lecteur		Bon Lecteur	
		N % tableau	Effectif	N % tableau	Effectif
Risque2	Non lecteur	33,9%	863	15,1%	384
	Bon Lecteur	9,3%	237	41,7%	1063

Source : Fait par les auteurs à partir de SPSS

Cette dernière classification est meilleure par rapport aux autres. En effet, 76% des élèves ont été classés de la même façon par l'ACL et par le test oral. Aussi, on remarque que seulement 9,3% des élèves ont été classés par l'ACL comme lecteurs, alors qu'ils sont des non lecteurs. En termes de politique éducative et de mesure de remédiation, l'importance est de ne pas classer un non lecteur en lecteur, ce qui l'empêcherait de bénéficier des interventions pédagogiques.

Comparaison des classes obtenues aux échelles de compétences :

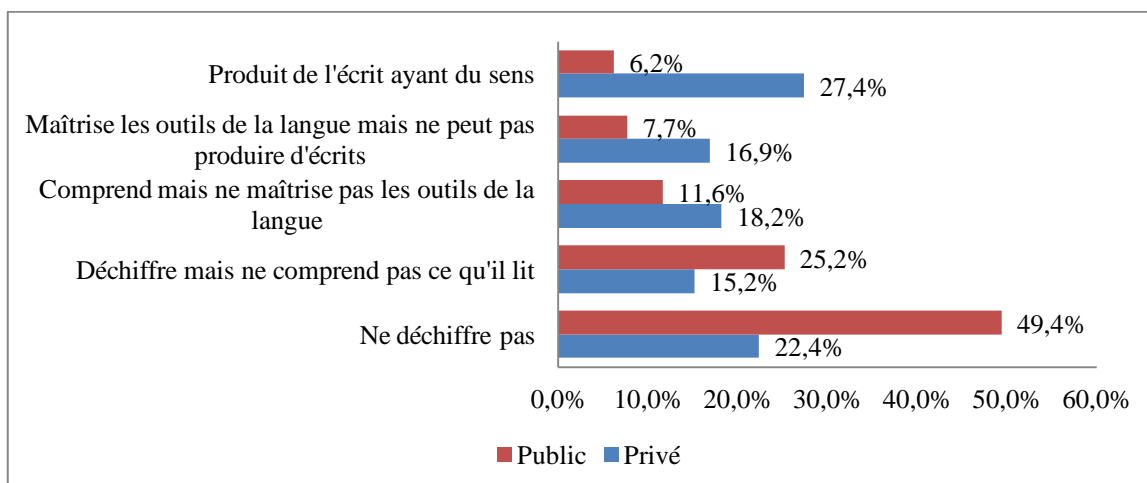
L'application des modèles à classes latentes nous a permis de faire sortir cinq classes ou niveaux de compétences pour la plupart des modèles du Cameroun, ce qui correspond exactement aux échelles de compétences à cinq niveaux.

Les cinq niveaux compétences des élèves sont présentés comme suit :

1. Elèves qui ne déchiffrent pas.
2. Elèves qui déchiffrent mais ne comprennent pas ce qu'ils lisent.
3. Elèves qui comprennent mais ne maîtrisent pas les outils de la langue.
4. Elèves qui maîtrisent les outils de la langue mais ne peuvent pas produire d'écrits.
5. Les élèves qui peuvent produire de l'écrit ayant un sens.

On peut répartir les élèves selon la nature de l'établissement (Publice/Privé)

Graphique 20 : Echelle de compétences en langue (publique / privé)



Source : Evaluation des acquis scolaires au Cameroun (VARLY & MBOLE, 2011)

On remarque que 49.4% des élèves en publique ne déchiffrent pas, cette proportion est bien supérieure à celle des élèves du privé. On note aussi que 27% des élèves dans les établissements privés peuvent produire de l'écrit ayant un sens, contre seulement 6,2% des élèves des écoles publiques.

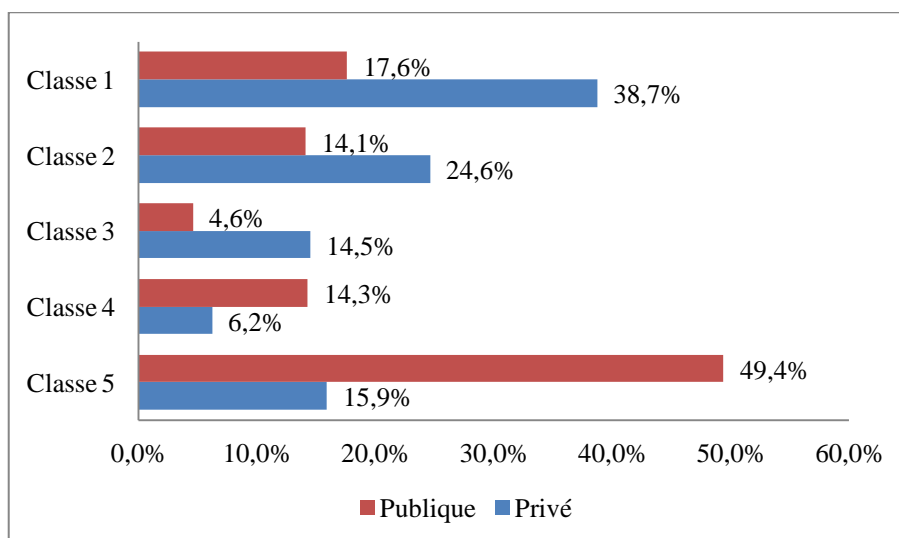
Afin de comparer les résultats de l'ACL avec l'échelle de compétences construite, on va utiliser un autre outil donné par l'ACL, ce qui va permettre de générer des classes latentes selon des groupes (*MULTIPLE-GROUP LATENT CLASS ANALYSIS*).

On remarque qu'il y a une grande variété entre les scores enregistrés par les élèves dans les établissements privés et les élèves dans les écoles publiques, on a réalisé l'ACL par groupe (Publique et privé). Les probabilités conditionnelles qui servent à interpréter les classes sont différentes dans une même classe pour les deux groupes, donc on a regroupé les classes des élèves en publique et en privé qui peuvent avoir les mêmes interprétations.

Les items choisis dans ce modèle correspondent exactement aux items du modèle 1 de langue (Items de la lecture).

La classe 1 représente les élèves lecteurs et la classe 5 représente les élèves non lecteurs, alors que les classes 2, 3, et 4 sont des classes qui incarnent les élèves de niveaux intermédiaires en lecture.

Graphique 21 : Modèles ACL par groupement



Source : Fait par les auteurs

Avec :

- ✓ Classe 1 : Classe des lecteurs
- ✓ Classe 5 : Classe des non lecteurs
- ✓ Et les classes 2, 3 et 4 sont des classes intermédiaires.

On remarque que la proportion des élèves qui ne déchiffre pas en publique (49,4%) correspond exactement à la prévalence estimée par l'ACL (Classe des non lecteurs, Classe 5).

I.5 APPLICATION DE L'ACL AU TEST DE MATH

I.5.1 Choix du nombre de classes

Modèle 1 :

Dans le premier modèle de mathématiques, on a choisi les neuf premiers items, ces derniers sont dans le domaine de 'Nombre et opération' dont trois items sont de niveau 2.

Tableau 27 : Caractéristiques des items du modèle 1-Math

N° Item	Item	Notation	Niveau Tax.	Domaine	Compétence mobilisée	P-value
Item 1	A	Math_A	1	Nombre et opération	Aptitude à comparer des nombres entiers	43,67%
Item 2	B	Math_B	1	Nombre et opération	Aptitude à effectuer une addition des nombre entiers à six chiffres	43,16%
Item 3	C	Math_C	1	Nombre et opération	Aptitude à effectuer une soustraction avec retenue	22,25%
Item 4	D	Math_D	1	Nombre et opération	Déterminer une addition mise en contexte et l'effectuer	40,74%
Item 5	E	Math_E	2	Nombre et opération	Déterminer une division mise en contexte et l'effectuer	7,44%
Item 6	F	Math_F	2	Nombre et opération	Interprétation de la différence de nombres décimaux	25,07%
Item 7	G	Math_G	1	Nombre et opération	Transformation d'une multiplication en division	18,68%
Item 8	H	Math_H	1	Nombre et opération	Propriétés conjointes de l'addition et de la multiplication	27,54%
Item 9	I	Math_I	2	Nombre et opération	Mise en contexte d'une multiplication	15,55%

Source : Appui court terme à l'évaluation des élèves au Cameroun (VARLY & MBOLE, 2011)

Un des objectifs fixé dans ce projet de fin d'études est de voir si l'ACL permet d'estimer parfaitement les élèves à problèmes majeurs en calcul mental à partir d'un test écrit en mathématiques. C'est le même raisonnement qu'avec les non lecteurs.

Le niveau 1 correspondant aux habiletés cognitives de connaissance et compréhension (Connaissances de base).

Le niveau 2 sera désigné comme celui des compétences attendues (l'application, correspondant à l'aptitude à utiliser des idées, des principes, des théories dans des situations particulières et concrètes) qui demandent plus d'effort.

Le niveau 3 correspondant aux plus hauts niveaux taxonomiques sera désigné comme étant les compétences avancées.

Les neuf items n'ont pas été choisis de façon aléatoire, mais parce qu'ils représentent les questions -plus ou moins- les plus faciles du test de mathématiques. C'est pour cela, on soupçonne que si l'élève n'arrive pas à répondre à ces items alors il est considéré comme non calculateur.

L'examen des différents modèles d'ACL nous a conduits à choisir un modèle à 5 classes latentes. En effet, le test de qualité d'ajustement fait apparaître plusieurs solutions possibles, à savoir un modèle à 5, 6 et 7 classes latentes. Le choix du meilleur modèle est ensuite orienté par le critère de parcimonie, qui incite à privilégier un nombre réduit de classes. Le critère AIC identifie un modèle à 6 classes et le critère BIC est minimal pour un modèle à 3 classes.

Le tableau ci-dessous présente les critères de choix de nombre de classes :

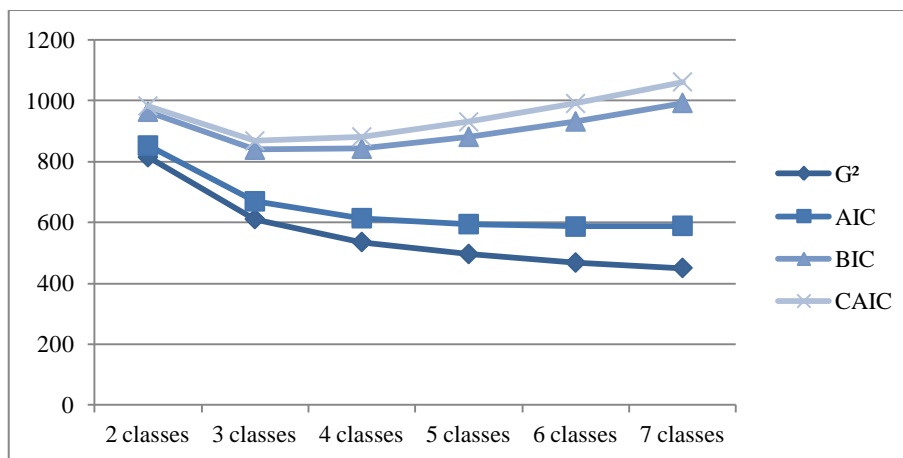
Tableau 28 : Critères de choix du modèle (modèle1-Math)

Modèle	<i>ddl</i>	<i>G</i> ²	<i>AIC</i>	<i>BIC</i>	<i>CAIC</i>	<i>Entropie</i>	<i>L</i>	<i>p-value</i>
2 classes	492	813,67	851,67	962,73	981,73	0,76	-11416,82	0,0000
3 classes	482	610,69	668,69	838,19	867,19	0,69	-11315,33	0,000
4 classes	472	535,37	613,37	841,32	880,32	0,63	-11277,67	0,0228
5 classes	462	495,95	593,95	880,36	929,36	0,59	-11257,96	0,1330
6 classes	452	467,92	585,92	930,78	989,78	0,67	-11243,95	0,2927
7 classes	442	450,34	588,34	991,65	1060,65	0,55	-11235,16	0,3817

Source : Fait par les auteurs à partir de SAS et LEM

Les courbes des critères AIC et BIC sont présentées dans le graphe suivant :

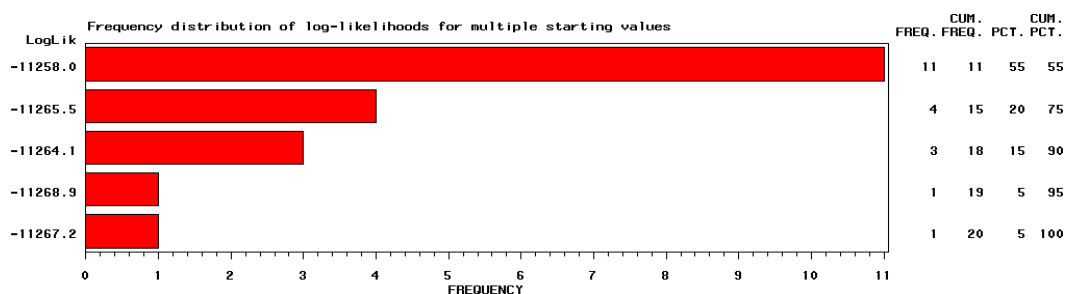
Graphique 22 : Critères de choix du modèle (modèle1-Math)



Source : Fait par les auteurs

Pour les 20 premières valeurs de départ de l'Algorithme EM, le log-vraisemblance converge vers un maximum local sachant qu'on a choisi un modèle à 5 classes, ce qui correspond à 55% des points initiales.

Graphique 23 : Distribution de la log-vraisemblance pour le modèle1-Math



Source : Fait par les auteurs à partir de SAS

Modèle 2 :

Le test écrit de mathématiques se compose de deux domaines : Nombres et Opérations et Mesures et Géométrie. Dans le deuxième modèle, le critère de choix des items a été fait sur la base du niveau taxonomique et de l'appartenance à l'un des deux domaines.

Tableau 29 : Caractéristiques des items du modèle 2-Math

N° Item	Item	Notation	Niveau Tax.	Domaine	Compétence mobilisée	P-value
Item 1	A	Math_A	1	Nombre et opération	Aptitude à comparer des nombres entiers	43,67%
Item 2	B	Math_B	1	Nombre et opération	Aptitude à effectuer une addition des nombre entiers à six chiffres	43,16%
Item 3	E	Math_E	2	Nombre et opération	Déterminer une division mise en contexte et l'effectuer	7,44%
Item 4	F	Math_F	2	Nombre et opération	Interprétation de la différence de nombres décimaux	25,07%
Item 5	J	Math_J	1	Mesure et géométrie	Mise en contexte d'une soustraction	42,30%
Item 6	K	Math_K	1	Mesure et géométrie	Mise en contexte d'une soustraction de nombre complexes	6,46%
Item 7	S	Math_S	2	Mesure et géométrie	Application des formules	14,30%
Item 8	T	Math_T	2	Mesure et géométrie	Application des formules	20,88%
Item 9	Z	Math_Z	3	Mesure et géométrie	Application des formules	8,06%

Source : Appui court terme à l'évaluation des élèves au Cameroun (VARLY & MBOLE, 2011)

Les critères de choix du meilleur modèle sont présentés dans le tableau ci-dessous :

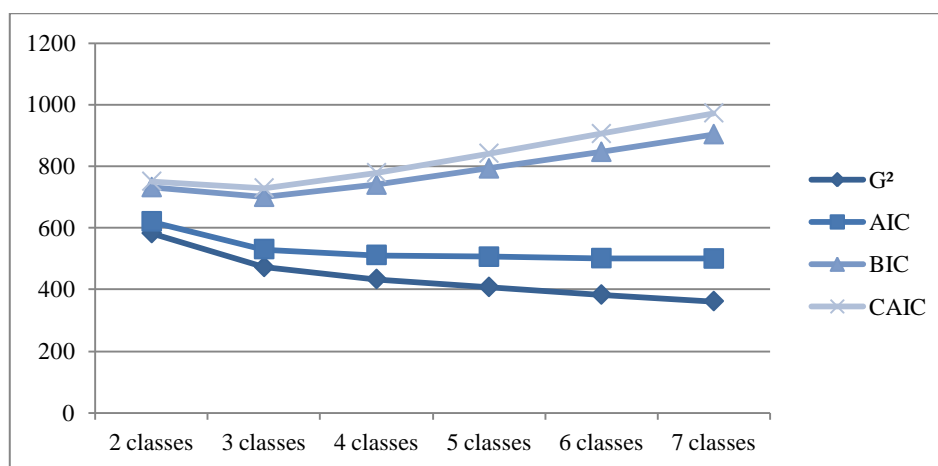
Tableau 30 : Critères de choix du modèle (Modèle 2-Math)

Modèle	<i>ddl</i>	<i>G</i> ²	<i>AIC</i>	<i>BIC</i>	<i>CAIC</i>	<i>Entropie</i>	<i>L</i>	<i>P-value</i>
2 classes	492	582,62	620,62	731,67	750,67	0,76	-9121,06	0,0030
3 classes	482	472,70	530,70	700,20	729,20	0,67	-9066,10	0,6103
4 classes	472	433,74	511,74	739,70	778,70	0,72	-9046,62	0,8959
5 classes	462	407,95	505,95	792,35	841,35	0,64	-9033,72	0,9664
6 classes	452	383,29	501,29	846,15	905,15	0,74	-9021,40	0,9916
7 classes	442	362,04	500,04	903,34	972,34	0,72	-9010,77	0,9997

Source : Fait par les auteurs à partir de SAS et LEM

Le critère usuel de la qualité d'ajustement nous laisse la possibilité de choisir entre les cinq derniers modèles, puisque la p-value associée est supérieure à 0,5. On passe donc aux critères AIC et BIC :

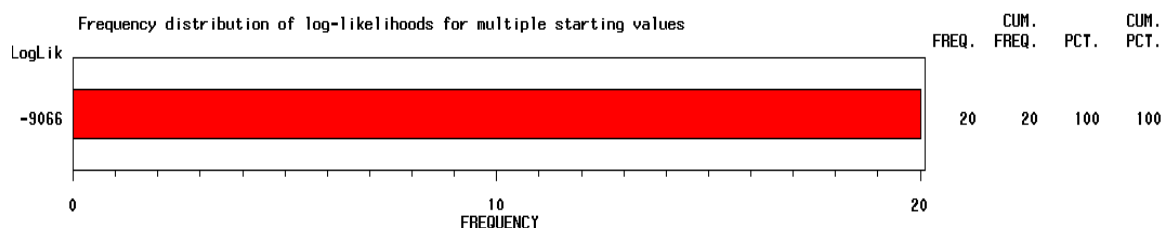
Graphique 24 : Critères de choix du modèle (Modèle 2-Math)



Source : Fait par les auteurs

On remarque que le critère AIC décroît en fonction de nombre de classes, alors que le critère BIC atteint sa valeur minimale en un modèle à trois classes.

Graphique 25 : Distribution de la log-vraisemblance pour le modèle 2-Math



Source : Fait par les auteurs à partir de SAS

Dans le cas d'un modèle à trois classes, les 20 premières valeurs de départ choisies convergent vers la même solution, ce qui permet de confirmer que la valeur -9066 correspond bien à un maximum local, donc on choisit un modèle à trois classes.

Modèle 3 :

Le modèle 3 correspond seulement aux items TIMSS. Il s'agit de cinq items.

Tableau 31 : Caractéristiques des items du modèle 3-Math

N° Item	Item	Notation	Niveau Tax.	Domaine	Compétence mobilisée	P-value
Item 1	A	Math_A	1	Nombre et opération	Aptitude à comparer des nombres entiers	43,67%
Item 2	C	Math_C	1	Nombre et opération	Aptitude à effectuer une soustraction avec retenue	7,44%
Item 3	H	Math_H	1	Nombre et opération	Propriétés conjointes de l'addition et de la multiplication	27,54%
Item 4	L	Math_L	1	Nombre et opération	Application des fractions en géométrie	25,93%
Item 5	Q	Math_Q	1	Nombre et opération	Effectuer une multiplication et comparer les nombres naturels	24,64%

Source : Appui court terme à l'évaluation des élèves au Cameroun (VARLY & MBOLE, 2011)

Suivant la même logique pour le choix de nombre de classes, il convient qu'un modèle à trois classes latentes est le mieux ajusté.

En effet la p-value associée à la statistique G^2 est de l'ordre de 0,48 qui est supérieure à 0,05. Le critère AIC est de son côté confirme ce choix.

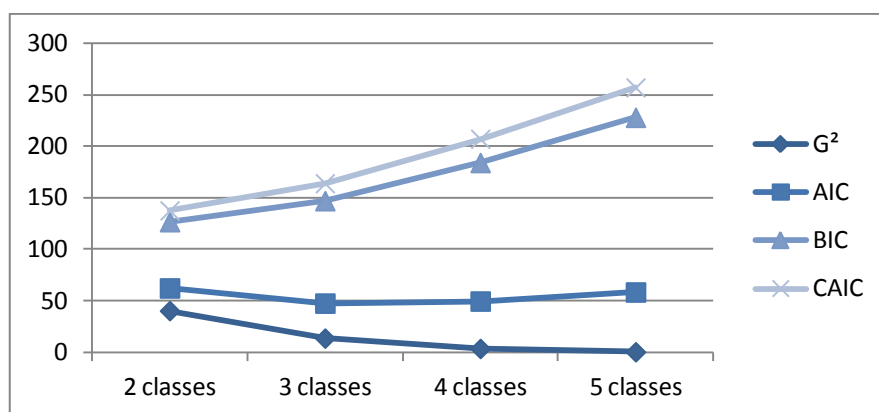
Tableau 32 : Critères de choix du modèle (Modèle 3-Math)

Modèle	<i>ddl</i>	G^2	<i>AIC</i>	<i>BIC</i>	<i>CAIC</i>	<i>Entropie</i>	<i>L</i>	<i>P-value</i>
2 classes	20	40,26	62,26	126,56	137,56	0,67	-6989,04	0,0046
3 classes	14	13,57	47,57	146,94	163,94	0,52	-6975,70	0,4822
4 classes	8	3,55	49,55	183,98	206,98	0,62	-6970,68	0,8953
5 classes	2	0,34	58,34	227,85	256,85	0,60	-6969,08	0,8311
6 classes	<i>Non identifié</i>							
7 classes	<i>Non identifié</i>							

Source : Fait par les auteurs à partir de SAS et LEM

Le graphe suivant montre les courbes des deux critères AIC et BIC :

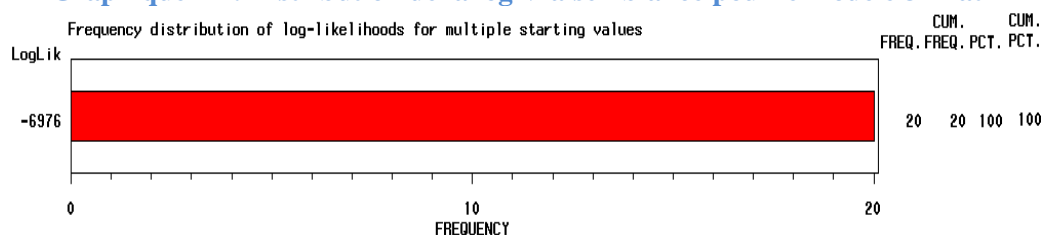
Graphique 26 : Critères de choix du modèle (Modèle 3-Math)



Source : Fait par les auteurs

La valeur -6976 de Log-vraisemblance correspondante à un modèle à trois classes semble être le maximum local, puisque les vingt premiers valeurs de départ convergent vers ce même point.

Graphique 27 : Distribution de la log-vraisemblance pour le modèle 3-Math



Source : Fait par les auteurs à partir de SAS

I.5.2 Interprétation des classes (Test de Mathématiques)

Modèle 1 :

On rappelle que le premier modèle de mathématiques est mieux ajusté pour cinq classes latentes. On présente dans le tableau ci-dessous les probabilités conditionnelles qui servent à interpréter les classes.

Tableau 33 : Probabilités conditionnelles de réponses (Modèle 1- Math)

	Les classes latentes				
	Classe 1	Classe 2	Classe 3	Classe 4	Classe 5
La prévalence de la classe latente	0,23	0,32	0,28	0,15	0,03
Probabilités de réponse aux items :					
Math_A					
Réussite (1)	0,76	0,22	0,47	0,27	0,85
Echec (2)	0,24	0,78	0,53	0,73	0,15
Math_B					
Réussite (1)	0,74	0,14	0,37	0,59	0,96
Echec (2)	0,26	0,86	0,63	0,41	0,04
Math_C					
Réussite (1)	0,54	0,00	0,23	0,07	0,84
Echec (2)	0,46	1,00	0,77	0,93	0,16
Math_D					
Réussite (1)	0,77	0,07	0,51	0,27	0,95
Echec (2)	0,23	0,93	0,49	0,73	0,05
Math_E					
Réussite (1)	0,16	0,01	0,03	0,00	0,78
Echec (2)	0,84	0,99	0,97	1,00	0,22
Math_F					
Réussite (1)	0,46	0,10	0,00	0,61	0,73
Echec (2)	0,54	0,90	1,00	0,39	0,27
Math_G					
Réussite (1)	0,31	0,08	0,11	0,25	0,79
Echec (2)	0,69	0,92	0,89	0,75	0,21
Math_H					
Réussite (1)	0,69	0,01	0,27	0,10	0,84
Echec (2)	0,31	0,99	0,73	0,90	0,16
Math_I					
Réussite (1)	0,39	0,00	0,12	0,02	0,99
Echec (2)	0,61	1,00	0,88	0,98	0,01

Source : Fait par les auteurs à partir de SAS

Classe 1 : Niveau élevé

La première classe représente 23% de l'échantillon, les élèves qui appartient à cette classe sont capables de comparer des nombres entiers, peuvent effectuer une addition des nombres entiers à six chiffres, déterminer une soustraction avec retenue et déterminer une addition mise en contexte et l'effectuer. Cependant, ils ne peuvent pas répondre aux items plus complexes.

Classe 2 : Niveau très bas

Ce groupe d'élèves se compose de 816 individus (32%) et il se caractérise par des élèves ayant des problèmes majeurs en math.

Les élèves dans cette classe ne parvient même pas à calculer une somme de deux nombres entiers ni à effectuer une soustraction ou une multiplication (Opération simple).

Classe 3 : Niveau bas

La classe 3 (28%) correspond aux élèves qui peuvent déterminer seulement une addition mise en contexte et l'effectuer. En revanche, ces élèves ont beaucoup de difficultés à exécuter les autres items.

Classe 4 : Niveau moyen

La classe 4 représente 15 % de l'ensemble des élèves mis en test et elle se caractérise par l'aptitude des élèves à effectuer une addition des nombres entiers à six chiffres et à interpréter la différence de nombre décimaux.

Les élèves appartenant à cette classe ont des problèmes à comparer des nombres entiers et à effectuer des opérations de division, de multiplication et de soustraction. Ils ont aussi des difficultés à la mise en contexte des opérations et à utiliser des propriétés conjointes de l'addition et de la multiplication.

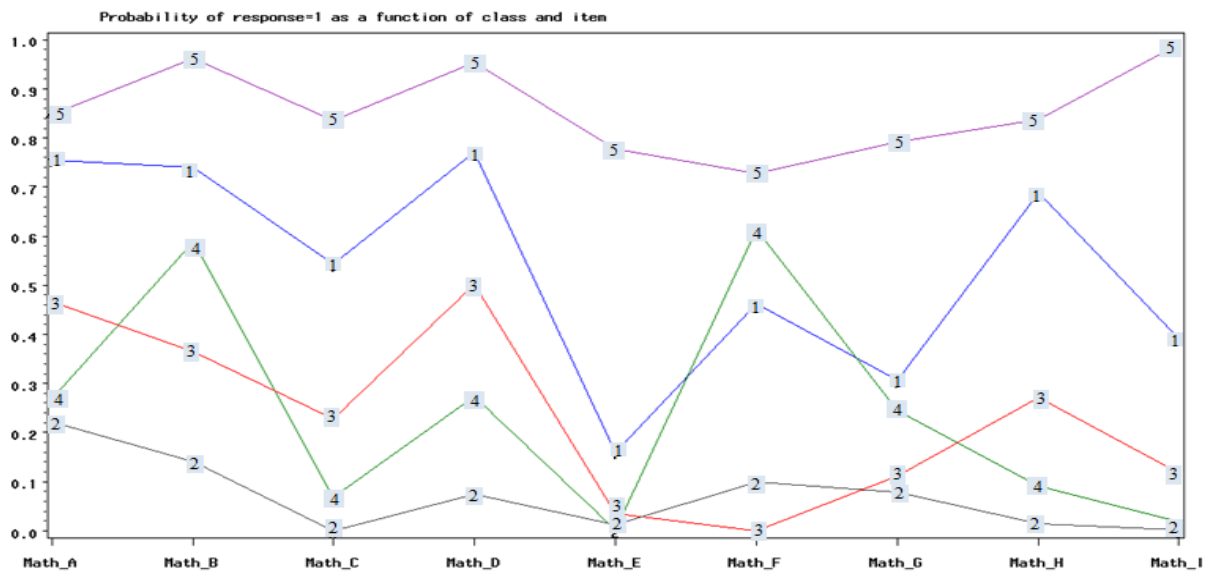
Classe 5 : Niveau très élevé

Les élèves affectés à la classe 5 représentent seulement 3% de l'ensemble, ces élèves ont des capacités élevées et un bon niveau en mathématiques. Ils ont l'aptitude à effectuer toutes les opérations et à répondre à tous les items.

Ces élèves sont capables d'exploiter leurs savoirs et leurs savoir-faire mathématiques pour résoudre des problèmes qui leur sont soumis dans ce test.

Pour bien illustrer les courbes des probabilités conditionnelles associées à chacune des classes on utilisera le graphe ci-dessous :

Graphique 28 : Relation entre les probabilités de réponses et les classes latentes (Modèle 1 – Math)



Source : Fait par les auteurs à partir de SAS

Modèle 2 :

Le modèle 2 a révélé trois classes latentes, l'interprétation de chacune de ces classes sera faite sur la base des probabilités conditionnelles :

Tableau 34 : Probabilités conditionnelles de réponses (Modèle 2 - Math)

	Les classes latentes		
	Classe 1	Classe 2	Classe 3
La prévalence de la classe latente	0,05	0,68	0,27
Probabilités de réponse aux items :			
Math_A			
Réussite (1)	0,81	0,30	0,69
Echec (2)	0,19	0,70	0,31
Math_B			
Réussite (1)	0,85	0,28	0,74
Echec (2)	0,15	0,72	0,26
Math_E			
Réussite (1)	0,69	0,02	0,10
Echec (2)	0,31	0,98	0,90
Math_F			
Réussite (1)	0,68	0,15	0,41
Echec (2)	0,32	0,85	0,59
Math_J			
Réussite (1)	0,38	0,00	0,08
Echec (2)	0,62	1,00	0,92
Math_K			
Réussite (1)	0,65	0,01	0,09
Echec (2)	0,35	0,99	0,91
Math_S			
Réussite (1)	0,62	0,09	0,18
Echec (2)	0,38	0,91	0,82
Math_T			
Réussite (1)	0,70	0,08	0,42
Echec (2)	0,30	0,92	0,58
Math_Z			
Réussite (1)	0,28	0,02	0,19
Echec (2)	0,72	0,98	0,81

Source : Fait par les auteurs à partir de SAS

Classe 1 : Elèves à niveau élevé

Cette classe est composée de 128 élèves (5% de l'échantillon), elle se caractérise par des grandes probabilités de répondre correctement à la plupart des items de math choisis dans ce modèle.

Les élèves appartenant à cette classe peuvent comparer des nombres entiers, effectuer une addition des nombres entiers à six chiffres, déterminer une division, interpréter la

différence entre deux nombres décimaux, transformer une multiplication en division et savoir les propriétés conjointes des opérations de l'addition et de la multiplication.

La classe 1 regroupe donc les élèves ayant un bon niveau en mathématiques, ce sont ceux qui peuvent réussir et continuer leurs carrières.

Classe 2 : Elèves à niveau faible

La deuxième classe se caractérise par un très faible score, les élèves appartenant à cette classe représentent 68% de notre échantillon, soit la majorité des élèves.

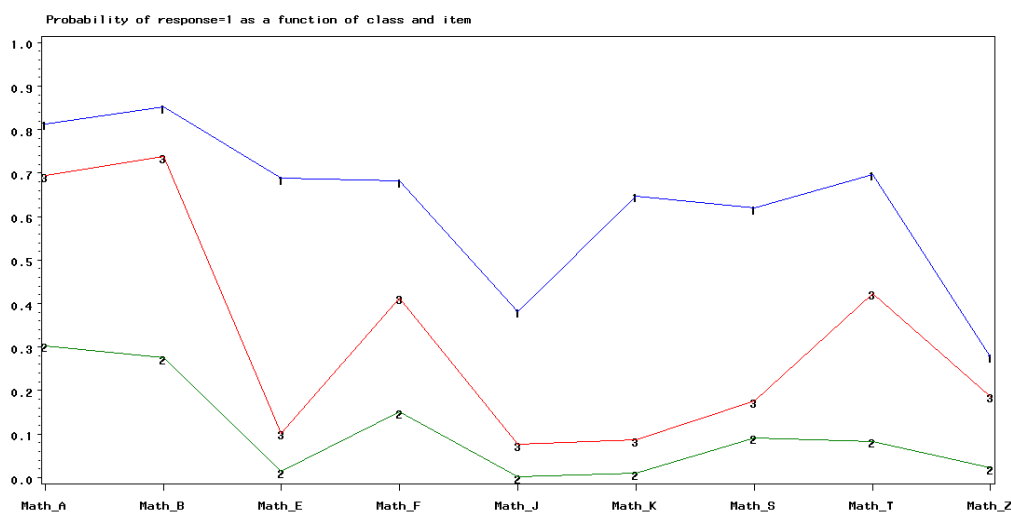
Les élèves dans cette classe ont beaucoup de difficultés à atteindre les connaissances de base en mathématiques donc ils n'ont pas l'aptitude à répondre correctement à aucun item du test. Ce groupe d'élèves semble avoir des problèmes majeurs dans cette matière.

Classe 3 : Elèves à niveau moyen

Cette classe représente 27% des élèves, elle se caractérise par un niveau moyen en mathématiques.

Les élèves qui appartiennent à cette classe parviennent à répondre seulement aux deux premières questions du test (Les plus faciles), alors qu'ils n'ont pas pu atteindre le niveau des compétences attendues, celui de l'application, qui correspond à l'aptitude à utiliser des idées, des principes et des théories dans des situations particulières.

Graphique 29 : Relation entre les probabilités de réponses et les classes latentes (Modèle 2 – Math)



Source : Fait par les auteurs à partir de SAS

Modèle 3 :

Les probabilités conditionnelles du modèle utilisant des items TIMSS sont données au tableau ci-dessous :

Tableau 35 : Probabilités conditionnelles de réponses (Modèle 2 - Math)

	Les classes latentes		
	Classe 1	Classe 2	Classe 3
La prévalence de la classe latente	0,17	0,27	0,56
Probabilités de réponse aux items :			
Math_A			
Réussite (1)	0,77	0,71	0,21
Echec (2)	0,23	0,29	0,79
Math_C			
Réussite (1)	0,69	0,22	0,08
Echec (2)	0,31	0,78	0,92
Math_H			
Réussite (1)	0,89	0,30	0,08
Echec (2)	0,11	0,70	0,92
Math_L			
Réussite (1)	0,55	0,39	0,11
Echec (2)	0,45	0,61	0,89
Math_Q			
Réussite (1)	0,59	0,29	0,12
Echec (2)	0,41	0,71	0,88

Source : Fait par les auteurs à partir de SAS

Classe 1 : Calculateurs

La première classe représente 17% de l'échantillon, les élèves qui appartiennent à cette classe sont capables de comparer des nombres entiers, peuvent effectuer une addition des nombres entiers à six chiffres, déterminer une soustraction avec retenue et déterminer une addition mise en contexte et l'effectuer.

Classe 2 : Calculateurs partiels

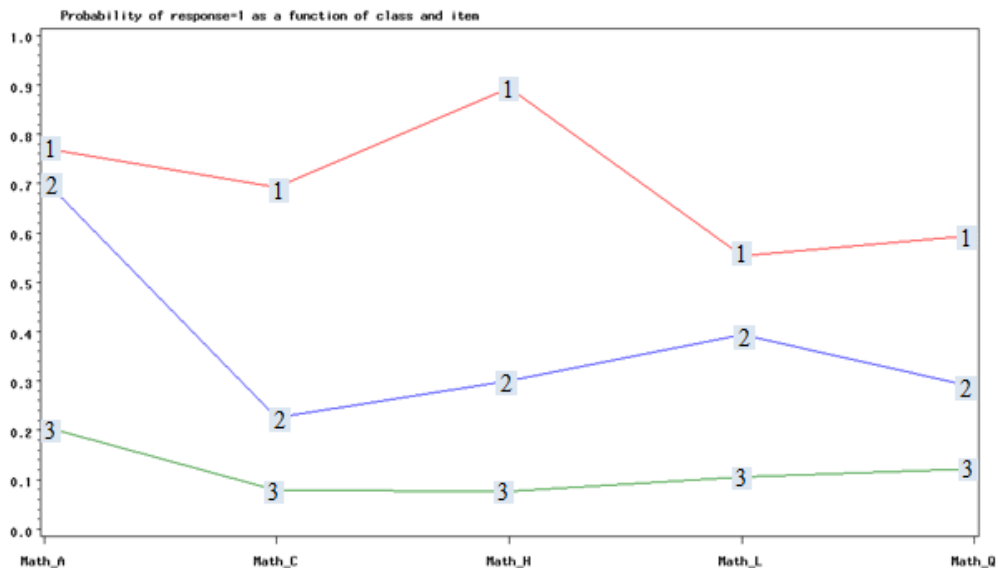
Ce groupe d'élèves présente 27%, il se caractérise par des élèves ayant des problèmes en math.

Les élèves dans cette classe parviennent à effectuer des opérations simples, mais ils ont beaucoup de difficulté à répondre aux autres items du test.

Classe 3 : Non calculateurs

La classe 3 (56% de notre échantillon), cette catégorie d'élèves a des difficultés majeures, et il apparaît qu'ils ont besoin d'aide, parce que les élèves appartenant à cette classe ne parviennent même pas à effectuer des opérations simples du test.

Graphique 30 : Relation entre les probabilités de réponses et les classes latentes (Modèle 3 – Math)

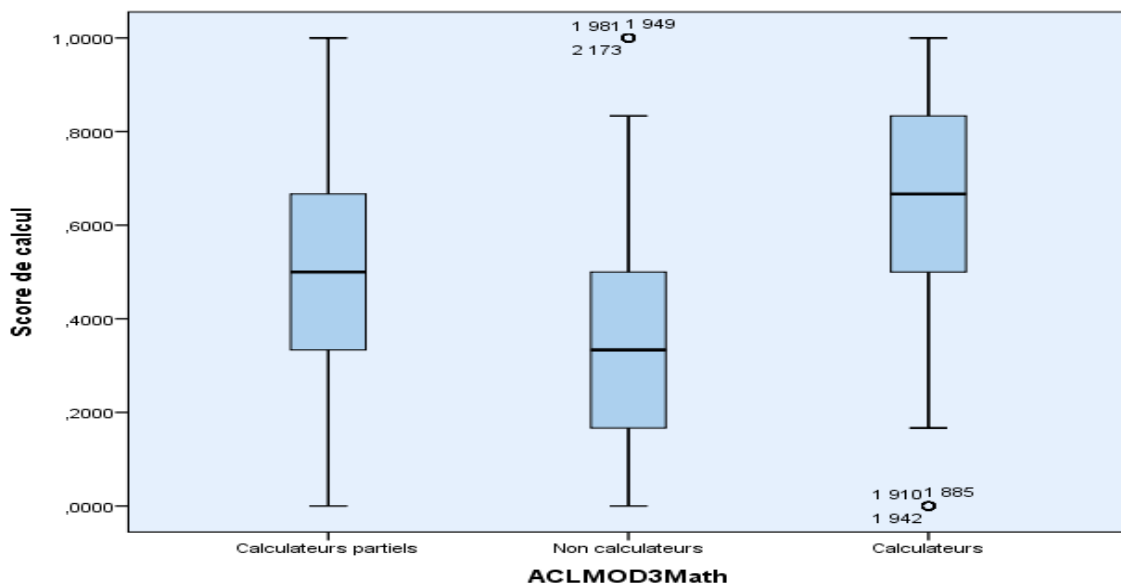


Source : Fait par les auteurs à partir de SAS*

Relation entre les scores du test de calcul et les classes latentes :

Le graphique suivant montre la relation entre les scores enregistrés au test du calcul mental et les classes du troisième modèle basés sur le test écrit :

Graphique 31 : Relation entre les scores du test de calcul et les classes latentes construites sur le test écrit



Source : Fait par les auteurs à partir de SPSS

Le box-plot ci-dessus présente la relation qui existe entre les scores de calcul mental et les trois classes latentes données par le troisième modèle de mathématiques.

On remarque que les classes semblent être homogènes mais pas beaucoup séparées. La médiane de la classe de la classe des non calculateurs se situe en 0,35, alors que pour les calculateurs partiels et les calculateurs, ce point se situe respectivement à 0,50 et 0,70.

On note aussi que $\frac{3}{4}$ des élèves classés comme non calculateurs par l'ACL ont un score inférieur à 0,50 en calcul mental.

I.6 COMPARAISON DE LA QUALITE DES MESURES

Un autre objectif fixé dans ce projet de fin d'études est de savoir si l'ACL permet de prédire les proportions des élèves ayant des difficultés en calcul mental.

Pour cela, on va comparer la classification donnée par l'ACL à partir d'un test de mathématiques et celle obtenue à partir du test de calcul mental (Test oral passé collectivement).

On va retenir la meilleure classification, c'est celle qui correspond au modèle 1 de mathématiques.

Pour cette raison, on a regroupé à partir les cinq classes latentes issues du modèle 1 de mathématiques les classes 2 et 5 comme étant des classes qui représentent des élèves non calculateurs.

D'autre part, on dispose d'informations sur le nombre d'opérations correctes pour chaque élève au test mental et on a construit l'échelle suivant :

- Si l'élève ne parvient pas à répondre correctement à au plus deux opérations, il est considéré comme non calculateur.
- Si l'élève peut répondre à plus de deux opérations, il est considéré comme calculateur.

Le tableau croisant la classification ACL et la classification au test du calcul mental est donné comme suit :

Tableau 36 : Proportion des élèves biens classés

		classe_Calculateur	
		Non Calculateur	Calculateur
ACL	Non Calculateur	39,0%	26,1%
	Calculateur	9,3%	25,6%

Source : Fait par les auteurs à partir SPSS

39% des élèves ont été classés au même temps comme non calculateurs par l'ACL à partir du test écrit de mathématiques et par la classification à priori, à partir du test de calcul mental. 25,6% des élèves sont des non calculateurs par l'ACL et par la classification à priori. On obtient au final 65% d'élèves bien classés par l'ACL, quantité légèrement inférieur à celle obtenue sur le test de langue (76%).

I.7 APPLICATION DE L'ACL AUX ITEMS SOCIO-ECONOMIQUES

Dans cette partie, on va élaborer l'ACL en utilisant les variables socioéconomiques liées aux élèves afin d'en tirer des profils homogènes.

Ceci va nous permettre de spécifier les groupes d'élèves en difficultés d'apprentissage ayant un besoin d'aide, en se limitant seulement cette fois-ci aux facteurs socioéconomiques.

Les difficultés d'apprentissage sont reliées souvent à des variables autres que celles propres au système éducatif. Ces difficultés se manifestent souvent par un retard ou un déséquilibre aigu dans les acquis : difficultés en lecture, en écriture, en mathématiques ou en calcul mental.

Les causes des difficultés d'apprentissage varient d'un enfant à un autre selon les conditions générales de vie. L'origine principale peut être liée à la situation dans le milieu familial de l'enfant : avoir des parents analphabètes ou à faible niveau de scolarité, pauvreté, condition de vie, etc.

Nous allons utiliser encore une fois l'ACL pour regrouper les élèves. On peut donc repérer les classes des élèves ayant des difficultés d'apprentissage selon différentes typologies. Pour cela, nous avons sélectionné quelques variables liées à la situation socioéconomique ainsi que les conditions d'apprentissage de l'enfant.

Classification ACL :

Les items sélectionnés portent sur les points suivants :

- le fait que l'élève a fréquenté un établissement d'enseignement préscolaire.
- le fait que l'élève possède respectivement un manuel scolaire de lecture et de mathématique en classe.
- le niveau d'instruction de la mère de l'élève pour voir si la mère sait lire ou pas.
- le fait que l'élève lit à la maison ou pas.
- le fait que la langue avec laquelle l'élève a passé le test correspond à la langue parlé à la maison.
- la nature de l'école fréquentée par l'élève en question (publique ou privée).
- la pauvreté du ménage calculée à partir de nombre de biens possédés (Ordinateur, télé, Radio, voiture, Moto, Frigo, etc.)

Le tableau ci-dessous donne les probabilités conditionnelles propres à chacun des items :

Tableau 37 : Probabilités conditionnelles de réponses aux items SES

	Les classes latentes				
	Classe 1	Classe 2	Classe 3	Classe 4	Classe 5
La prévalence de la classe latente	22%	8%	20%	30%	20%
Probabilités de réponse aux items :					
MATERNELLE					
Oui (1)	0,45	0,48	0,00	0,18	0,76
Non (2)	0,55	0,52	1,00	0,82	0,24
LIVR_LECT_CLASS					
Oui (1)	0,94	0,10	0,02	0,86	0,97
Non (2)	0,06	0,90	0,98	0,14	0,03
LIVR_MATH_CLASS					
Oui (1)	0,67	0,14	0,00	0,54	0,97
Non (2)	0,33	0,86	1,00	0,46	0,03
MERE_LIT					
Oui (1)	0,95	0,86	0,22	0,65	0,97
Non (2)	0,05	0,14	0,78	0,35	0,03
LIS_MAISON					
Oui (1)	0,96	0,67	0,36	0,68	0,90
Non (2)	0,04	0,33	0,64	0,32	0,10
PUBLIQUE					
Etablissement publique (1)	0,79	0,70	0,97	0,93	0,34
Etablissement privés (2)	0,21	0,30	0,03	0,07	0,66
PAUVRE2					
Oui (1)	0,80	0,68	0,99	0,92	0,29
Non (2)	0,20	0,32	0,01	0,08	0,71
LANG_TEST_MAISON					
Oui (1)	0,50	0,18	0,15	0,10	0,69
Non (2)	0,50	0,82	0,85	0,90	0,31

Source : Fait par les auteurs à partir de SAS

Les élèves ont été regroupés par l'ACL selon leurs réponses aux items, ce qui a permis de ressortir des classes de forte cohérence. Cette méthode a permis de remarquer que le modèle de classification qui répond le mieux à la plupart des critères statistiques adoptés est un modèle à 5 classes latentes.

Tableau 38 : Classes SES selon le genre

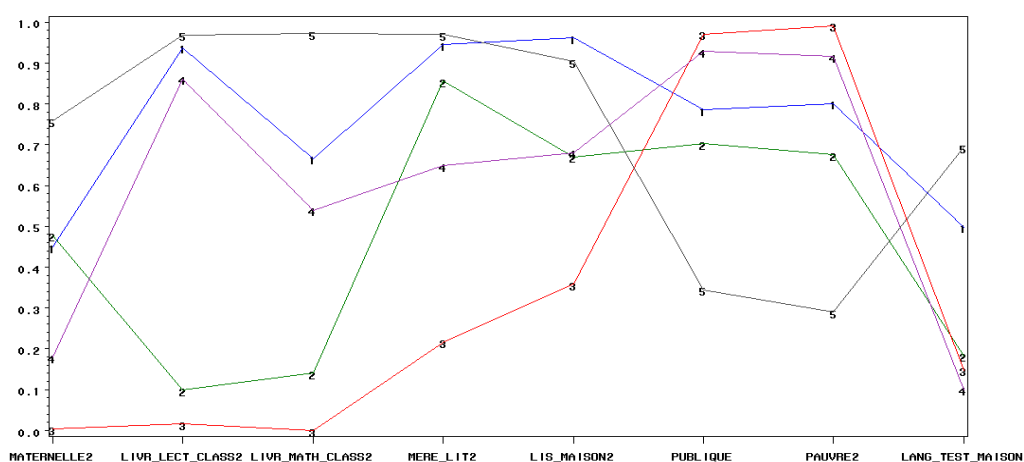
		Classe_ACL_SES				
		Classe 1	Classe 2	Classe 3	Classe 4	Classe 5
Genre	Fille	49,2%	51,4%	42,9%	48,6%	50,9%
	Garçon	50,8%	48,6%	57,1%	51,4%	49,1%

Source : Fait par les auteurs à partir de SPSS

La question qui se pose à ce stade, est comment nommer et interpréter les classes qui ont émergées de l'ACL ?

Avant d'établir la différence entre les classes issues de l'ACL, on note que parmi les modalités proposées, aucune ne décline de manière similaire pour toutes classes latentes.

Graphique 32 : Relation entre les probabilités de réponses et les classes latentes (modèle SES)



Source : Fait par les auteurs à partir de SAS

Classe 1 : Elèves issus des ménages pauvres mais alphabétisés.

Les élèves issues des ménages pauvres mais alphabétisés représentent 22% de l'effectif des élèves. Cette classe a été qualifiée de celle 'd'Elèves issus des ménages pauvres mais alphabétisés' parce qu'elle incarne les élèves dont les parents pauvres en termes de nombre de bien possédés, des élèves qui n'ont pas bénéficiée du préscolaire (Maternelle), mais qui ont une mère alphabétisée, des élèves qui possèdent des manuels scolaires en classe et qui parlent la langue du test à la maison¹⁶.

Classe 2 : Elèves issus de familles vulnérables et alphabétisés

Ce groupe est composé de 204 élèves (8% de l'échantillon), il se caractérise par la pauvreté de la famille de l'élève, donc l'incapacité de mettre à la disposition des élèves les manuels scolaires, la fréquentation d'une école publique, en revanche, la mère sait lire et l'élève lit, avec une langue qui n'est pas beaucoup utilisée à la maison.

Classe 3 : Elèves issus de familles vulnérables et analphabètes

Cette classe représente 20% de la population des élèves enquêtés (soit 510 élèves), elle se caractérise par des grandes probabilités d'appartenir à la catégorie très pauvres, d'étudier

¹⁶ Les linguistes à 280 ; la quantité de langues parlées au Cameroun.

dans des écoles publiques et de ne pas faire des études préscolaires. Elle se caractérise aussi par l'utilisation d'un langage à la maison autre que celui du programme scolaire. Ce groupe d'élève représente la classe extrême qui a besoin d'aide.

Classe 4 : Elèves issus des ménages moyens et alphabétisés

La majorité des élèves de l'échantillon se trouvent au sein de cette classe (30%), elle est nommée 'Elèves issues des ménages moyens'. L'examen de ces élèves issus des ménages pauvres révèle à peu près le même profil que celui retrouvé dans la classe 1, avec des probabilités assez moyennes d'appartenir à la catégorie pauvre. La spécificité de cette classe par rapport à la deuxième classe, est qu'elle contient des élèves qui ne parlent pas la même langue que celui du test.

Classe 5 : Elèves issus de familles riches et alphabétisées

Cette classe est qualifiée 'Elèves issus de familles riches et alphabétisées' car elle se caractérise par des ménages riches (qui possèdent tous les biens nécessaires), dont les élèves ont pu assister à des cours préscolaires, qui possèdent des livres et des manuels scolaires, leurs mères sont alphabétisées, lisent à la maison, inscrits dans des écoles privés et ils parlent à la maison la même langue que celle de l'école. Ce groupe représente 20% des élèves sélectionnées pour le test, c'est un groupe extrême opposé à celui de la classe 3.

Le tableau qui suit présente les classes des lecteurs et des non lecteurs en fonction des classes SES relevé par l'ACL :

Tableau 39 : Classes des lecteurs et non lecteurs en fonction des classes SES

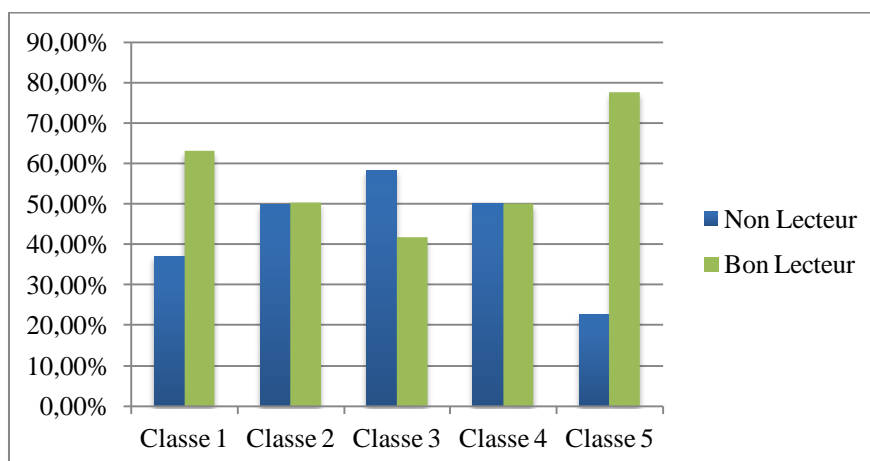
	Elèves issus des ménages pauvres mais alphabétisés	Elèves issus de familles vulnérables et alphabétisées	Elèves issus de familles vulnérables et analphabètes	Elèves issus des ménages moyens et alphabétisés	Elèves issus de familles riches et alphabétisées
Non Lecteur	37,00%	49,70%	58,30%	50,10%	22,50%
Bon Lecteur	63,00%	50,30%	41,70%	49,90%	77,50%

Source : Fait par les auteurs à partir de SPSS

On trouve parmi les élèves appartenant à la classe des pauvres mais dont les familles sont alphabétisées 37% des non lecteurs contre 63% des lecteurs. On remarque aussi que pour la classe des élèves issues de familles riches et alphabétisés 22,5% des élèves seulement appartiennent à la catégorie des non lecteurs.

Le pourcentage des non lecteurs dans la classe des élèves issues de familles très pauvres et analphabètes est égal à 58,30% contre 41,70% des bons lecteurs.

Graphique 33 : Proportions des élèves lecteurs et non lecteurs selon les classes SES

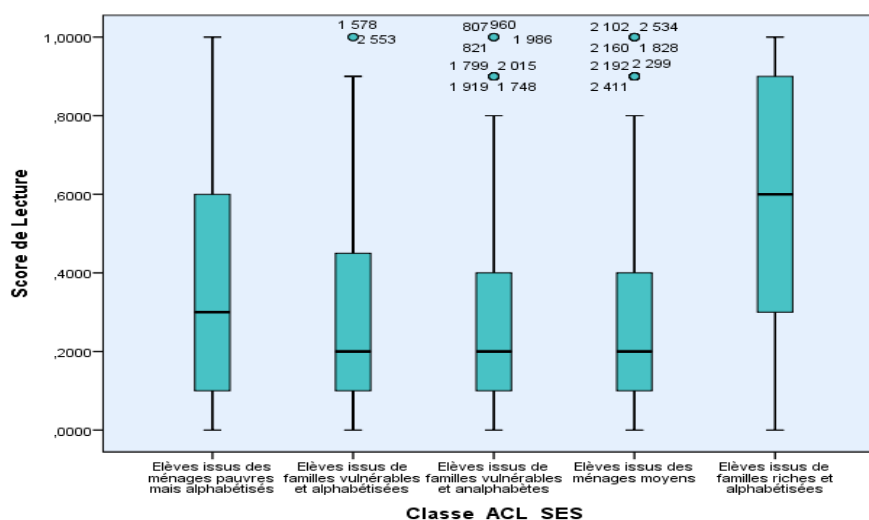


Source : Fait par les auteurs

- ✓ Classe 1 : Elèves issus des ménages pauvres mais alphabétisés.
- ✓ Classe 2 : Elèves issus de familles vulnérables et alphabétisées.
- ✓ Classe 3 : Elèves issus de familles vulnérables et analphabètes.
- ✓ Classe 4 : Elèves issus des ménages moyens et alphabétisés.
- ✓ Classe 5 : Elèves issus de familles riches et alphabétisées.

En termes de scores de lecteur, on note que les élèves issus des familles riches et alphabétisés ont des scores relativement élevés par rapport aux autres classes. La médiane des scores pour les élèves issues des familles pauvres et très pauvres se situe au-dessous de 0,30.

Graphique 34 : Relation entre les scores de la lecture et les classes SES



Source : Fait par les auteurs à partir de SPSS

Malgré la dispersion de la classe 5, les élèves issus de familles riches et alphabétisées ont des scores relativement élevés par rapport aux autres classes cependant l'appartenance à cette classe ne garantit pas la réussite au test. La classe des élèves issus des ménages pauvres mais alphabétisés est légèrement décalée par rapport aux autres.

On remarque qu'il y a une inégalité des chances entre les élèves, la plupart des riches ont des moyens garantissant à leurs élèves un bon niveau de lecture permettant une bonne éducation.

Les élèves issus des familles pauvres sont à risque d'avoir des scores faibles en lecture, ce qui fait que les conditions de vie peuvent jouer un rôle très important dans l'éducation.

Malgré cela, on remarque que le quatrième quartile des élèves issus des ménages pauvres (alphabétisés) se situe au-dessus de 0,60. La pauvreté n'est donc pas nécessairement synonyme d'échec scolaire.

Notons qu'au Cameroun, du moins en 2011, l'Etat n'assume pas la responsabilité de la disposition des manuels scolaires qui sont à la charge des familles.

II. APPLICATION DE L'ACL AUX DONNEES DU GHANA

On présente dans ce chapitre deux modèles ACL pour chaque matière (Langue et Mathématiques).

Notons que dans le cas du Ghana, nous avons assez d'observations, donc on n'a pas de problème avec le nombre d'items choisis (on peut choisir jusqu'à 14 items), mais on va choisir –comme on a fait pour le cas du Cameroun- le même nombre d'items afin de comparer l'application de l'ACL dans les deux cas.

On va suivre dans ce cas la même procédure (Cameroun) pour la construction des modèles de langue et de mathématiques et vérifier si les enseignements tirés de l'exploitation des données du Cameroun s'appliquent également au Ghana.

II.1 TESTS DU GHANA

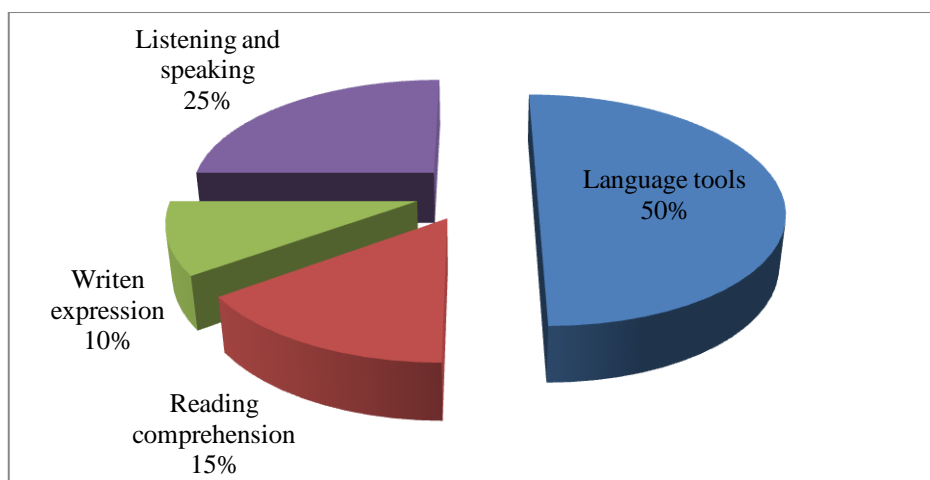
Description des données de Ghana :

Au Ghana, on dispose de deux sortes de tests : un test de langue et un test de mathématiques, pour les élèves de la troisième année et de la sixième année (P3 et P6), on va s'intéresser dans ce projet aux données relatives aux réponses des élèves de la troisième année du primaire au test de langue et de math, Ainsi on note que :

- ✓ Le nombre d'élèves mis au test de langue est de 21691 élèves alors que ce nombre est de 22780 élèves pour le test de mathématiques.
- ✓ Les seules valeurs manquantes figurent dans la question C13, on les a remplacées par la méthode de la tendance linéaire donnée par le logiciel SPSS.

Les tests de langue et de mathématiques se constituent par plusieurs domaines. Pour le test de langue, les 'outils' couvrent 50% du test de langue. Les items de la lecture représentent 15% de la totalité des items, alors que la part de la production de l'écrit est de 10%.

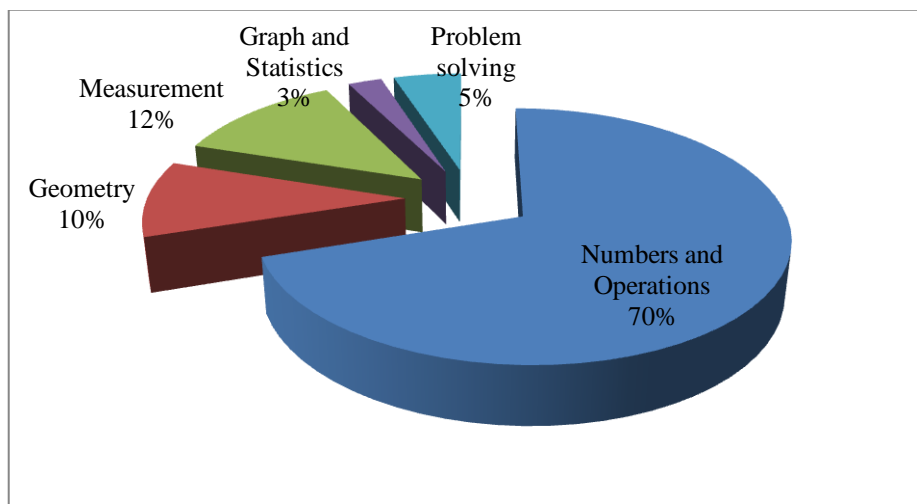
Graphique 35 : Domaines du test de langue au Ghana



Source : *Test content analysis* (Pierre VARLY)

Pour le test de mathématiques, le domaine de 'Nombre et opération' représente 70%, soit la plupart des items. Les items relatifs au domaine de la géométrie couvrent 10%, tandis que les items de mesures représentent 12%. Les domaines de 'Graphe et Statistique' et 'Résolution des problèmes' représentent respectivement 3% et 5%.

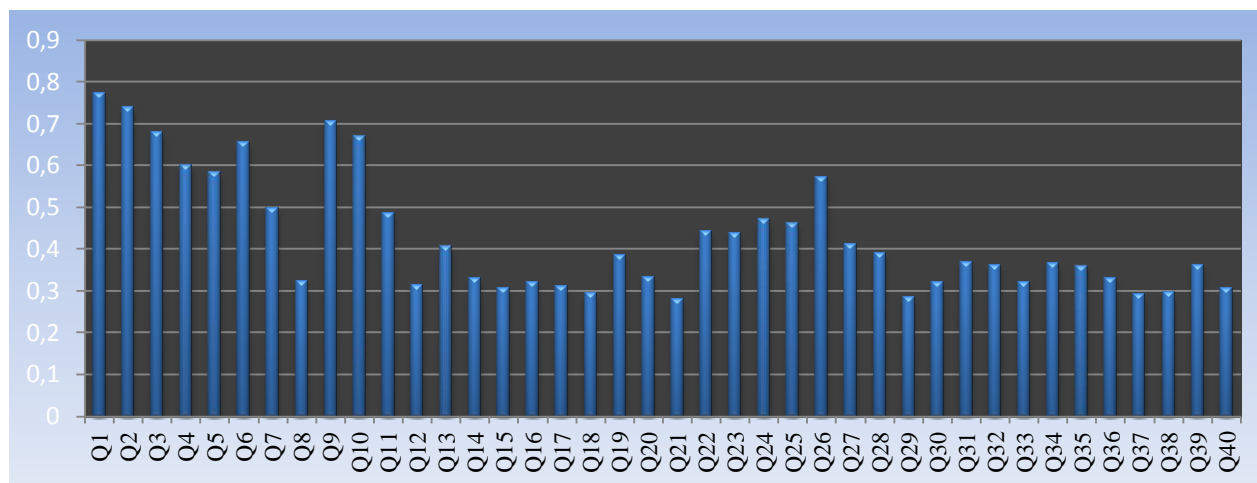
Graphique 36 : Domaine du test de mathématiques au Ghana



Source : Test content analysis (Pierre VARLY)

Les premiers items de langue sont relativement faciles par rapport aux autres, et correspondent au domaine de «*Listening and Speaking*».

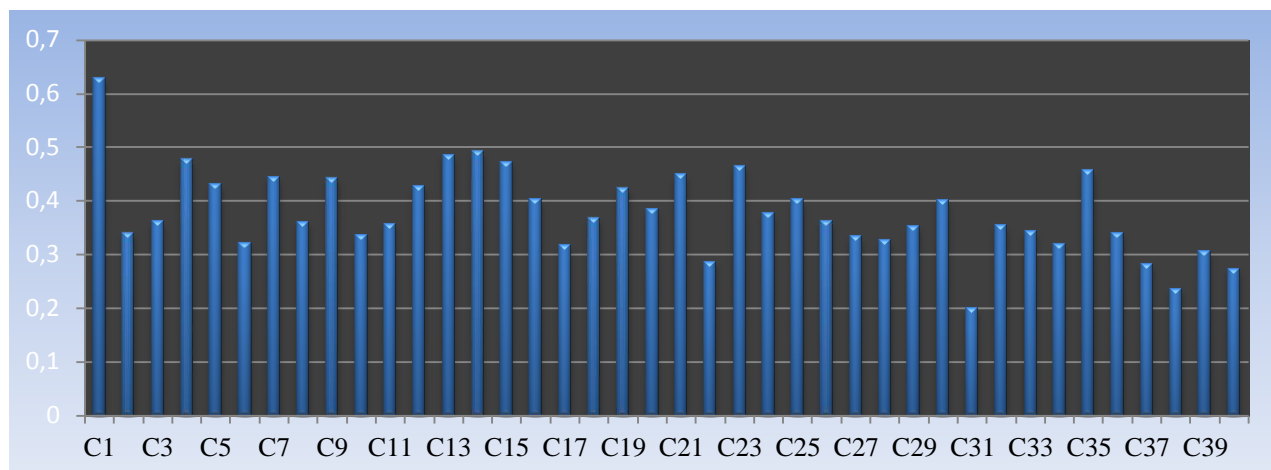
Graphique 37 : Indice de difficulté pour le test de langue



Source : Donnée 'Evaluation des compétences en langue et en maths au Ghana (2011)'

Les items faciles du test de mathématiques ne se situent pas nécessairement au début du test. On remarque que le deuxième et le sixième item sont relativement difficiles. On note aussi que seulement 20% des élèves ont pu réussir l'item 31 (item le plus difficile).

Graphique 38 : Indice de difficulté pour le test de Mathématiques



Source : Donnée 'Evaluation des compétences en langue et en maths au Ghana (2011)'

II.2 DESCRIPTION DE LA STRUCTURE DES DONNEES

Les données du Ghana sont présentées sous forme d'une matrice, avec des élèves en lignes et des items en colonne : Cette structure est similaire à celle des données du Cameroun.

Le nombre d'observation pour le test de la langue est de 21691 élèves, alors que ce nombre est de 22780 élèves pour le test de mathématiques.

Les données sont dichotomiques et prennent les valeurs 0 et 1, ce qui correspond au fait qu'un élève donne une réponse correcte ou fautive. On peut donc appliquer l'ACL (proc LCA) à nos données qualitatives après avoir recodé les items en 1 et 2.

II.3 APPLICATION DE L'ACL AU TEST DE LANGUE

II.3.1 Choix du nombre de classes

Modèle 1 :

Dans le modèle 1, on va s'intéresser aux items appartenant au domaine de la lecture. On a identifié les mêmes items choisis dans le cas du Cameroun. Chaque item mesure une compétence particulière.

Tableau 40 : Caractéristiques des items du modèle 1 de langue

N° Item	Item	Notation	Domaine	Compétences mobilisées	P-value
Item 1	31	C31	Lecture	Repérage d'informations explicites au milieu d'un texte.	36,92%
Item 2	32	C32	Lecture	Repérage d'informations explicites au milieu d'un texte.	36,22%
Item 3	33	C33	Lecture	Repérage d'informations explicites au milieu d'un texte.	32,14%
Item 4	34	C34	Lecture	Repérage d'informations explicites au milieu d'un texte.	36,78%
Item 5	35	C35	Lecture	Repérage d'informations explicites au milieu d'un texte.	35,94%
Item 6	36	C36	Lecture	Repérage d'informations explicites au milieu d'un texte.	32,97%
Item 7	26	C26	Lecture	Reconnaître un mot à partir d'une image	57,04%
Item 8	24	C24	Outils	Trouver la bonne forme verbale	46,97%
Item 9	39	C39	Expression écrite	Trouver la bonne ponctuation	36,15%

Source : Données d'évaluation des acquis au Ghana

On va présenter dans ce qui suit les critères de choix du modèle :

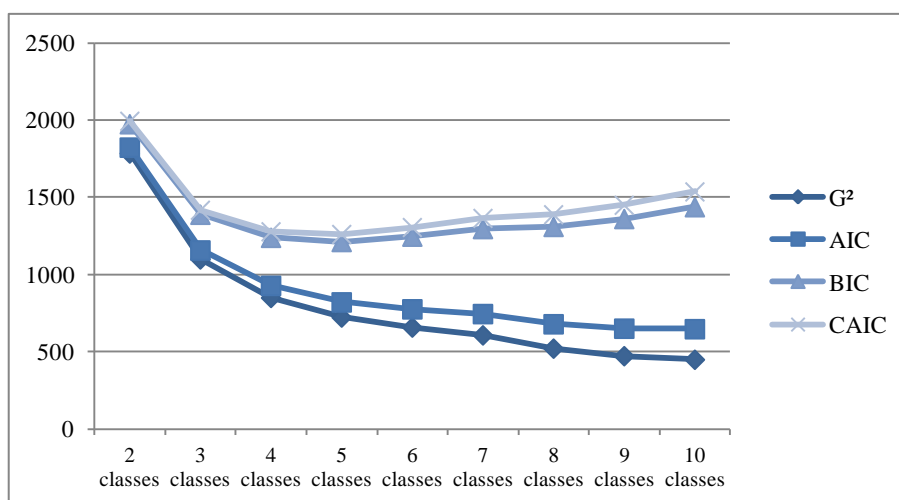
Tableau 41 : Critères de choix du modèle (Modèle 1-Langue)

Modèle	<i>ddl</i>	<i>G</i> ²	<i>AIC</i>	<i>BIC</i>	<i>CAIC</i>	<i>Entropie</i>	<i>L</i>	<i>p-value</i>
2 classes	492	1785,47	1823,47	1975,15	1994,15	0,90	-119361,02	0,0000
3 classes	482	1099,57	1157,57	1389,07	1418,07	0,72	-119018,07	0,0000
4 classes	472	850,25	928,25	1239,58	1278,58	0,62	-118893,41	0,0000
5 classes	462	723,26	821,26	1212,42	1261,42	0,68	-118829,91	0,0000
6 classes	452	658,24	776,24	1247,22	1306,22	0,66	-118797,00	0,0000
7 classes	442	607,54	745,54	1296,36	1365,36	0,49	-118772,05	0,0000
8 classes	432	521,62	679,62	1310,26	1389,26	0,59	-118729,09	0,0020
9 classes	422	472,84	650,84	1361,31	1450,32	0,54	-118704,70	0,0439
10 classes	412	449,64	647,64	1437,94	1536,94	0,55	-118693,10	0,0974

Source : Fait par les auteurs à partir de SAS et LEM

Puisque la valeur de *N/W* est supérieure à 5, on peut se baser pour le choix du nombre de classes sur la statistique *G*² qui suit une loi Khi-deux. Ce qui nous donne la possibilité de choisir un modèle à 10 classes latentes.

Graphique 39 : Critères de choix du modèle (Modèle 1-Langue TG)



Source : Fait par les auteurs

NB : On remarque que dans le modèle 1, on a beaucoup de classes et qu'on n'a pas de convergence.

Modèle 2 :

Les items choisis pour le deuxième modèle sont similaires à ceux qu'on a adopté pour le modèle 2 de langue dans l'étude du Cameroun.

Il s'agit de trois items par domaine : domaine de la lecture, outils de la langue et de la production écrite. Ces items sont relativement difficiles, les indices de difficultés sont compris entre 28.05% et 36.92%.

Tableau 42 : Caractéristiques des items (modèle 2 - langue TG)

N° Item	Item	Notation	Domaine	Compétences mobilisées	P-value
Item 1	31	C31	Lecture	Repérage d'informations explicites au milieu d'un texte	36,92%
Item 2	32	C32	Lecture	Repérage d'informations explicites au milieu d'un texte	36,22%
Item 3	33	C33	Lecture	Repérage d'informations explicites au milieu d'un texte	32,14%
Item 4	22	C22	Outils de la langue	Trouver la bonne préposition	44,19%
Item 5	21	C21	Outils de la langue	Trouver la bonne forme du verbe	28,05%
Item 6	16	C16	Outils de la langue	Mettre au pluriel une forme irrégulière	32,02%
Item 7	39	C39	Expression écrite	Trouver la bonne ponctuation	36,15%
Item 8	37	C37	Expression écrite	Ranger des mots dans l'ordre alphabétique	29,14%
Item 9	40	C40	Expression écrite	Trouver la bonne ponctuation	30,69%

Source : Données de l'évaluation des acquis au Ghana

Le meilleur modèle est celui avec huit classes latentes. En effet, la p-value associée à la statistique G² est égale à 0,34 supérieure à 0,05.

Le critère de choix du meilleur modèle AIC atteint son minimum pour un modèle à trois classes et le BIC est décroissant en fonction de nombre de classes. On va choisir donc un modèle à huit classes latentes.

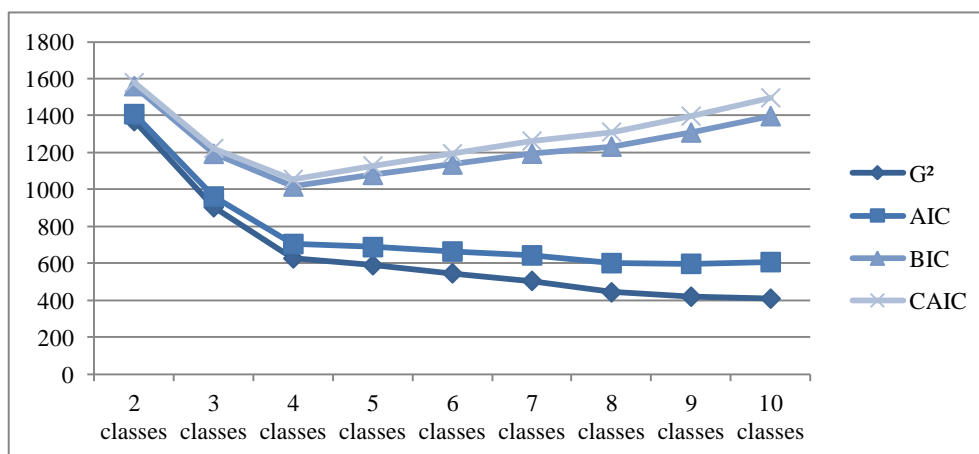
Tableau 43 : Critères du choix du modèle (Modèle 2 - Langue)

Modèle	<i>ddl</i>	G^2	<i>AIC</i>	<i>BIC</i>	<i>CAIC</i>	<i>Entropie</i>	<i>L</i>	<i>p-value</i>
2 classes	492	1370,29	1408,29	1559,96	1578,96	0,83	-119024,00	0,0000
3 classes	482	904,02	962,02	1193,52	1222,52	0,69	-118791,00	0,0000
4 classes	472	627,06	705,06	1016,39	1055,39	0,70	-118653,03	0,0000
5 classes	462	590,16	688,16	1079,32	1128,32	0,45	-118634,58	0,0000
6 classes	452	546,32	664,32	1135,31	1194,31	0,49	-118612,00	0,0015
7 classes	442	505,4	643,4	1194,21	1263,21	0,49	-118592,19	0,0197
8 classes	432	443,46	601,46	1232,11	1311,11	0,59	-118561,23	0,3412
9 classes	422	419,77	597,77	1308,77	1397,24	0,52	-118549,38	0,5215
10 classes	412	409,15	607,15	1397,45	1496,45	0,49	-118544,07	0,5304

Source : Fait par les auteurs à partir de SAS et LEM

Le graphique ci-dessous donne la statistique G^2 les critères AIC, BIC et CAIC en fonction du nombre de classes.

Graphique 40 : Critères du choix du modèle (Modèle 2 – Langue)



Source : Fait par les auteurs

L'application de l'ACL aux données de Ghana n'a pas beaucoup marché, on remarque que pour les tests de langue, l'ACL relève un grand nombre de classes.

Cela peut être expliqué par le nombre important d'élèves participant aux tests et la forte hétérogénéité des réponses aux items, ce qui a fait apparaître des classes intermédiaires difficilement interprétables.

La nature des tests utilisés au Ghana peut être aussi un facteur qui peut expliquer les résultats de l'ACL. Puisque au Ghana (contrairement au Cameroun), toutes les questions du test sont des questions à choix multiple, ces derniers proposent généralement des solutions aisément distinctes et très précises pour faciliter le choix objectif d'une réponse. Ce qui

encourage les élèves à la mémorisation ou à la réponse au hasard plutôt qu'à la compréhension. Lors de la conception des nouveaux tests du Ghana en 2013, des observations de la passation d'une première version des tests ont permis de mettre en lumière une forte proportion d'élèves répondant au hasard.

Les tests par QCM sollicitent donc chez l'élève l'usage de sa mémoire et font peu appel à sa logique ou à son raisonnement. Ils laissent aussi aux élèves la place au hasard en donnant la possibilité de sélectionner la bonne réponse sans la connaître.

L'ACL avec seulement neuf items ne suffit pas pour capter l'hétérogénéité au sein de la population des élèves au Ghana.

Modèle 3 :

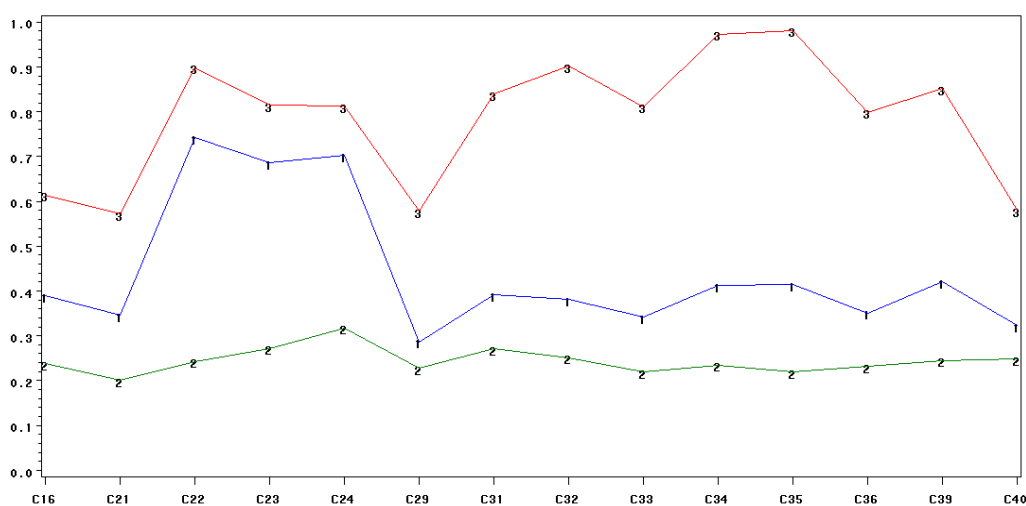
Pour le modèle 3 (voir Annexe 6), on va choisir 14 items dans les différents domaines. Le modèle est ajusté pour trois classes, en effet, la p-value associée à la statistique G^2 est supérieure à 0,05 (égale à 0,7506).

II.3.2 Interprétation des classes du test de Langue

Les modèles construits avec dix classes latentes sont difficilement interprétables, on a donc des problèmes à distinguer entre ces classes (voir Annexe 6). Alors que pour le dernier modèle avec 14 items, les classes ont plus de sens.

A l'aide du logiciel SAS, on a calculé les probabilités conditionnelles de choisir un item sachant la classe latente (voir Annexe 6). Ainsi que le graphe associé sera présenté ci-dessous :

Graphique 41 : Relation entre les probabilités de réponses et les classes latentes (modèle -3- langue, cas du Ghana)



Source : Fait par les auteurs à partir de SAS

Classe 1 : Elèves à niveau moyen en outils de la langue

Les élèves appartenant à cette classe ont des grandes probabilités de répondre correctement seulement à quelques items dans le domaine des outils de la langue. Cette classe représente 24% de l'échantillon des élèves ayant participé au test.

Classe 2 : Elèves à faible niveau en Langue

Cette classe représente 64% des élèves qui ont passé le test de langue au Ghana, elle se caractérise par un niveau très faible en langue. En effet, les élèves dans cette classe ont beaucoup de problèmes à répondre aux items du test.

Classe 3 : Elèves à grand niveau en Langue

Ces élèves représentent seulement 12%, ils ont la capacité à répondre à toutes les items choisis dans notre modèle, dans les domaines : de lecture, des outils de la langue et de la production écrite.

La classification faite à priori par l'équipe d'évaluation du Ghana (RTI, 2012) en se basant sur les trois niveaux de compétences a été comparé avec les classes issues de l'analyse des classes latentes (voir ANNEXE 6).

Comparaison entre la classification ACL et la classification à priori basée sur les scores (Cas du Ghana) :

On compare ici la classification basée sur les scores et la classification opérée par l'ACL en se basant sur les trois classes (bon, moyenne et faible).

Tableau 44 : Comparaison entre la classification basé sur les scores et la classification ACL

		classeLang		
		Bon	moyen	Faible
		N % tableau	N % tableau	N % tableau
LangACL14	bon	6,8%	3,5%	2,1%
	moyen	5,7%	8,3%	6,3%
	faible	7,8%	26,7%	32,8%

Fait par les auteurs à partir de SPSS

On peut bien remarquer ici la limite de l'approche par score pour l'évaluation des acquis : la classification obtenue par l'ACL ne correspond pas parfaitement à celle donnée par les scores. En effet, seulement 48% des élèves ont été classés de la même manière par la méthode ACL et par la classification à priori basée sur les scores moyens.

Seulement 2,1% des élèves ont été classés comme étant 'Bon' alors qu'ils sont à niveau faible.

En regroupant les classes d'élèves faibles et moyennes dans une seule modalité (non compétent) on retrouve les résultats suivants :

Tableau 45 : Proportion des biens classés

		Dich_Lang	
		Comp	Non Comp
		N % tableau	N % tableau
ACL_Dich	Comp	6,8%	5,6%
	Non Comp	13,5%	74,2%

Fait par les auteurs à partir de SPSS

Le pourcentage des élèves bien classés est de 81%. Ce bon pourcentage est dû au fait que le test avec lequel on compare nos résultats et le même que celui des modèles ACL.

II.4 APPLICATION DE L'ACL AU TEST DE MATH

II.4.1 Choix du nombre de classes

Modèle 1 :

Dans le modèle 1 du test de mathématique, on a sélectionné neuf items relatifs au domaine de 'nombre et opération', Les critères du choix du modèle sont présentés dans le tableau ci-dessous :

Tableau 46 : Critères du choix du modèle (Modèle-1 de langue, Cas du Ghana)

Modèle	<i>Ddl</i>	<i>G²</i>	<i>AIC</i>	<i>BIC</i>	<i>CAIC</i>	<i>Entropie</i>	<i>L</i>	<i>p-value</i>
2 classes	492	1315,9	1353,9	1506,51	1525,51	0,68	-126706	0,0000
3 classes	482	800,9	858,9	1091,83	1120,83	0,57	-126448,5	0,0000
4 classes	472	589,82	667,82	981,07	1020,07	0,51	-126342,9	0,0002
5 classes	462	542,09	640,09	1033,66	1082,66	0,56	-126319,1	0,0059
6 classes	452	514,35	632,35	1102,24	1165,24	0,42	-126305,2	0,0224
7 classes	442	472,19	610,19	1164,4	1233,4	0,49	-126284,1	0,1549
8 classes	432	453,61	611,61	1246,14	1325,14	0,46	-126274,8	0,2279
9 classes	422	434,04	612,04	1326,89	1415,89	0,45	-126265,1	0,3323
10 classes	412	411,99	609,99	1405,17	1504,17	0,46	-126254	0,4909

Source : Fait par les auteurs à partir de SAS

On note que le critère AIC est décroissant en fonction du nombre de classes, alors que le critère BIC est minimal pour un modèle à quatre classes. On remarque aussi que la p-value associée à la statistique G^2 est supérieure à 0,05 à partir d'un modèle à sept classes latentes. On choisit donc un modèle avec sept classes.

Modèle 2 :

Les items choisis pour le deuxième modèle appartiennent aux domaines de 'nombre et opération' et 'géométrie'.

Tableau 47 : Critères de choix du modèle (Modèle 2 – Math, Cas du Ghana)

Modèle	<i>ddl</i>	<i>G</i> ²	<i>AIC</i>	<i>BIC</i>	<i>CAIC</i>	<i>Entropie</i>	<i>L</i>	<i>p-value</i>
2 classes	492	1329,23	1367,23	1519,84	1538,84	0,72	-127924	0,0000
3 classes	482	705,12	763,12	996,05	1025,05	0,57	-12612,51	0,0000
4 classes	472	612,81	690,81	1004,06	1043,06	0,65	-127566	0,0000
5 classes	462	588,27	686,27	1079,85	1128,85	0,52	-127555	0,0000
6 classes	452	546,16	664,16	1138,06	1197,06	0,50	-127533	0,0000
7 classes	442	520,81	658,81	1213,02	1282,02	0,44	-127520,4	0,0057
8 classes	432	486	644	1278,53	1357,53	0,51	-127503	0,0369
9 classes	422	464,15	642,15	1357,01	1446,01	0,45	-127492	0,0767
10 classes	412	450	648	1443,18	1542,18	0,48	-127485	0,0954

Source : Fait par les auteurs à partir de SAS et LEM

Notons aussi pour le cas du Ghana, que les modèles ne convergent pas vers une solution unique, cette remarque se généralise pour toute modèle avec neufs items. Pour cela nous avons essayé (comme dans le cas du test de langue) de construire un troisième modèle avec 14 items.

Modèle 3 :

Nous choisissons dans ce modèle, 14 items de mathématiques appartenant aux différents domaines :

- 4 items dans le domaine de ‘Nombres et opérations’
- 4 items dans le domaine de ‘Géométrie’
- 4 items dans le domaine de ‘Mesure’
- 2 items de résolution des problèmes.

Tableau 48 : Critères de choix du modèle (Modèle 3 – Math, Cas du Ghana)

Modèle	<i>ddl</i>	<i>G</i> ²	<i>AIC</i>	<i>BIC</i>	<i>CAIC</i>	<i>Entropie</i>	<i>L</i>	<i>P-value</i>
2 classes	16354	17314,8	17372,8	17605,73	17634,73	0,70	-199636,3	<0,05
3 classes	16339	15402,51	15490,51	15843,92	15887,92	0,64	-198680,2	>0,05
4 classes	16324	15174,97	15292,97	15766,86	15825,86	0,59	-198566,4	>0,05
5 classes	16309	15036,71	15184,71	15779,09	15853,09	0,46	-198497,3	>0,05
6 classes	16294	14897,68	15075,68	15790,54	15879,54	0,48	-198427,8	>0,05
7 classes	16279	14847,86	15055,86	15891,19	15995,19	0,52	-198402,9	>0,05

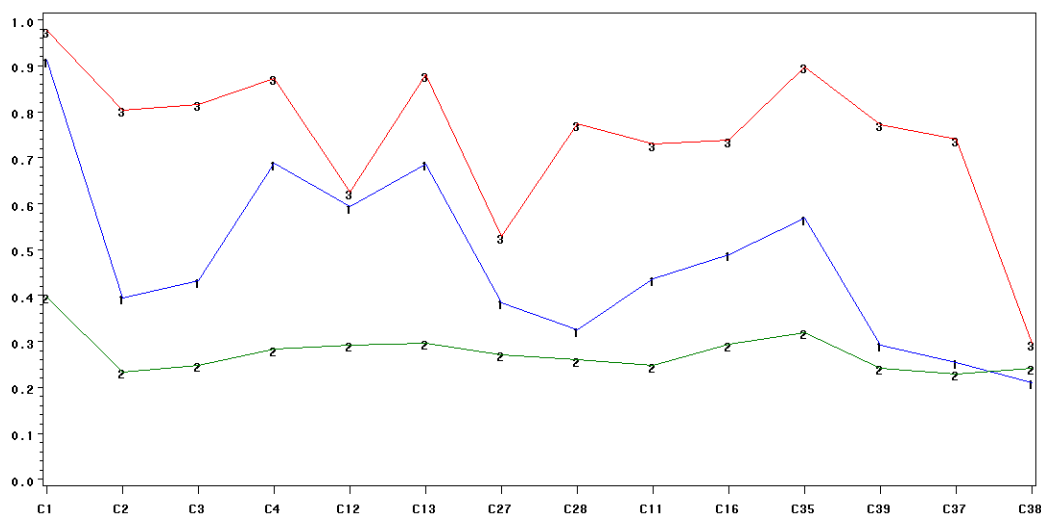
Source : Fait par les auteurs à partir de SAS et LEM

On va choisir un modèle à trois classes latentes, en effet, les valeurs de la p-value associée à la statistique G^2 sont supérieures à 0,05 à partir d'un modèle à trois classes latentes. Le critère BIC est minimal pour un modèle à quatre classes alors que le critère AIC est décroissant en fonction de nombres de classes.

II.4.2 Interprétation des classes du test de Math

Le modèle qui converge parmi les modèles testés est celui avec 14 items et trois classes, les probabilités conditionnelles sont présentées dans le graphique ci-dessous :

Graphique 42 : Probabilités conditionnelles de réponses aux items (Modèle 3 Math, Cas du Ghana)



Source : Fait par les auteurs à partir de SAS

Classe 1 : Elèves à niveau moyen en mathématiques

Cette classe représente 35% de la totalité des élèves, elle incarne les élèves qui peuvent répondre à certains items de test de mathématiques.

Classe 2 : Elèves à grande difficulté en mathématiques

La deuxième classe représente 56% d'élèves, elle se caractérise par des grandes probabilités de la non réponse aux items du modèle.

Classe 3 : Elèves à niveau élevé

La classe 3 représente la plus grande proportion, soit 9% des élèves de notre échantillon. Les élèves dans cette classe ont de bonnes bases de mathématiques, ils peuvent répondre à la plupart des items.

III. ANALYSE DES DONNEES AVEC AUTRES METHODES QUE L'ACL

III.1 REGRESSION LOGISTIQUE BINAIRE

Cette partie a été ajoutée dans ce rapport afin de comparer les partitions fournies par l'ACL et la classification donnée par la régression logistique, cette méthode sera utilisée non pas pour modéliser mais afin de classer les élèves en niveaux.

Nous allons donc effectuer la régression logistique sur les données du Cameroun (tests de langue). On va considérer les mêmes items (du modèle 1 de langues) comme variables explicatives de la régression logistique.

Par la suite, nous allons comparer les deux classifications pour en tirer des conclusions. Les données qui seront utilisées ici sont les données du Cameroun.

Présentation du modèle :

On veut expliquer le fait d'être lecteur ou pas (Variable dichotomique construite à partir d'un test à l'oral) en fonction des réponses des élèves au test écrit, nous choisissons comme variables explicatives les neuf premiers items de test de langue (Domaine de la lecture). L'une des hypothèses fondamentales à vérifier avant d'appliquer la régression logistique est la non multicolinéarité des prédicteurs.

La multicolinéarité apparaît quand il existe une relation linéaire parfaite ou presque parfaite entre deux ou plusieurs variables explicatives du modèle. Dans cette situation, il n'est pas possible de mesurer l'impact séparé de chaque variable explicative sur la variable à expliquer.

Dans notre cas, on a analysé les corrélations des items. Mais la matrice de corrélation ne suffit pas pour voir s'il existe une colinéarité, le « test » usuel est généralement l'observation de la faible qualité des résultats d'estimation.

Pour l'estimation des paramètres du modèle de régression, nous avons choisi la méthode descendante de vraisemblance (voir Annexe 4).

L'item A et E ont été éliminé dans notre modèle (à l'étape 4), puisque les p-value associées sont supérieures à 0,05. A la dernière étape, on a seulement les items retenus pour l'Analyse.

Le test de Wald nous permet d'affirmer que ces coefficients de régression sont significatifs ; Notons que la statistique de Wald est obtenue en divisant le coefficient B par son erreur standard, et en mettant la valeur obtenue au carré. La valeur $Exp(B)$ correspond à l'augmentation des chances d'être dans le groupe cible (voir Annexe 4).

Modèle de régression logistique :

Tableau 49 : Régression logistique binaire

Récapitulatif des modèles			
Etape	-2log-vraisemblance	R-deux de Cox & Snell	R-deux de Nagelkerke
1	2527,030	0,313	0,420
2	2527,749	0,313	0,420
3	2528,516	0,313	0,420
4	2529,941	0,312	0,419

Source : Fait par les auteurs à partir de SPSS

Les deux pseudo R^2 nous permettent d'expliquer le pourcentage de la variable dépendante binaire (Bon_Lecteur) qui est expliqué par les variables retenues. Le Nagelkerke est une version ajustée du Cox & Snell et est donc plus près de la réalité. A la première étape, 42% est expliquée par les réponses des élèves aux neuf items entrés.

Ainsi, 41.9% de la variation de la variable « Bon_Lecteur » pourrait être expliquée à la quatrième étape par les variables explicatives.

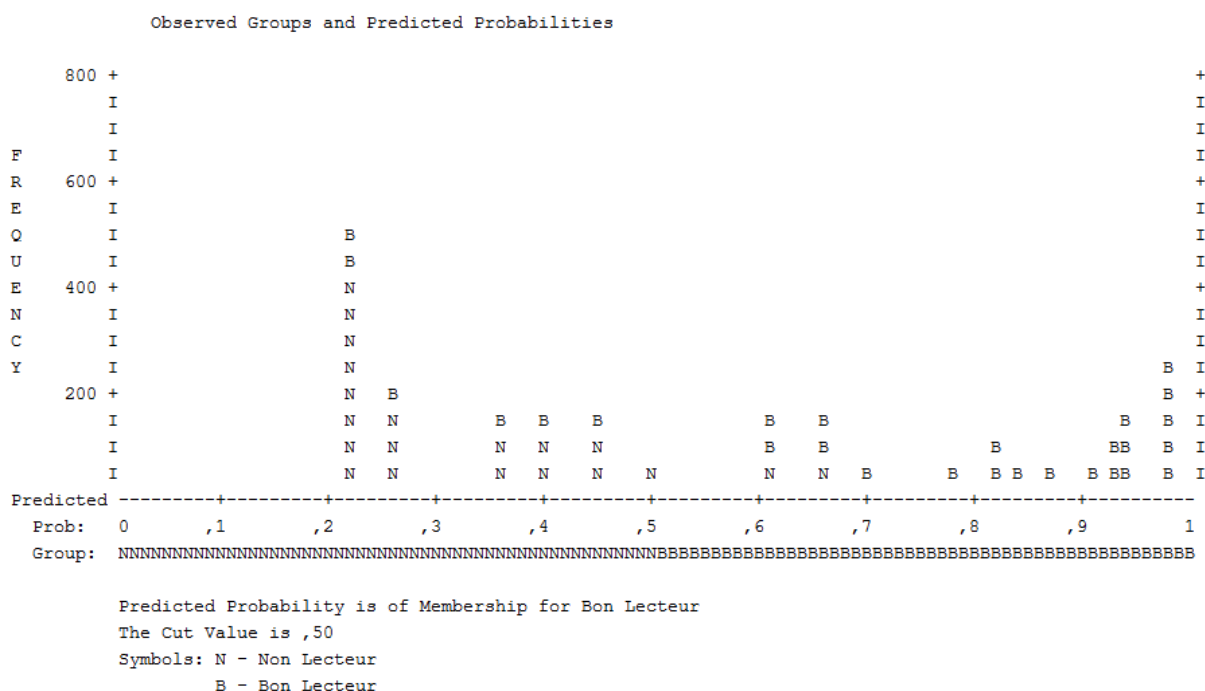
Le tableau de classement montre pour sa part que la prédiction en se basant sur la catégorie la plus fréquente permet de classifier correctement 75,9 % des élèves camerounais, c'est presque la même proportion que celle obtenue par l'ACL.

Tableau 50 : Tableau de classement (Régression logistique)

Observations		Prévisions		
		Bon lecteur		Pourcentage correct
		Non Lecteur	Bon Lecteur	
Bon lecteur	Non Lecteur	870	230	79,1
	Bon Lecteur	383	1064	73,5
Pourcentage global				75,9

Source : Fait par les auteurs à partir de SPSS

Graphique 43 : Classification de la régression logistique



Source : Fait par les auteurs à partir de SPSS

Le graphique suivant nous montre la dispersion des élèves selon leurs appartenances au groupe des bons lecteurs (B) ou au groupe des non lecteurs (N). Le point de coupure qui maximise les chances de classement correct est 0,5. On voit bien que les items choisis permettent de faire une distinction acceptable mais pas parfaite entre les élèves lecteurs et non lecteurs.

III.2 COMPARAISON ENTRE L'APPROCHE ACL ET LA REGRESSION LOGISTIQUE

Comparaison entre la classification issue de l'ACL et les résultats de la régression logistique :

En croisant la classification issue de la régression logistique et celle issue de l'ACL, on trouve que 93% des élèves ont été classés de la même façon par les deux méthodes.

Tableau 51 : Comparaison entre la classification logistique et l'ACL

		Régression logistique	
		Non Lecteur	Bon Lecteur
Classes LCA Lecture	Non Lecteur	1096	17
	Bon Lecteur	162	1278

Source : Fait par les auteurs à partir de SPSS

Seulement 7% des élèves ont été classés différemment par l'ACL et la régression logistique, 6% des élèves ont été considérés non lecteurs par l'ACL alors qu'ils sont classés des lecteurs par la régression logistique.

Ainsi, on présente quelques avantages et inconvénients de la régression logistiques :

Avantages :

- ✓ Permet de traiter les variables explicatives discrètes, qualitatives ou continues
- ✓ Pas d'hypothèse de normalité ni d'homoscédasticité
- ✓ Permet de détecter certains phénomènes non linéaires
- ✓ Modélise directement une probabilité

Inconvénients :

- ✓ Suppose l'existence d'une classification à priori
- ✓ Modélise mais ne permet pas de donner une interprétation de classe
- ✓ Suppose la non-colinéarité des variables explicatives
- ✓ Ne s'applique qu'aux données sans valeurs manquantes
- ✓ Sensible aux individus hors normes.

Notons qu'au cours de ce projet de fin d'études on a essayé l'analyse des données avec d'autres méthodes, à savoir la méthode two-step (voir ANNEXE 4).

On a remarqué que l'ACL est la meilleure moyenne dans le cas où les variables latentes et les indicateurs sont de types qualitatifs (selon la terminologie de BARTHOLOMEW et KNOTT).

IV. ANALYSE DES TRANSITIONS LATENTES POUR LES DONNEES PASEC

IV.1 ANALYSE DES NIVEAUX DE PERFORMANCE EN DÉBUT ET FIN D'ANNÉE

Le PASEC est un test international créé au début des années 1990 et calqués sur les programmes en vigueur à l'époque en Afrique Francophone. La version des tests PASEC utilisée entre 1991 et 2010 repose sur des savoirs très formels et un apprentissage du français très académique. Le test PASEC comporte une majorité d'items d'outils de la langue et peu d'items de lecture, alors que dans les autres programmes internationaux d'évaluations des acquis, le test de langue se réduit à un test de lecture. Les tests PASEC ont été révisés en 2011.

Des analyses des curricula officiels et implantés menées en 2007 montrent que les pratiques en classe des enseignants restent très axées sur les outils de la langue au détriment de la lecture. Les faibles résultats enregistrés en lecture au Cameroun corroborent ces hypothèses, à savoir que la lecture n'est pas autant enseignée autant qu'elle le devrait.

A partir des données PASEC du Cameroun (enquête en 2005/2006), nous allons voir si la structure du test PASEC influe sur la construction des classes où si l'on retrouve des classes similaires à celles trouvées avec le jeu de données issus de l'évaluation nationale, qui comportent une plus grande variété de domaines que le test PASEC. Nous allons aussi comparer les indicateurs utilisés par le PASEC avec les résultats de l'ACL et également mettre en œuvre des modèles d'analyse des transitions latentes. En effet, si les pratiques pédagogiques sont très axées sur les outils de la langue en 5^{ème} année, les élèves n'ayant pas les compétences de base en lecture (ou non lecteurs) risquent peu de progresser en cours d'année scolaire et nous devrions avoir peu de transition d'un statut à un autre.

Comme au Ghana, les élèves du PASEC sont classés en trois catégories selon leur niveau de score moyen :

- Score inférieur à 40 sur 100: n'a pas les compétences minimum
- Score compris entre 40 et 70 : a les compétences minimum mais pas les compétences attendues
- Score supérieur à 70 : a les compétences attendues.

40 sur 100 correspond au score médian des élèves sur plusieurs pays, tandis que 70 est fixé conformément aux objectifs du curricula. Comme pour le Ghana, ces indicateurs ne donnent pas d'indications précises sur les problèmes rencontrés par les élèves, ni sur les moyens d'y remédier. L'analyse des classes latentes fournit-elle des indications plus précises en particulier sur les élèves non lecteurs?

Un des intérêts du PASEC est que les mêmes élèves passent deux fois un test, en début et en fin d'année. Le test comporte dix-huit items communs dits d'ancrage (Tableau 52). L'analyse de la validité du sous test constitué de ces 18 indicateurs (Alpha de Cronbach) montre qu'il est possible de calculer un score identique entre le début et la fin d'année. En effet, les 18 items sont exactement les mêmes et passés aux mêmes élèves et le test est valide en début et fin d'année.

Nous sommes donc dans le cas d'une mesure répétée qui nous permet de mettre en œuvre l'analyse des transitions latentes. Commençons par schématiser l'analyse des transitions par une méthode simple, en prenant les indicateurs utilisés par le PASEC. On note une corrélation proche de 0,9 entre le score calculé sur les 18 items et le score calculé sur l'ensemble des 40 items du test.

Sur la base des 18 items nous calculons le score moyen et séparons les élèves entre trois groupes : Faibles (moins de 40 sur 100), Moyens (entre 40 et 70), Forts (plus de 70).

Le tableau suivant montre les transitions d'un statut à l'autre basé sur ces indicateurs :

Tableau 52 : Analyse des transitions des élèves en se basant sur les scores

NIVEAU INITIAL	NIVEAU FINAL			
	Faible	Moyen	Fort	Total
Faible	42,74	41,23	16,03	100%
Moyen	23,09	54,56	22,36	100%
Fort	11,90	43,25	44,84	100%
Total	29,47	47,59	22,94	100%

Source : Données PASEC Cameroun, enquête 2005/2006.

42,74% des élèves faibles le reste au cours de l'année. Seuls 16,03% des élèves classés comme faibles au départ atteignent le niveau fort en fin d'année. 54,56% des élèves moyens se maintiennent à leur niveau. Seules 22,36% des moyens atteignent le niveau fort. Enfin, 43,25% des élèves forts en début d'année sont classés moyens en fin d'année, ce qui est surprenant car les compétences devraient être acquises et les élèves ne devraient pas régresser en cours d'année. Il peut s'agir de problèmes de mesure ou de problèmes liés aux seuils utilisés pour classer les élèves.

Structure des données :

On dispose d'une base de données PASEC de test de langue et de mathématiques, on va s'intéresser aux données relatives au test de la langue. Les items choisis appartiennent au domaine des outils de la langue et de la lecture.

Tableau 53 : Correspondances items PASEC début et fin d'année (5ème année français)

Itemdébut	Codage LTA	Item Fin	Codage LTA2
D	Item1_T1	A	Item1_T2
J	Item2_T1	E	Item2_T2
U	Item3_T1	H	Item3_T2
AB	Item4_T1	R	Item4_T2
AD	Item5_T1	Z	Item5_T2
AE	Item6_T1	AA	Item6_T2
AF	Item7_T1	AB	Item7_T2
AG	Item8_T1	AC	Item8_T2
AH	Item9_T1	AD	Item9_T2

Source : Données PASEC Cameroun, enquête 2005/2006.

Le nombre d'observations est de 1806 ($N=1806$) ce qui correspond aux élèves ayant passés les tests écrits de langue (PASEC) au début et à la fin de l'année scolaire.

Les données se composent en deux parties :

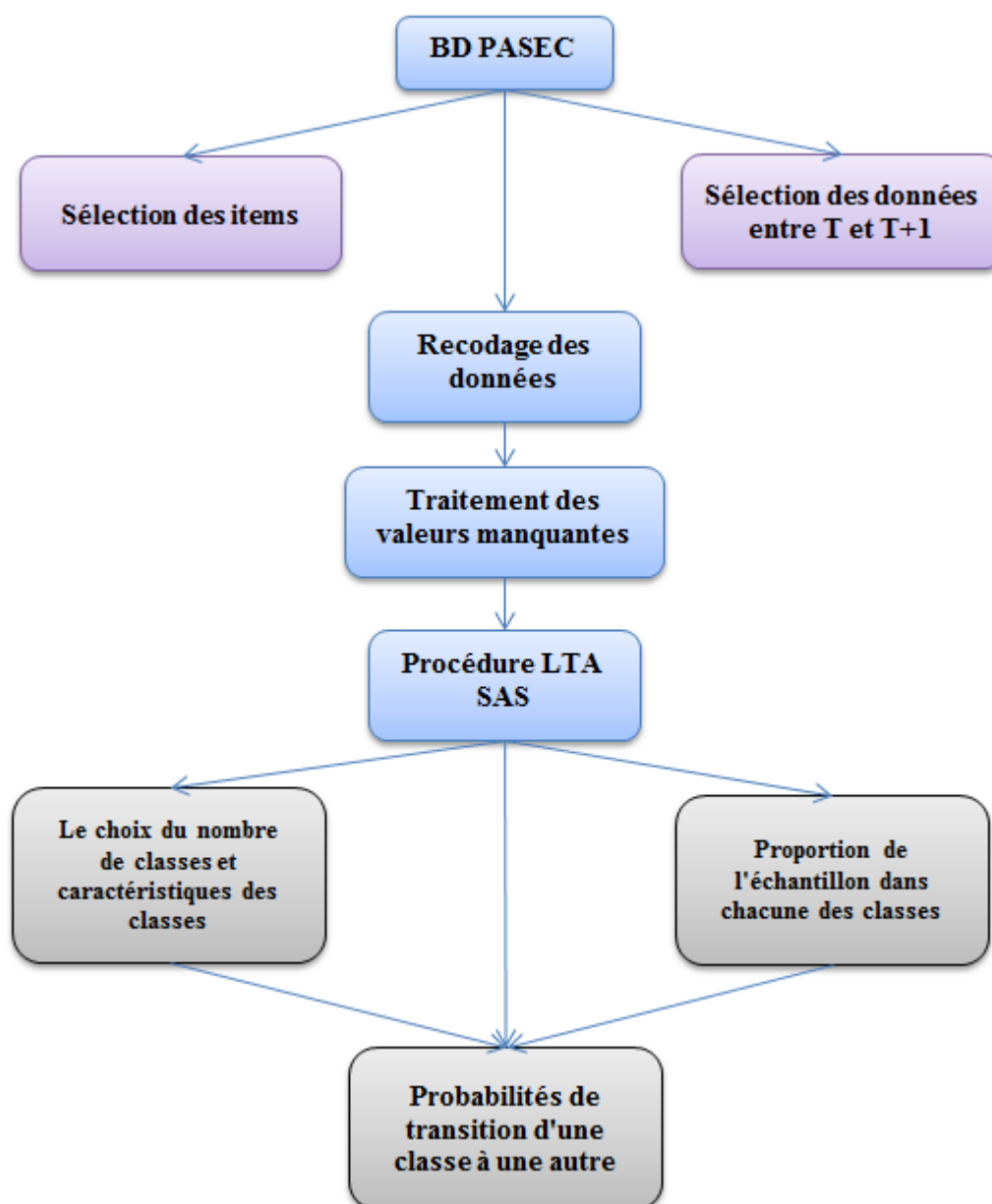
- Données de tests au début de l'année scolaire (T)
- Données de tests à la fin de l'année scolaire (T+1)

IV.2 PRÉSENTATION DE L'ATL

Alors que l'ACL s'intéresse à l'identification de classes homogènes d'élèves dans un contexte transversal, l'analyse de transition latente (ATL) s'intéresse au passage des élèves d'un niveau de compétences à un autre dans un contexte longitudinal, soit entre deux périodes différentes.

Le changement dans le temps peut être estimé par la matrice des probabilités de transitions. Dans ce qui suit, on va présenter la démarche :

Schéma 7 : Procédure ATL appliquée aux données du PASEC



Fait par les auteurs

L'ATL utilise ici les réponses des élèves aux tests de langue au début et à la fin de l'année (RYOO, CHAORONG, & MCCORMICK). On va s'intéresser dans cette partie aux données longitudinales PASEC, cette base de données se compose à la fois, d'un test réalisé au début et à la fin de l'année. L'ATL se base principalement sur l'ACL et les techniques de modélisation de Markov.

Afin d'analyser les transitions des élèves d'une classe à une autre, on va appliquer au début l'ACL pour avoir une idée à priori sur le nombre de classe (Annexe 7).

IV.3 MISE EN ŒUVRE DE L'ATL

Afin d'obtenir un bon modèle qui peut répondre à nos objectifs, on a appliqué l'analyse des transitions latentes (ATL) à trois modèles :

Dans le modèle 1, on a choisi neuf items communs au début et à la fin d'année, notre modèle est ajusté pour cinq classes latentes. Le choix du nombre de classes a été fait sur la base des critères AIC et BIC (Annexe 7), puisque la p-value associée à la statistique G^2 n'a pas été prise en considération vu les grandes valeurs des degrés de liberté.

Le deuxième modèle comporte seulement six items (trois items des outils de la langue et trois items de lecture), le modèle est ajusté à 3 classes latentes (Annexe 7).

Pour le modèle 3, on a choisi seulement les cinq items relatifs au domaine de la lecture, le modèle est ajusté aussi à 3 classes latentes.

Parmi les trois modèles testés, on a adopté celui qui est facilement interprétable. En effet, le troisième modèle qui s'intéresse seulement au domaine de la lecture est le plus adéquat.

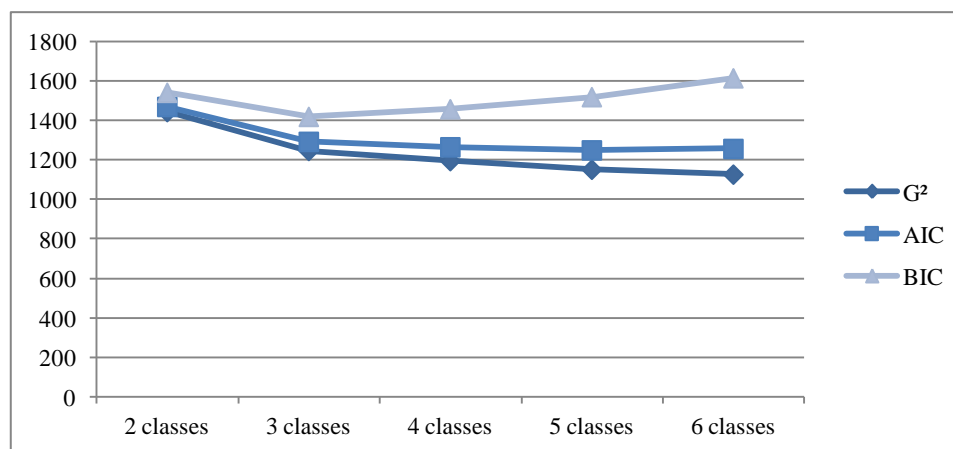
Tableau 54 : Critères de choix du modèle (ATL)

<i>Latent Statut</i>	<i>ddl</i>	<i>G²</i>	<i>AIC</i>	<i>BIC</i>	<i>L</i>
2 classes	1010	1442,77	1468,77	1540,24	-11722
3 classes	1000	1246,04	1292,04	1418,51	-11623
4 classes	988	1194,65	1264,65	1457,09	-11598
5 classes	974	1151	1249	1518,42	-11576
6 classes	958	1126,19	1256,19	1613,59	-11563

Source : Fait par les auteurs à partir de SAS

Le graphe qui suit montre que l'AIC est minimal pour un modèle à cinq classes latentes alors que le BIC atteint son minimum pour un modèle à trois classes, on choisira le modèle avec un plus petit nombre de classes, soit donc un modèle à trois classes.

Graphique 44 : Critères de choix du modèle(ATL)



Source : Fait par les auteurs

IV.4 ANALYSE DES RÉSULTATS DE TRANSITION DES ÉLÈVES

Les probabilités conditionnelles présentées ci-dessous ont la même interprétation que dans le cas de l'ACL, bien qu'on doit avoir normalement des probabilités propres à chaque état (*Time 1 and time 2*), mais on a imposé à ce que ces probabilités soient égales pour faciliter l'interprétation des classes (*equal across in the two times*).

Notons qu'ici, les probabilités conditionnelles montrent qu'il y a une grande homogénéité, et que les classes latentes sont bien séparées.

Tableau 55 : Probabilités conditionnelles de réponses aux items (ATL)

Item-response probabilities			
Status	S 1	S 2	S 3
ITEM 5			
Réussite	0,69	0,66	0,00
Echec	0,31	0,34	1,00
ITEM 6			
Réussite	0,71	0,61	0,00
Echec	0,29	0,39	1,00
ITEM 7			
Réussite	0,62	0,17	0,20
Echec	0,38	0,83	0,80
ITEM 8			
Réussite	0,86	0,47	0,36
Echec	0,14	0,53	0,64
ITEM 9			
Réussite	0,69	0,18	0,21
Echec	0,31	0,82	0,79

Source : Fait par les auteurs à partir de SAS

Classe 1 : Lecteurs

Cette classe représente 31% des élèves au début de l'année scolaire, et 51% à la fin de l'année. Elle se caractérise par des grandes probabilités de réussir toutes les items de la lecture, ce sont les items les plus faciles du test selon l'indice de difficulté (Annexe 7).

Classe 2 : Lecteurs partiels

Ce groupe est de 51% au début et 34% à la fin de l'année scolaire, Les élèves appartenant à cette classe parviennent à répondre seulement aux deux premiers items de la lecture.

Classe 3 : Non lecteurs

Cette classe est nommée « non lecteurs », parce qu'elle incarne les élèves qui non pas pu répondre à aucun items parmi les items. Cette classe représente 17% au test initial et 16% au test final.

Tableau 56 : Prévalences des classes latentes au début et fin de l'année scolaire

Status membership probabilities			
Status	S 1	S 2	S 3
Time 1	0,31	0,51	0,17
Time 2	0,50	0,34	0,16

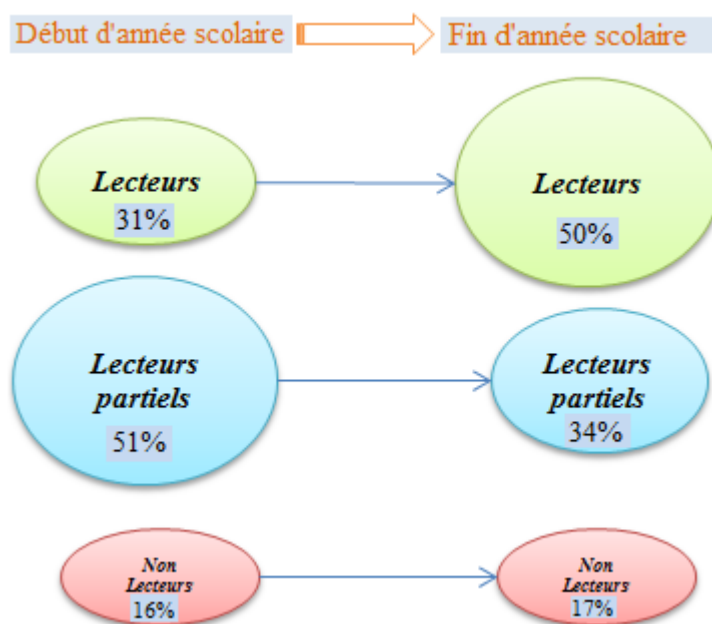
Source : Fait par les auteurs à partir de SAS

On voit bien d'après ce tableau et d'après le graphique ci-dessous qu'il y a un changement des prévalences des classes latentes entre le début et la fin de l'année scolaire.

En effet, on remarque une augmentation de la proportion des élèves lecteurs de 31% au test initial à 50% au test final, une diminution de la proportion des lecteurs partiels de 51% à 34%. En revanche on remarque une stagnation de la proportion des élèves non lecteurs (17% au début et 16% à la fin de l'année).

La conclusion qu'on peut tirer de cette première analyse, c'est que les élèves ayant un niveau moyen en lecteur ont peut-être la possibilité de transiter vers la classe des lecteurs alors que les non lecteurs au début de l'année restent à la même situation à la fin de l'année scolaire. Cela rejoint les conclusions faites par ailleurs, à savoir que la lecture n'est plus enseignée dans les classes en 5^{ème} année et les élèves non lecteurs ne peuvent donc pas progresser.

Schéma 8 : Proportion des classes latentes au début et fin d'année (ATL)



Source : Fait par les auteurs

Analysons maintenant les transitions individuelles des élèves :

Tableau 57 : Matrice des probabilités de transition

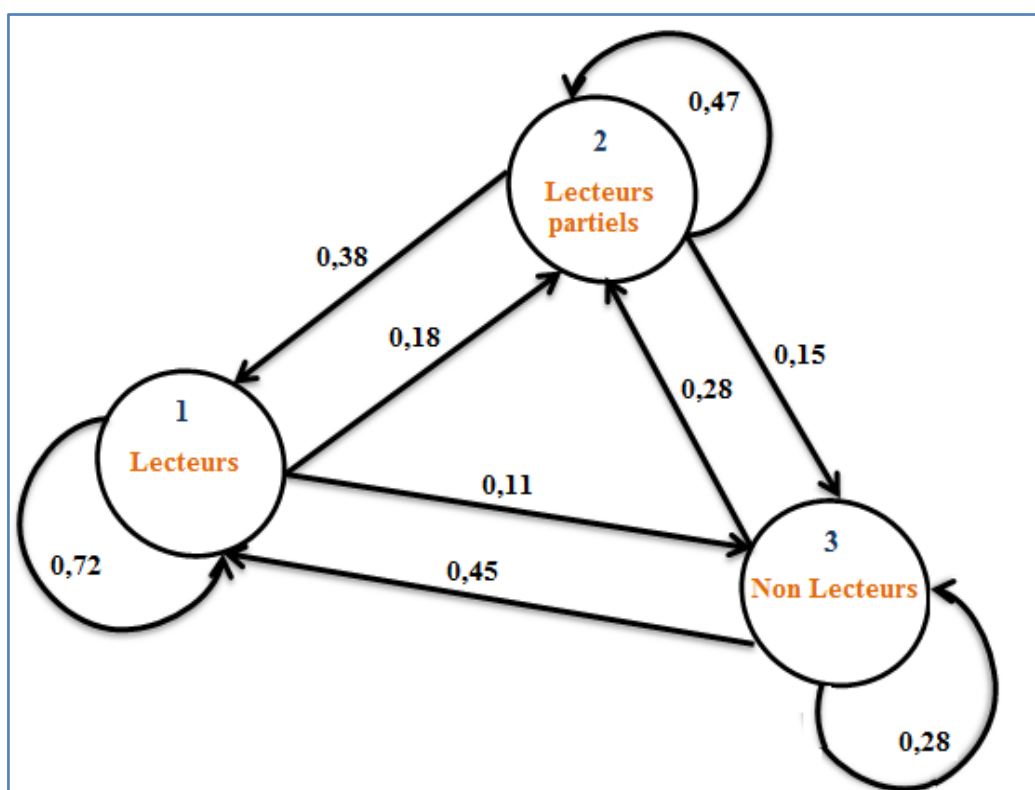
		Matrice de transition		
		Time 2		
		Lecteurs	Lecteurs Partiels	Non Lecteurs
Time 1	Lecteurs	0,72	0,18	0,11
	Lecteurs Partiels	0,38	0,47	0,15
	Non Lecteurs	0,45	0,28	0,28

Source : Fait par les auteurs à partir de SAS

La matrice des probabilités de transition va nous permettre d'analyser la dynamique qui existe entre les classes latentes, et de répondre aux questions suivantes :

- ✓ Est-ce que les élèves non lecteurs au début de l'année restent non lecteurs à la fin de l'année (mêmes élèves) ?
- ✓ À quoi est due l'augmentation de la proportion des élèves lecteurs ?
- ✓ Comment expliquer la diminution de la proportion des lecteurs partiels ?

Graphique 45 : Graphe des probabilités de transition



Source : Fait les auteurs

Les élèves qui appartiennent à la classe des lecteurs au début d'année scolaire ont une grande chance de ne pas changer de statut à la fin d'année avec une probabilité de 0,72, les

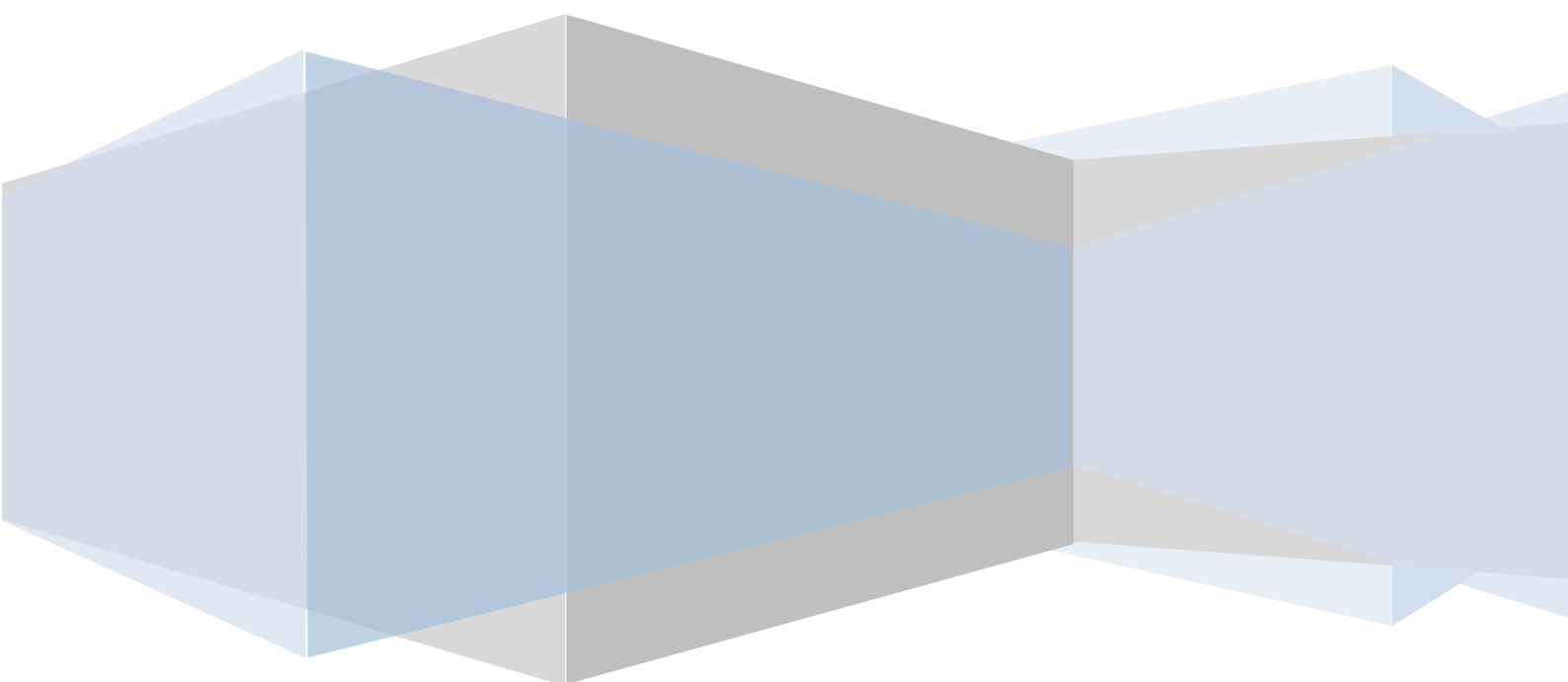
probabilités de transiter vers la classe des lecteurs partiels et vers la classe des non lecteurs sont faibles (0,18 et 0,11 respectivement).

La probabilité de passer d'un statut de non lecteurs vers un statut des lecteurs est de 0,45, et vers un statut des lecteurs partiels est de 0,28, la possibilité de ne pas changer de classes est égal à 0,28.

Il y a presque $\frac{1}{2}$ de chance que les élèves appartenant à la classe des lecteurs partiels ne changent pas de classes, alors que la probabilité de transiter vers une classe des lecteurs est de 0,38.

L'analyse des résultats des transitions latentes montre que peu d'élèves ayant régressé d'un niveau élevé (Lecteurs) vers un niveau lecteurs partiels. On déduit aussi que l'augmentation des élèves lecteurs est due principalement à la transition des élèves non lecteurs puis lecteurs partiels, même si l'enseignement de la lecture n'est pas un objectif du programme à ce niveau.

PARTIE 3 : CONCLUSIONS ET PERSPECTIVES



I. SYNTHÈSE ET BILAN DES RESULTATS : VALEUR AJOUTEE DE L'ACL

L'application de l'ACL pour la classification des élèves en niveau scolaire au Cameroun fonctionne bien. Elle nous a permis de regrouper les élèves selon leurs niveaux de compétences.

Pour tous les modèles testés, l'ACL donne souvent un nombre impair de classes, ce qui remet en cause la règle de compétences acquises et non acquises. En effet, on trouve des classes intermédiaires qui peuvent être expliquées par le fait qu'il existe des élèves ayant un niveau moyen et qui ont acquis partiellement des compétences.

Notons aussi que les classes de langues et de mathématiques construites par l'ACL correspondent aux échelles de compétences faites à priori. L'ACL est donc utilisable pour créer a posteriori des échelles de compétences lorsque celles-ci n'ont pas été formalisées au moment de la création des tests (cas du PASEC notamment).

Au Ghana, la classification ne fonctionne pas bien avec le même nombre d'items qu'au Cameroun. Cela peut être dû à la nature du test (QCM) et au nombre d'observations, on en déduit que (dans notre cas) pour avoir un bon modèle à classes latentes, il faut choisir un nombre maximum d'items respectant la contrainte de N/W.

La classification des élèves de Cameroun montre qu'il existe deux dimensions importantes qui peuvent agir sur l'apprentissage des acquis : la pauvreté et l'analphabétisme des parents. Parmi les cinq classes relevées par l'ACL, quatre classes d'élèves se caractérisent par la pauvreté et la vulnérabilité, ce qui correspond à 80 % des élèves de notre échantillon. Seulement deux classes d'élèves ont des parents alphabétisés.

Ceci peut être nouveau par rapport aux études déjà réalisées. En effet, l'ACL nous a permis de faire ressortir cinq profils d'élèves : élèves issus des ménages pauvres mais alphabétisés, élèves issus de familles vulnérables et alphabétisées, élèves issus de familles vulnérables et analphabètes, élèves issus des ménages moyens et alphabétisés et enfin les élèves issus de familles riches et alphabétisées.

Ainsi, un des objectifs principaux de ce projet de fin d'études est de voir si l'ACL permet de prédire la proportion des bons lecteurs à partir des tests écrits sans avoir recours à des tests oraux, l'ACL a permis de bien classer environ 75% des élèves, alors que 25% des élèves sont mal classés, ce qui peut être expliqué, soit par les erreurs de mesure lors du test à l'oral, soit par la nature des items choisis.

Enfin l'analyse des classes latentes sur les données PASEC collectées au Cameroun en 2006 montre que les élèves non lecteurs en début de 5^{ème} année ont peu de chance de progresser en cours de l'année, ce qui affirme que la lecture est peu enseignée à ce niveau. Ce résultat rejoint les observations réalisées lors de l'évaluation nationale en 2011 où d'importants problèmes de lecture ont été observés chez les élèves et dans la méthodologie d'enseignement.

Tableau 58 : Tableau récapitulatif des résultats

Pays	Jeu de données	Taille de l'échantillon	Nombre d'items	Test	Outils	Modèles testés	Modèle retenus	Nombre de classes	Description des classes (niveau croissant)	Résultats
Cameroun	Evaluation des compétences en langues en maths en 3 ^{ème} année au Ghana (2011)	2553	9	Langues	ACL	27	Modèle 1 "Lecture"	5	Non Lecteurs	43%
									Lecteurs parlés	14%
									Lecteurs créatifs	3%
									Lecteurs ayant besoin d'aide	16%
									Lecteurs continûs	23%
									Grandes difficultés en langue (dans toutes des domaines)	52%
				Maths	ACL	23	Modèle 2 "Langue"	5	Lecteurs avec difficultés dans les domaines des outils et de l'écrit	22%
									Difficultés dans le domaine des outils	3%
									Lecteurs avec difficultés dans le domaine de l'écrit	15%
									Grandes compétences en langue	8%
									Problèmes moyens en langue	26%
									Grandes difficultés en langue	37%
Ghana	Evaluation PASEC du Cameroun (2006)	1806	5	Langues	ACL	3	Modèle 3 "PASEC"	4	Lecteurs avec difficultés dans les domaines des outils de la langue	6%
									Niveau élevé en lecture et outils de la langue	31%
									Niveau très bas	32%
									Niveau bas	28%
									Niveau moyen	15%
									Niveau élevé	23%
				Maths	ACL	23	Modèle 1	5	Niveau très élevé	3%
									Elèves à niveau faible	68%
									Elèves à niveau moyen	27%
									Elèves à niveau élevé	5%
									Non calculateurs	56%
									Calculateurs parlés	27%
Langues	ACL	13	Modèle 2	3	Calculateurs	17%				
					Calculateurs parlés	27%				
					Faible niveau en Langue (Tous des domaines)	64%				
					Niveau moyen en outils de la langue	24%				
					Niveau élevé en langue	12%				
					Niveau faible	56%				
Maths	ACL	10	Modèle 3	3	Niveau moyen	35%				
					Niveau élevé	9%				
					Non Lecteurs (Début d'année-Fin d'année)	17%				
					Lecteurs parlés (Début d'année-Fin d'année)	51%				
					Lecteurs créatifs (Début d'année-Fin d'année)	34%				
					Lecteurs (Début d'année-Fin d'année)	31%				

Source : Fait par les auteurs

II. INTERET ET LIMITES DE L'ACL et de l'ATL

D'après cette étude, on peut conclure que les approches utilisées ont des intérêts mais aussi des limites déjà identifiées dans la littérature. On peut les citer comme suit :

Intérêts :

- L'analyse des classes latentes reste un moyen d'exploration des données très efficace qui donne des résultats fiables par le biais des tests statistiques qu'elle met en place, bénéficiant d'une meilleure gestion de l'interprétation des phénomènes et des faits.
- Applicable dans des domaines vitaux par exemple la psychométrie et la sociologie.
- Facile à mettre en œuvre.
- Permet de générer des classes homogènes.
- Résultats interprétables pour des non statisticiens.
- L'ACL classe les compétences des élèves en niveau de paliers correspondants aux développements cognitifs.
- L'ACL permet la construction d'échelles de compétences sur une base empirique lorsque celle-ci n'a pas été pensée au moment de la construction des outils/tests, ou encore de la mesure des phénomènes complexes qui ne peuvent pas être objectivés par les connaissances théoriques actuelles.
- L'ACL permet de définir des comportements particuliers (faible réussite à des QCM, mais bonne aptitudes à la création), classes de ménages pauvres mais alphabétisés faisant relativement bien réussir leurs enfants. Ces comportements n'étaient pas identifiés dans les études précédentes.
- Permet de classer les élèves avec un faible nombre d'items et donc potentiellement applicable aux différents outils de mesure appartenant à la catégorie des *Screening Instruments*
- Applicable dans le cas où les indicateurs et les variables latentes sont de types qualitatifs.
- Utilisable dans le cas où on veut mesurer un phénomène inobservable.
- Les indicateurs basés sur les scores ne donnent pas d'indications précises sur les problèmes rencontrés par les élèves, ni sur les moyens d'y remédier. Quant à l'analyse des classes latentes, elle fournit des indications plus précises.
- L'ATL permet de caractériser une dynamique, un changement.
- L'ATL permet de savoir si les niveaux des élèves se sont améliorés au cours de l'année scolaire
- L'ATL donne la possibilité de calculer les probabilités qu'un élève passe d'un niveau (classe ou statut) à un autre.

Limites

- Difficulté de décider le nombre de classes, en effet, il faut jouer sur plusieurs critères en même temps pour choisir un modèle qui est bien ajusté aux données.
- Contraintes sur le nombre d'items et de la taille de l'échantillon.
- Peu de documentation sur le sujet.
- Limite au niveau du logiciel utilisé : La procédure dans SAS, ne permet pas d'affecter directement les élèves à des classes.
- Problèmes de convergence de l'Algorithme.
- L'ACL ne fournit pas de mesures de précision (intervalles de confiance) qui doit être obtenue en croisant des mesures
- Lorsque l'échantillon est très grand, la procédure prend beaucoup de temps pour s'exécuter.

III. RECOMMANDATIONS

A partir des résultats obtenus et d'une réflexion propre intégrant les derniers chantiers de la société Varlyproject, nous pouvons formuler un certain nombre de recommandations comme suit :

- ✓ La détermination des élèves en difficulté en lecture peut être effectuée avec un nombre réduit d'items appartenant au domaine de la lecture et sélectionnés de façon à respecter les hypothèses de base de l'ACL, notamment l'indépendance locale.
- ✓ Les résultats de l'ACL vont permettre aux décideurs d'identifier les élèves ayant des besoins précis et développer des approches pédagogiques en fonction de leurs profils afin d'améliorer les compétences et les acquis visés pour un niveau donné.
- ✓ En plus de la qualité de classification, l'ACL permet de spécifier les types des difficultés rencontrées par l'élève, ce qui facilite la détection de la nature des problèmes et d'y remédier en fonction de la classe d'appartenance de l'élève.
- ✓ La réalisation d'un test simple avec moins d'items au début et à la fin d'année et l'utilisation de l'analyse des transitions latentes (ATL) va permettre l'évaluation du progrès des élèves. Ainsi, on va donner la possibilité aux décideurs de quantifier les objectifs d'un programme au cours d'une année scolaire pour chaque niveau, de cibler la catégorie des élèves en grandes difficultés et de voir si les objectifs visés au début ont été atteints.
- ✓ Les causes des difficultés d'apprentissages sont multiples (Retard mental, démotivation, milieu sociale et économique, façon d'apprentissage, ...), ces causes peuvent être non mesurables, la manière d'y remédier nécessite la détermination et la caractérisation des élèves en question, par exemple on peut classer ces élèves selon leurs appartenances à un milieu : favorable à l'éducation, peu favorable ou défavorable. L'outil utilisé dans ce projet de fin d'études permet de résoudre cette problématique grâce à un questionnaire simple avec des questions bien ciblées qui vont être destinées aux élèves ou à leurs parents au début de chaque rentrée scolaire.
- ✓ Application à la construction d'un test de calcul mental.
- ✓ Applicable pour les études sur les ménages, par exemple : la détermination des ménages alphabétisés.
- ✓ Application aux ciblage du programme TAYSSIR et à l'identification des élèves en difficultés.
- ✓ Application à l'identification des enfants à besoin spécifiques (Handicap).

Développement de l'ACL :

Nous pouvons développer ces deux derniers points en tenant compte des travaux récents de la société Varlyproject.

La société est intervenue pour réaliser une enquête auprès de 1500 ménages marocains dans le cadre de l'évaluation du Programme d'Urgence pour l'Union Européenne. L'enquête a été réalisée par quota, ce qui permet d'obtenir dans l'échantillon une variété de situations de scolarisation des enfants. En particulier, les ménages ayant des enfants jamais inscrits à l'école ou déscolarisés ou rescolarisés (avec l'aide du programme Tayssir) ont été inclus. Ces informations sont couplées avec des mesures classiques des conditions de vie des ménages,

niveaux d'instruction etc. Le programme Tayssir est actuellement ciblé au niveau des communes INDH et les subventions octroyées à tous les ménages d'une commune. Dans le cadre de la réflexion en cours sur une plus grande efficacité, nous pouvons suggérer l'utilisation des classes latentes pour déterminer les caractéristiques des ménages susceptibles de prédire des problèmes de scolarisation d'un enfant ou plus dans le ménage. Sur la base de la littérature internationale et propre au Maroc, nous suggérons d'utiliser l'ACL sur les indicateurs suivants (possession de certains biens et accès à des équipements : eau courante, électricité, toilettes, frigo, voiture, type d'habitats, niveau d'instruction de la mère, famille monoparentale, nombre d'enfants dans le ménage, présence d'un enfant à besoins spécifiques) et d'exploiter les résultats de l'enquête ménage (plan d'urgence) pour définir sur une base empirique des critères de ciblage de l'appui social au Maroc.

La société est également employée par l'UNICEF pour conduire une étude sur les enfants non scolarisés à Djibouti dans le cadre d'une initiative OOSCI intégrant des pays africains mais aussi du Moyen Orient et du Maghreb (dont le Maroc). L'étude va s'appuyer sur différentes enquêtes ménages et se focaliser également sur la question du handicap. Nous pensons que l'ACL, peut être appliquée au test de mesure du handicap dit *Screening Instrument* de l'OMS afin de classer les enfants en besoins spécifiques en handicap léger et lourds.

On estime actuellement à un milliard le nombre de personnes souffrant d'Handicaps dans le monde et à 33% la proportion d'enfants non scolarisés dans une situation de handicap. Il n'existe pas actuellement de définition internationale du handicap qui puisse être valable et mesurable dans différents contextes. Nous pensons que l'ACL peut être utilisée pour créer sur une base empirique des échelles de handicap qui puisse être appliquée dans différents situations.

Nous espérons que ce PFE outille la société Varlyproject avec des méthodes qui lui permettront de mener à bien la suite de ses missions tout en apportant toujours plus de valeur ajoutée.

A cette fin nous présentons quelques articles qui détaillent l'utilisation de l'ACL associée aux *Screening Instruments* :

Jenkins discute de la mise au point d'outils universels de détection des problèmes en lecture

<http://www.rtinetwork.org/essential/assessment/screening/readingproblems>

Dix présente des méthodes d'identification des enfants ayant des problèmes de santé mentale

<http://caef.flinders.edu.au/kidsmatter/publications/Dix%20from%20Matthews%202009.pdf>

Kreuter & al discute de l'intérêt des méthodes ACL pour tester la fiabilité des réponses à un sondage

<http://www.statmodel.com/download/JRSSA-kreuter2008>

Seong-A discute de l'intérêt des méthodes ACL pour déterminer le retard de développement.

http://link.springer.com/chapter/10.1007%2F978-3-642-27180-9_16

Geary & al propose un outil de prédiction des aptitudes en mathématiques basés sur la maîtrise des ensembles de nombre

<http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC2731944/>

Ce dernier article s'insère dans la réflexion sur la construction simple et rapide d'un test de mathématiques qui puisse être utilisé dans différents contextes (*Early Grade Mathematics Achievement, EGMA*). Nous pensons là encore que l'ACL possède un fort potentiel.

Bibliographie

- (2007, Mars). *Le Questionnaire à choix multiple*. Revue, FACULTÉ UNIVERSITAIRES NOTRE-DAME DE LA PAIX, RESEAU.
- (2009). *STRATEGIE NATIONALE DE DEVELOPPEMENT DE LA STATISTIQUE (SNDS)*. Conseil National de la Statistique, Cameroun.
- ESEN, *Évaluation des acquis des élèves*. (2013). Consulté le 02 20, 2013, sur ESEN: <http://www.esen.education.fr/fr/ressources-par-theme/evaluation/evaluation-des-acquis-des-eleves/>
- AITKIN, M., ANDERSON, D., & HINDE, J. (1981). Statistical Modelling of Data on Teaching Styles . *Journal of the Royal Statistical Society*, 419-461.
- AKAIKE, H. (1987). Factor analysis and AIC. *PSYCHOMETRIKA*, 317-332.
- ALLAN, L., & MCUTCHEON. (1987). *Latent Class Analysis*. Sage University Paper.
- BAILLARGEON, J. (s.d.). *Logistic regression*. Récupéré sur Université de Québec: http://www.uqtr.ca/cours/srp-6018/periode12/cours12_3.htm
- BULIK , M. C., SULLIVAN, F. P., & KENDLER, S. K. (2000). An Empirical Study of the Classification of Eating Disorders. *The American Journal Of PSYCHIATRY*, 157:886-895.
- COLLINS, M. L., & LANZA, T. S. (2010). *Latent class and latent transition analysis, with application in the social, behavioral and health sciences*. New York: Wiley.
- COULANGEON, P., PRUVOST, G., & ROHARIK, I. (2012). *Les idéologies professionnelles : Une analyse en classes latentes des opinions policières sur le rôle de la police*. Ophrys.
- DIX, L. K. (s.d.). Identifying ranges of student mental health using Latent Class Analysis.
- DUCREY, F. (2012, 10 04). *Edumétrie : qualité de la mesure en éducation*. Consulté le 2013, sur IRDP: <http://www.irdp.ch/edumetrie/lexique/independance.htm>
- Edumétrie*. (s.d.). Récupéré sur www.irdp.ch/edumetrie/index.htm
- FISKE, B. E. (2000). *L'évaluation des acquis scolaires*. Paris: UNESCO.
- FOURNIER, M. (2007/2008). *La multicolinéarité, Econométrie 2*.
- HAERTEL, H. E. (1989). Using Restricted Latent Class Models to Map the Skill : Structure of Achievement. *Journal of Educational Measurement* , 301-321.
- HAERTEL, E. (1984). DETECTION OF A SKILL DICHOTOMY USING STANDARDIZED ACHIEVEMENT TEST ITEMS . *JOURNAL OF EDUCATIONAL MEASUREMENT* , 59-72.
- HUANGY, G.-H., & BANDEEN-ROCHE, K. (s.d.). *Building an Identifiable Latent Class Model with Covariate : Effects on Underlying and Measured Variables*. University of Wisconsin, Madison.
- JENKINS, R. J., & Johson, E. (s.d.). Universal Screening for Reading Problems.
- KESSLER, C. R., STEIN, B. M., & BELGLUND, P. (1998). Social Phobia Subtypes in the National Comorbidity Survey. *The American Journal Of PSYCHIATRY*, 155:613-619.
- KESSLER, C. R., STEIN, B. M., & BELGLUND, P. (1998, May 01). *The American Journal Of PSYCHIATRY*. Consulté le 2013, sur psychiatryonline: <http://ajp.psychiatryonline.org/article.aspx?articleID=172824>
- LAFORTUNE. (2009). *Évolution des profils d'état de santé et utilisation des services sociosanitaires chez les personnes âgées*. Montréal.
- LANDSHEERE, G. (1979). *Dictionnaire de l'évaluation et de la recherche en éducation*. Paris: PUF.

- LANGE, J., GEISER, C., WIEDL, K. H., & SCHOTTKE, H. (2012). Psychological Test and Assessment Modeling. *Screening for personality disorders: A new questionnaire and its validation using Latent Class Analysis*, 54, 323-342.
- LANZA, COLLINS, DAVID, R., LEMMON, & JOSEPH, L. S. (2007). *PROC LCA: A SAS Procedure for Latent Class Analysis*. Consulté le 2013, sur ncbi: <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC2785099/>
- LANZA, S., LANZA, C., BRAY, B., COFFMAN, D., & DZIAK, J. (2012). *Latent Class Analysis (LCA)*. Consulté le 02 10, 2013, sur Tht Methodology center: <http://methodology.psu.edu/ra/lca>
- LANZA, T., & RHADES, B. (2010). *Latent class analysis: An alternative perspective on subgroup analysis in prevention and treatment*. New York: Prevention Science.
- LAUDY, O., & HOIJTINK, H. (2005). Applications of Conformatory Latent Class Analysis in Developmental Psychology. *European Journal Of Developmental Psychology*, 1-15.
- Local Independence and Latent Class Analysis*. (s.d.). Récupéré sur Rasch: <http://www.rasch.org/rmt/rmt53b.htm>
- MARCOTTE, J., CLOUTIER, R., & FORTIN, L. (2007). *Portrait personnel, familial et scolaire des jeunes adultes émergents (16-24 ans) accédant aux secteurs adultes du secondaire : identification des facteurs associés à la persévérance et à l'abandon au sein de ces milieux scolaires*. Trois-Rivières.
- NAYO, A., & AMAVI, K. (2006). *L'APPLICATION DE LA THEORIE DES REPONSES AUX ITEMS DANS LA COMPARAISON DES RESULTATS AUX TESTS D'ACQUISITION : CAS DES EVALUATIONS PASEC DE LA GUINEE EN 1999 ET 2004*.
- RYOO, J. H., CHAORONG, W., & MCCORMICK, C. (s.d.). *Characterizing Changing Classifications: Practical Illustrations of Latent Transition Analysis (LTA)*.
- SAPORTA, G. (s.d.). *Classe Latente*. Consulté le 02 05, 2013, sur Cedric: <http://cedric.cnam.fr/~saporta/latentes.pdf>
- SAPORTA, G., LEJEUNE, M., & DROESBEKE, J.-J. (2005). *Modèles statistiques pour données qualitatives*. Ophrys.
- SAS Proc*. (s.d.). Récupéré sur <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC2785099/>
- SIDI, A. A. (2012). *Identification des facteurs Macro et Micro qui influencent la qualité de l'éducation (Structural Equation Modelling, Partial Least Square)*. Rabat.
- STATISTIQUE, I. N. (2012). *TROISIEME EDITION DU TABLEAU DE BORD SOCIAL SUR LA SITUATION DES ENFANTS ET DES FEMMES AU CAMEROUN (TBS 3)*. Cameroun.
- UEBERSAX, J. (2009). *A Practical Guide to Conditional Dependence in Latent Class Models*. Consulté le 2013, sur John-uebersax: <http://www.john-uebersax.com/stat/condep.htm>
- UEBERSAX, J. (2009). *Latent Class Models for the Analysis of Rater or Test Agreement*. Consulté le 2013, sur john-uebersax: <http://www.john-uebersax.com/stat/lcm.htm>
- UEBERSAX, S. J. (s.d.). Analysis of Student Problem Behaviors with Latent Trait, Latent Class, and Related Probit Mixture Models. Dans S. J. UEBERSAX.
- VARLY, P., & MBOLE, E. (2011). *APPUI COURT TERME A L'EVALUATION DES ELEVES*. Cameroun.
- VERMUNT, K. J. (2012). *Statistische software*. Consulté le 2013, sur Tilburguniversity: <http://www.tilburguniversity.edu/nl/over-tilburg-university/schools/socialsciences/organisatie/departementen/mto/onderzoek/software/>
- WILSON, M. (s.d.). *Assessment Tools - PSYCHOMETRIC AND STATISTICAL, TECHNOLOGY BASED*. Récupéré sur <http://education.stateuniversity.com/pages/1772/Assessment-Tools.html>
- YOUNESS, G. (2004). *Contributions à une méthodologie de comparaison de partitions*. Paris.

Index

- ACL, 2, 8, 14, 17, 20, 21, 22, 24, 25, 34, 36, 42, 46, 47, 48, 55, 62, 64, 65, 67, 69, 70, 71, 72, 73, 74, 75, 79, 80, 91, 92, 93, 94, 95, 98, 100, 103, 104, 106, 109, 110, 111, 113, 115, 116, 118, 123, 125
 AIC, 8, 43, 44, 45, 46, 47, 57, 58, 59, 61, 80, 82, 83, 101, 103, 106, 107, 117, 139, 148, 150
 Algorithme, 20, 40, 80
 analyse, 2, 14, 15, 17, 18, 20, 22, 23, 24, 25, 26, 27, 28, 29, 32, 33, 45, 46, 54, 55, 57, 61, 67, 70, 74, 113, 114, 115, 117, 125
 Application, 25, 55, 58, 79, 81, 83, 92, 100, 106
 ATL, 2, 8, 115, 116, 117, 118, 119, 125, 148, 149
 BIC, 43, 44, 45, 46, 47, 57, 58, 59, 61, 80, 82, 83, 101, 103, 106, 107, 117, 139, 148, 150
 CAIC, 43, 46, 47, 57, 58, 59, 61, 80, 82, 83, 101, 103, 106, 107, 139
 Cameroun, 2, 8, 14, 17, 18, 46, 49, 50, 52, 53, 54, 73, 77, 98, 102, 103, 109, 113, 114, 123
 choix, 27, 43, 44, 45, 55, 57, 58, 59, 61, 80, 81, 82, 83, 84, 101, 102, 103, 117, 139, 148, 149
 Classe, 22, 23, 24, 35, 63, 64, 65, 66, 68, 69, 70, 71, 72, 76, 84, 85, 86, 87, 88, 89, 93, 94, 95, 96, 118, 142, 143, 145, 147
 Classification, 23, 46, 73, 74, 93
 critères, 40, 43, 44, 45, 46, 47, 57, 58, 59, 61, 80, 82, 83, 94, 101, 103, 117, 139, 148, 149
 données, 14, 15, 17, 21, 24, 25, 27, 31, 36, 42, 44, 46, 47, 49, 53, 54, 61, 70, 75, 98, 100, 103, 109, 112, 113, 114, 115, 116
 échantillon, 2, 18, 22, 23, 24, 25, 26, 30, 40, 42, 45, 46, 49, 65, 69, 72, 85, 87, 88, 89, 95, 123
 Echec, 35, 63, 68, 71, 84, 85, 87, 89, 118, 142, 144, 145, 147, 148
 élèves, 2, 8, 14, 17, 18, 21, 24, 25, 26, 46, 47, 49, 52, 53, 54, 55, 57, 61, 63, 64, 65, 66, 67, 68, 69, 70, 72, 73, 74, 75, 76, 77, 78, 79, 85, 86, 87, 88, 89, 91, 92, 94, 95, 96, 98, 100, 103, 104, 109, 110, 111, 113, 114, 115, 116, 118, 119, 120, 123, 125
 Ghana, 2, 3, 14, 17, 18, 46, 98, 99, 100, 103, 104, 113, 123
 homogénéité, 28, 37, 38, 45, 118
 hypothèse, 36, 37, 112
 indépendance locale, 36
 indice de difficulté, 59, 118
 Item, 54, 56, 58, 60, 61, 81, 83, 101, 114, 118, 133, 134, 135
 langues, 17, 18, 26, 49, 98, 102, 103, 114, 123
 latentes, 2, 8, 14, 17, 20, 21, 22, 23, 24, 25, 27, 28, 29, 30, 32, 33, 34, 35, 36, 37, 38, 41, 42, 43, 45, 46, 54, 57, 58, 59, 60, 61, 62, 63, 64, 65, 66, 67, 68, 69, 70, 71, 73, 74, 76, 77, 80, 83, 84, 86, 87, 88, 90, 91, 93, 94, 101, 102, 103, 104, 113, 114, 117, 118, 119, 120, 123, 125, 142, 143, 145, 147
 Lecteurs, 65, 66, 69, 72, 118, 120
 Lecture, 55, 56, 58, 60, 64, 69, 75, 76, 100, 101, 111, 134
 Log-vraisemblance, 58, 60, 84
 mathématique, 17, 35, 50, 79, 81, 84, 86, 88, 93
 mathématiques, 17, 35, 49, 50, 53, 55, 79, 86, 91, 92, 99, 114
 modèle, 20, 27, 36, 38, 39, 40, 41, 42, 43, 44, 45, 46, 47, 55, 56, 57, 58, 59, 60, 61, 62, 63, 64, 65, 67, 68, 71, 73, 74, 75, 76, 79, 80, 81, 82, 83, 84, 86, 87, 91, 94, 100, 101, 102, 103, 104, 109, 117, 123, 139, 140, 148, 149
 paramètre, 29, 43, 44, 46
 PASEC, 2, 3, 8, 15, 18, 26, 49, 55, 60, 61, 71, 72, 113, 114, 115, 116, 150, 151
 prévalence, 22, 29, 32, 33, 42, 46, 63, 68, 71, 84, 87, 89, 93
 probabilités, 32, 33, 37, 38, 39, 40, 42, 43, 46,

INDEX

- 47, 62, 64, 65, 66, 70,
73, 76, 84, 86, 87, 88,
90, 94, 95, 104, 115,
118, 120, 121, 125
- rapport, 17, 30, 32, 33,
37, 41, 44, 46, 56, 57,
59, 95, 96, 109, 123
- réponses, 18, 26, 28, 30,
31, 36, 41, 42, 53, 54,
55, 63, 66, 68, 70, 71,
73, 84, 86, 87, 88, 90,
93, 94, 98, 104, 109,
110, 116, 118
- Réussite, 35, 36, 63, 68,
71, 84, 85, 87, 89, 118,
142, 144, 145, 147, 148
- SAS, 14, 46, 57, 59, 61,
62
- Scores, 64
- séparation, 37, 38, 45, 67
- statistique, 15, 17, 24, 25,
36, 39, 41, 42, 43, 44,
45, 47, 55, 57, 59, 83,
101, 102, 103, 104, 109,
117
- test, 2, 18, 25, 26, 29, 42,
46, 49, 50, 52, 53, 54,
55, 62, 64, 65, 66, 70,
72, 73, 74, 79, 80, 81,
86, 88, 89, 91, 92, 93,
95, 98, 99, 100, 103,
104, 106, 107, 109, 113,
114, 116, 118, 119, 123
- TRANSITIONS, 113
- VARLYPROJECT, 15,
16

Annexes:

ANNEXE 1 : Corrélation

Tableau 59 : Table de corrélation des items (Modèle 1 – Langue, Cas du Cameroun)

	Item 1 de Langue	Item 2 de Langue	Item 3 de Langue	Item 4 de Langue	Item 5 de Langue	Item 6 de Langue	Item 7 de Langue	Item 8 de Langue	Item 9 de Langue
Item 1 de Langue	1,000	,330	,352	,293	,151	-,028	,367	,295	,383
Item 2 de Langue	,330	1,000	,329	,293	,169	,030	,299	,232	,283
Item 3 de Langue	,352	,329	1,000	,514	,175	-,028	,436	,333	,417
Item 4 de Langue	,293	,293	,514	1,000	,216	,041	,375	,293	,374
Item 5 de Langue	,151	,169	,175	,216	1,000	,033	,189	,140	,197
Item 6 de Langue	-,028	,030	-,028	,041	,033	1,000	-,010	-,011	,001
Item 7 de Langue	,367	,299	,436	,375	,189	-,010	1,000	,565	,484
Item 8 de Langue	,295	,232	,333	,293	,140	-,011	,565	1,000	,431
Item 9 de Langue	,383	,283	,417	,374	,197	,001	,484	,431	1,000

Source : Fait par les auteurs

Tableau 60 : Table de corrélation des items (Modèle 2 – Langue, Cas du Cameroun)

	Item 1 de Langue	Item 2 de Langue	Item 3 de Langue	Item 19 de Langue	Item 20 de Langue	Item 21 de Langue	Item 37 de Langue	Item 38 de Langue	Item 39 de Langue
Item 1 de Langue	1,000	,330	,352	-,344	-,337	-,291	-,243	-,231	-,184
Item 2 de Langue	,330	1,000	,329	-,268	-,222	-,201	-,177	-,160	-,119
Item 3 de Langue	,352	,329	1,000	-,422	-,393	-,333	-,261	-,250	-,145
Item 19 de Langue	-,344	-,268	-,422	1,000	,599	,556	,362	,373	,236
Item 20 de Langue	-,337	-,222	-,393	,599	1,000	,638	,363	,354	,244
Item 21 de Langue	-,291	-,201	-,333	,556	,638	1,000	,374	,349	,238
Item 37 de Langue	-,243	-,177	-,261	,362	,363	,374	1,000	,770	,524
Item 38 de Langue	-,231	-,160	-,250	,373	,354	,349	,770	1,000	,578
Item 39 de Langue	-,184	-,119	-,145	,236	,244	,238	,524	,578	1,000

Source : Fait par les auteurs

Tableau 61 : Table de corrélation des items (Modèle 3 – Langue, Cas du Cameroun)

Matrice de corrélation							
	Item 1 de Langue	Item 2 de Langue	Item 14 de Langue	Item 15 de Langue	Item 16 de Langue	Item 17 de Langue	Item 18 de Langue
Item 1 de Langue	1,000	,330	-,268	-,261	-,204	-,159	-,248
Item 2 de Langue	,330	1,000	-,204	-,213	-,158	-,150	-,148
Item 14 de Langue	-,268	-,204	1,000	,283	,252	,210	,267
Item 15 de Langue	-,261	-,213	,283	1,000	,362	,260	,276
Item 16 de Langue	-,204	-,158	,252	,362	1,000	,231	,232
Item 17 de Langue	-,159	-,150	,210	,260	,231	1,000	,204
Item 18 de Langue	-,248	-,148	,267	,276	,232	,204	1,000

Source : Fait par les auteurs

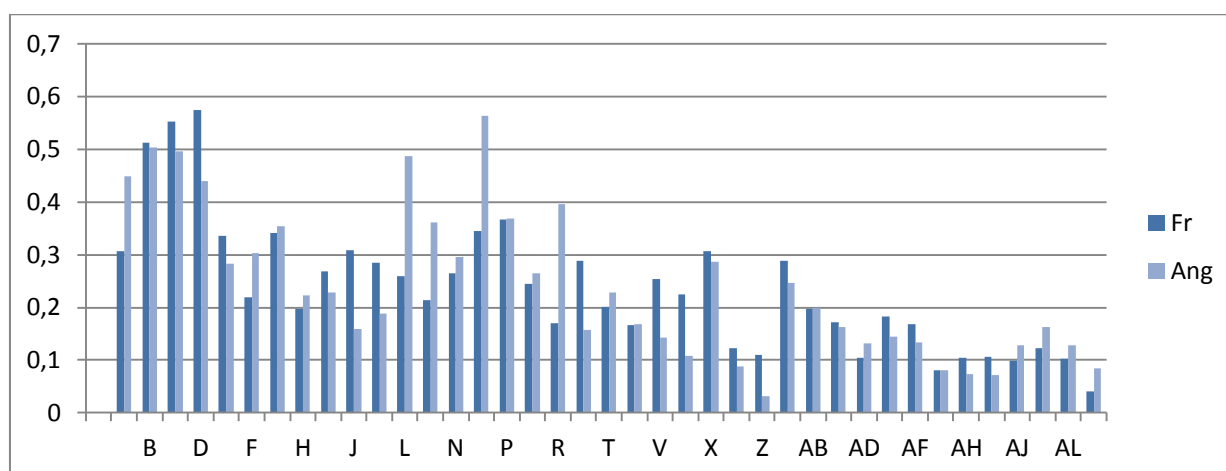
Tableau 62 : Caractéristiques du test de Langue (Cameroun)

Domaine	Niveau taxono.	EX.	Item	Fr	Ang
Lecture	1	1	A	30,7%	44,8%
Lecture	1	1	B	51,3%	50,4%
Lecture	1	2	C	55,2%	49,6%
Lecture	1	2	D	57,5%	44,0%
Lecture	2	3	E	33,6%	28,2%
Lecture	2	3	F	21,9%	30,2%
Lecture	1	4	G	34,2%	35,3%
Lecture	1	4	H	19,7%	22,3%
Lecture	2	5	I	26,9%	22,8%
Lecture	2	6	J	30,9%	15,9%
Lecture	2	5	K	28,5%	18,9%
Outils	1	6	L	26,00%	48,60%
Outils	1	7	M	21,40%	36,10%
Outils	1	8	N	26,50%	29,60%
Outils	1	9	O	34,50%	56,30%
Outils	1	1	P	36,6%	36,8%
Outils	1	11	Q	24,50%	26,40%
Outils	1	12	R	17,00%	39,60%
Outils	2	13	S	28,80%	15,80%
Outils	2	13	T	20,10%	22,80%
Outils	2	13	U	16,70%	16,90%
Outils	2	14	V	25,30%	14,30%

Outils	2	14	W	22,50%	10,80%
Outils	1	15	X	30,60%	28,70%
Outils	1	16	Y	12,20%	8,90%
Outils	1	17	Z	11,00%	3,10%
Outils	2	18	AA	28,90%	24,60%
Ecrits	2	19	AB	19,70%	20,00%
Ecrits	2	19	AC	17,20%	16,30%
Ecrits	2	19	AD	10,50%	13,10%
Ecrits	2	20	AE	18,30%	14,40%
Ecrits	3	20	AF	16,90%	13,30%
Ecrits	2	20	AG	8,10%	8,00%
Ecrits	2	21	AH	10,40%	7,40%
Ecrits	2	21	AI	10,60%	7,20%
Ecrits	3	22	AJ	9,90%	12,80%
Ecrits	3	22	AK	12,20%	16,30%
Ecrits	3	22	AL	10,30%	12,80%
Ecrits	3	22	AM	4,10%	8,50%

Source : APPUI COURT TERME A L'EVALUATION DES ELEVES (VARLY & MBOLE, 2011)

Graphique 46 : Indice de difficulté (test de Math, Cameroun)



Source : Fait par les auteurs

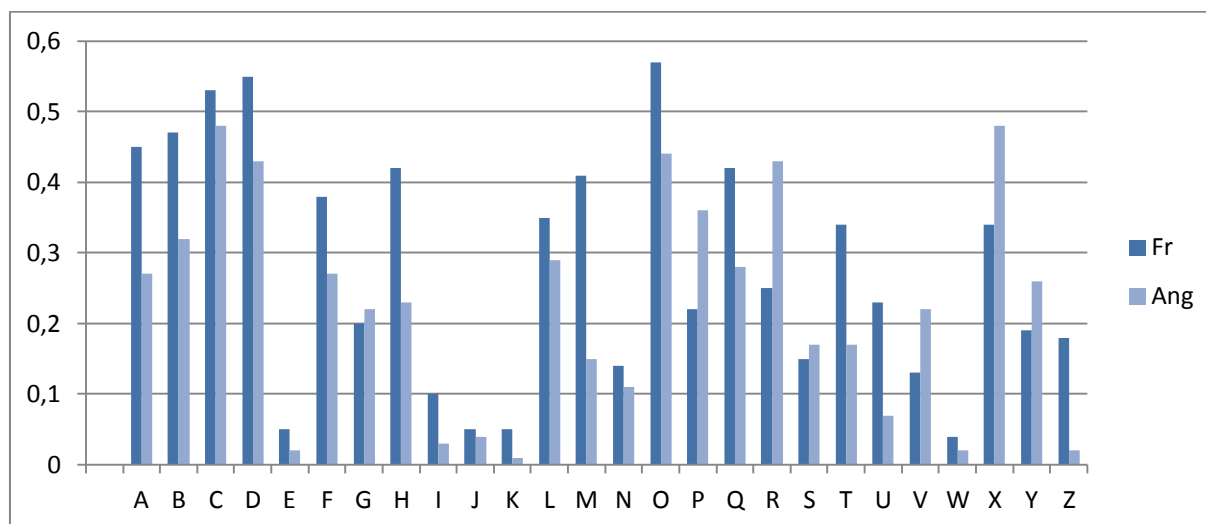
Tableau 63 :Caractéristiques du test de Math (Cameroun)

Domaine	Niveau taxono.	EX.	Item	Fr	Ang
Nombres et op.	1	1	A	45,00%	27,00%
Nombres et op.	1	2	B	47,00%	32,00%
Nombres et op.	1	3	C	53,00%	48,00%
Nombres et op.	1	4	D	55,00%	43,00%
Nombres et op.	2	5	E	5,00%	2,00%

Nombres et op.	2	6	F	38,00%	27,00%
Nombres et op.	1	7	G	20,00%	22,00%
Nombres et op.	1	8	H	42,00%	23,00%
Nombres et op.	2	9	I	10,00%	3,00%
Mes. et Géo	1	10	J	5,00%	4,00%
Mes. et Géo	1	11	K	5,00%	1,00%
Nombres et op.	1	12	L	35,00%	29,00%
Nombres et op.	1	13	M	41,00%	15,00%
Nombres et op.	1	13	N	14,00%	11,00%
Nombres et op.	1	14	O	57,00%	44,00%
Nombres et op.	2	15	P	22,00%	36,00%
Nombres et op.	1	16	Q	42,00%	28,00%
Mes. et Géo	1	17	R	25,00%	43,00%
Mes. et Géo	2	18	S	15,00%	17,00%
Mes. et Géo	2	19	T	34,00%	17,00%
Mes. et Géo	2	20	U	23,00%	7,00%
Nombres et op.	2	21	V	13,00%	22,00%
Mes. et Géo	2	22	W	4,00%	2,00%
Mes. et Géo	2	23	X	34,00%	48,00%
Mes. et Géo	2	23	Y	19,00%	26,00%
Mes. et Géo	3	24	Z	18,00%	2,00%

Source : APPUI COURT TERME A L'ÉVALUATION DES ÉLÈVES (VARLY & MBOLE, 2011)

Graphique 47 : Indice de difficulté (Test de langue, Cameroun)



Source : Fait par les auteurs

ANNEXE 2 : Analyse de la variance :

Effet de la variable ‘publique’ sur les résultats de test écrit de la lecture :

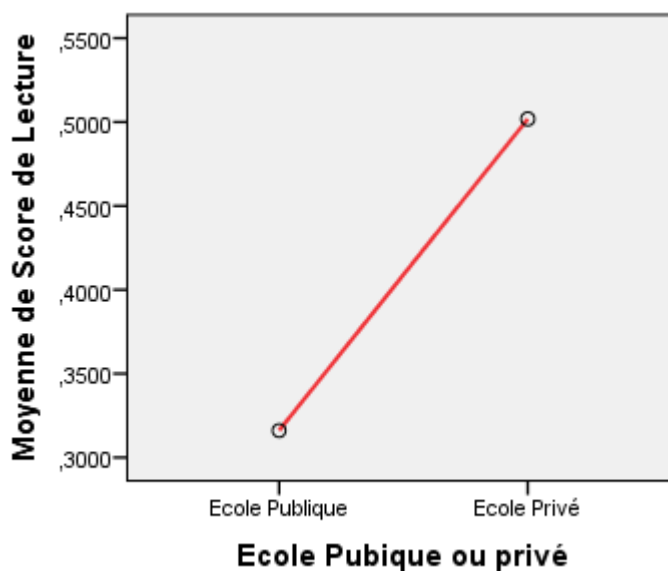
Pour tester l’effet de la variable « publique » sur le score enregistré pour la lecture, on va effectuer une analyse de la variance à un facteur à effet fixe.

Tableau 64 : Comparaison des moyennes des scores dans les écoles publiques et privés

	N	Moyenne	Ecart-type	Erreur standard	Intervalle de confiance à 95% pour la moyenne	
					Borne inférieure	Borne supérieure
Ecole Publique	1963	0,316098	0,2724631	0,0061496	0,304037	0,328158
Ecole Privé	590	0,501864	0,3191881	0,0131408	0,476056	0,527673
Total	2553	0,359029	0,2944859	0,0058283	0,347600	0,370457

Source : Fait par les auteurs

Graphique 48 : Moyenne de scores de Lecture



Source : Fait par les auteurs

L’ANOVA à un facteur nous donne les résultats suivants :

Tableau 65 : Test d'homogénéité des variances

Test d'homogénéité des variances			
Score de Lecture			
Statistique de Levene	ddl1	ddl2	Signification
61,836	1	2551	0,000

Source : Fait par les auteurs

On rejette l'hypothèse d'homogénéité, car la p-value est inférieure à 5 %. On doit donc effectuer la transformation Log-népérien.

Tableau 66 : Test d'homogénéité des variances après transformation Log-népérien

Test d'homogénéité des variances			
LnScore_Lecture			
Statistique de Levene	ddl1	ddl2	Signification
0,223	1	2205	0,637

Source : Fait par les auteurs

La valeur de la p-value est supérieure à 5%, alors on accepte l'hypothèse d'homogénéité.

Pour l'hypothèse de normalité, on note que la taille de notre échantillon est de N=2553, ce qui implique que la variable dépendante est asymptotiquement normale.

D'après la table ANOVA, la p-value est inférieure à 5%, ce qui veut dire que l'hypothèse d'égalité des moyennes est rejetée. Donc le fait qu'un élève soit dans un établissement public ou privé a un effet sur les scores des élèves au test de la lecture.

Tableau 67 : ANOVA à un facteur

ANOVA à 1 facteur					
LnScore_Lecture					
	Somme des carrés	ddl	Moyenne des carrés	F	Sig.
Inter-groupes	65,783	1	65,783	119,031	0,000
Intra-groupes	1218,592	2205	0,553		
Total	1284,375	2206			

Source : Fait par les auteurs

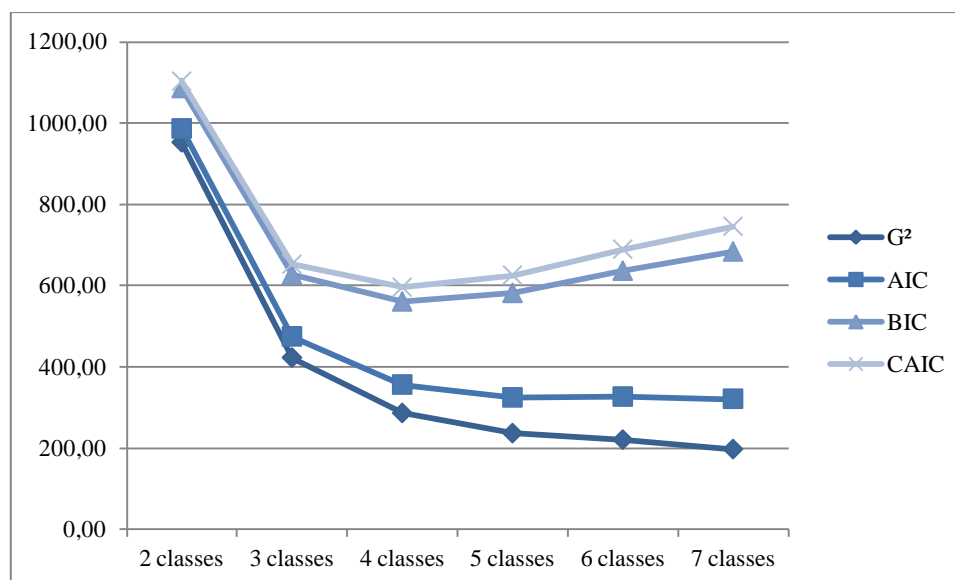
ANNEXE 3 : Analyses des classes latentes (SES)

Tableau 68 : Critères du choix du modèle (SES)

Modèle	<i>ddl</i>	<i>G</i> ²	<i>AIC</i>	<i>BIC</i>	<i>CAIC</i>	<i>Entropie</i>	<i>l</i>	<i>P-value</i>
2 classes	238	951,97	985,97	1085,34	1102,34	0,72	-11105,00	0,0000
3 classes	229	422,18	474,18	626,15	652,15	0,72	-10840,10	0,0000
4 classes	220	285,72	355,72	560,30	595,30	0,74	-10771,87	0,0019
5 classes	211	236,10	324,10	581,28	625,28	0,64	-10747,06	0,1134
6 classes	202	220,09	326,09	635,88	688,88	0,67	-10739,06	0,1821
7 classes	193	196,83	320,83	683,23	745,23	0,69	-10727,43	0,4100

Source : Fait par les auteurs à partir de SAS et LEM

Graphique 49 : Critères du choix du modèle (SES)



Source : Fait par les auteurs

ANNEXE 4 : Régression logistique :

Tableau 69 : Variables dans l'équation (Régression logistique)

		A	E.S.	Wald	ddl	Sig.	Exp(B)
Etape 1 ^a	Lang_A	-,109	,122	,787	1	,375	,897
	Lang_B	,215	,104	4,269	1	,039	1,240
	Lang_C	1,043	,109	91,892	1	,000	2,839
	Lang_D	,664	,107	38,723	1	,000	1,943
	Lang_E	,094	,111	,720	1	,396	1,098
	Lang_F	-,142	,114	1,551	1	,213	,867
	Lang_G	,842	,136	38,321	1	,000	2,321
	Lang_H	1,019	,194	27,530	1	,000	2,770
	Lang_I	1,242	,163	57,899	1	,000	3,463
	Constante	-1,249	,087	207,024	1	,000	,287
Etape 4 ^a	Lang_B	,200	,102	3,839	1	,050	1,221
	Lang_C	1,040	,108	93,310	1	,000	2,830
	Lang_D	,660	,105	39,188	1	,000	1,935
	Lang_G	,835	,135	38,068	1	,000	2,304
	Lang_H	1,010	,194	27,140	1	,000	2,745
	Lang_I	1,223	,161	57,711	1	,000	3,396
	Constante	-1,270	,081	247,695	1	,000	,281

Source : Fait par les auteurs

Tableau 70 : Tests de spécification du modèle

Tests de spécification du modèle				
		Khi-Chi-deux	ddl	Sig.
Etape 1	Etape	956,439	9	,000
	Bloc	956,439	9	,000
	Modèle	956,439	9	,000
Etape 2 ^a	Etape	-,719	1	,397
	Bloc	955,720	8	,000
	Modèle	955,720	8	,000
Etape 3 ^a	Etape	-,767	1	,381
	Bloc	954,954	7	,000
	Modèle	954,954	7	,000
Etape 4 ^a	Etape	-1,425	1	,233
	Bloc	953,529	6	,000

	Modèle	953,529	6	,000
--	--------	---------	---	------

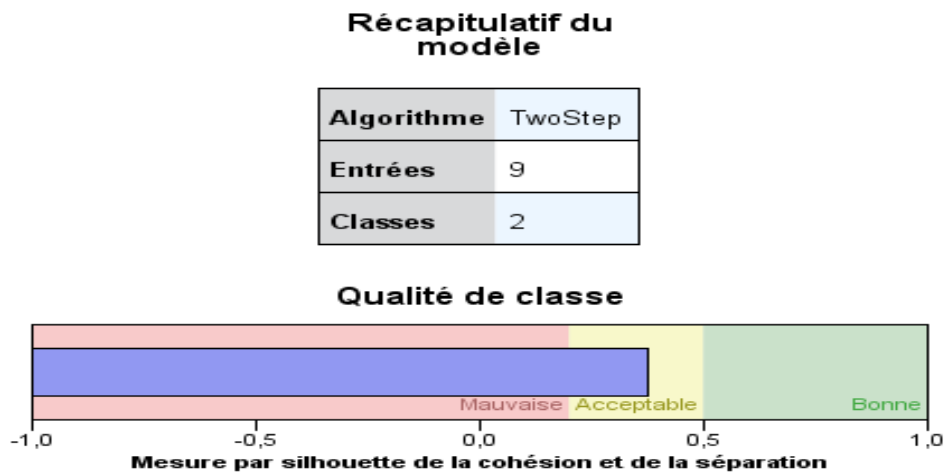
Source : Fait par les auteurs

		Constante	Lang_B	Lang_C	Lang_D	Lang_G	Lang_H	Lang_I
Etape 4	Constante	1,000	-0,375	-0,284	-0,337	-0,098	-0,031	-0,019
	Lang_B	-0,375	1,000	-0,137	-0,103	-0,082	-,0020	-0,057
	Lang_C	-0,284	-0,137	1,000	-0,293	-0,109	-0,016	-0,111
	Lang_D	-0,337	-0,103	-0,293	1,000	-0,055	-0,002	-0,072
	Lang_G	-0,098	-0,082	-0,109	-0,055	1,000	-0,349	-0,130
	Lang_H	-0,031	-0,020	-0,016	-0,002	-0,349	1,000	-0,108
	Lang_I	-0,019	-0,057	-0,111	-0,072	-0,130	-0,108	1,000

Source : Fait par les auteurs à partir de SPSS

ANNEXE 5 : Classification automatique :

Graphique 50 : Mesure par silhouette de la cohésion et de la séparation



Source : Fait par les auteurs

Tableau 71 : Comparaison entre la classification à priori et la classification automatique

		Numéro de classe TwoStep		
		Classe de valeur éloignée	1	2
		N % tableau	N % tableau	N % tableau
Bon lecteur	0	0,0%	38,6%	4,6%

	1	0,0%	23,9%	32,9%
--	---	------	-------	-------

Source : Fait par les auteurs

Tableau 72 : Comparaison entre la classification ACL et la classification automatique

		Numéro de classe TwoStep		
		Classe de valeur éloignée	1	2
		N % tableau	N % tableau	N % tableau
Classes LCA dichotomique Mod1 Lecture	Non Lecteur	0,0%	43,6%	0,0%
	Bon Lecteur	0,0%	19,1%	37,3%

Source : Fait par les auteurs

ANNEXE 6 : Interprétation des modèles de Ghana

Tableau 73 : Probabilités conditionnelles de réponses (Modèle 1 – Langue, cas du Ghana)

	Les classes latentes									
	Classe 1	Classe 2	Classe 3	Classe 4	Classe 5	Classe 6	Classe 7	Classe 8	Classe 9	Classe 10
PCL										
PRI	7%	6%	9%	31%	6%	4%	4%	1%	9%	24%
C31										
Réussite (1)	0,67	0	0,33	0,29	0,94	0,5	0,56	0,38	0,24	0,33
Echec (2)	0,33	1	0,67	0,71	0,06	0,5	0,44	0,62	0,76	0,67
C32										
Réussite (1)	1	0,13	0,29	0,35	0,96	0	0,57	0	0,1	0,25
Echec (2)	0	0,87	0,71	0,65	0,04	1	0,43	1	0,9	0,75
C33										
Réussite (1)	0,74	0,18	0,17	0,34	0,86	0,4	0,52	1	0,01	0,17
Echec (2)	0,26	0,82	0,83	0,66	0,14	0,6	0,48	0	0,99	0,83
C34										
Réussite (1)	0,94	0,14	0,4	0,25	1	0,99	0,33	0,21	0,18	0,23
Echec (2)	0,06	0,86	0,6	0,75	0	0,01	0,67	0,79	0,82	0,77
C35										
Réussite (1)	0,94	0,34	0,85	0,21	1	0,86	0,4	0,25	0,26	0
Echec (2)	0,06	0,66	0,15	0,79	0	0,14	0,6	0,75	0,74	1
C36										
Réussite (1)	0,57	0,15	0,39	0,17	0,93	0,49	0,66	0,56	0,31	0,24
Echec (2)	0,43	0,85	0,61	0,83	0,07	0,51	0,34	0,44	0,69	0,76
C26										
Réussite (1)	0,92	0	0,41	0,65	0,91	0,89	0,85	0	0,73	0,33
Echec (2)	0,08	1	0,59	0,35	0,09	0,11	0,15	1	0,27	0,67
C24										
Réussite (1)	0,74	0,33	0,22	0,52	0,84	0,78	0,83	0,19	0,6	0,21
Echec (2)	0,26	0,67	0,78	0,48	0,16	0,22	0,17	0,81	0,4	0,79
C39										
Réussite (1)	0,61	0,23	0,29	0,23	0,97	0,62	0,69	0,48	0,41	0,25
Echec (2)	0,39	0,77	0,71	0,77	0,03	0,38	0,31	0,52	0,59	0,75

Source : Fait par les auteurs

Tableau 74 : Probabilités conditionnelles de réponses (Modèle 1 – Langue, cas du Ghana)

	Les classes latentes							
	Classe 1	Classe 2	Classe 3	Classe 4	Classe 5	Classe 6	Classe 7	Classe 8
PCL	0,06	0,31	0,17	0,04	0,05	0,04	0,01	0,33
PRI								
C31								
Réussite (1)	0,78	0,23	0,47	0,14	0,91	0,52	0,67	0,3
Echec (2)	0,22	0,77	0,53	0,86	0,09	0,48	0,33	0,7
C32								
Réussite (1)	0,93	0,05	0,48	0,62	1	0,37	0,64	0,36
Echec (2)	0,07	0,95	0,52	0,38	0	0,63	0,36	0,64
C33								
Réussite (1)	0,98	0,2	0,29	0,48	0,88	0,33	0,59	0,23
Echec (2)	0,02	0,8	0,71	0,52	0,12	0,67	0,41	0,77
C22								
Réussite (1)	0,91	0,4	0,86	0,98	0,92	0,75	0,31	0,02
Echec (2)	0,09	0,6	0,14	0,02	0,08	0,25	0,69	0,98
C21								
Réussite (1)	0,4	0,22	0,39	0,09	0,68	0,65	0,17	0,19
Echec (2)	0,6	0,78	0,61	0,91	0,32	0,35	0,83	0,81
C16								
Réussite (1)	0,46	0,23	0,41	0,17	0,78	0,73	0,01	0,25
Echec (2)	0,54	0,77	0,59	0,83	0,22	0,27	0,99	0,75
C39								
Réussite (1)	0,68	0,28	0,4	0,16	0,99	0,88	0,94	0,23
Echec (2)	0,32	0,72	0,6	0,84	0,01	0,12	0,06	0,77
C37								
Réussite (1)	0,46	0,21	0,23	0,36	0,75	0,59	0,66	0,25
Echec (2)	0,54	0,79	0,77	0,64	0,25	0,41	0,34	0,75
C40								
Réussite (1)	0,35	0,31	0,29	0,18	0,82	0,51	0,67	0,21
Echec (2)	0,65	0,69	0,71	0,82	0,18	0,49	0,33	0,79

Source : Fait par les auteurs

Tableau 75 : Probabilités conditionnelles de réponses (Modèle 1 – Math, cas du Ghana)

	Les classes latentes						
	Classe 1	Classe 2	Classe 3	Classe 4	Classe 5	Classe 6	Classe 7
PCL	27%	34%	8%	18%	2%	5%	6%
PRI							
C1							
Réussite (1)	0,56	0,33	1,00	0,93	0,95	0,98	0,83
Echec (2)	0,44	0,67	0,00	0,07	0,05	0,02	0,17
C7							
Réussite (1)	0,43	0,22	0,51	0,84	0,97	0,82	0,00
Echec (2)	0,57	0,78	0,49	0,16	0,03	0,18	1,00
C8							
Réussite (1)	0,34	0,23	0,34	0,62	0,96	0,71	0,00
Echec (2)	0,66	0,77	0,66	0,38	0,04	0,29	1,00
C22							
Réussite (1)	0,21	0,25	0,21	0,25	0,71	1,00	0,28
Echec (2)	0,79	0,75	0,79	0,75	0,29	0,00	0,72
C26							
Réussite (1)	0,32	0,19	0,19	0,55	0,94	1,00	0,46
Echec (2)	0,68	0,81	0,81	0,45	0,06	0,00	0,54
C29							
Réussite (1)	0,35	0,22	0,25	0,51	0,97	0,60	0,41
Echec (2)	0,65	0,78	0,75	0,49	0,03	0,40	0,59
C24							
Réussite (1)	0,31	0,24	0,22	0,65	0,99	0,65	0,45
Echec (2)	0,69	0,76	0,78	0,35	0,01	0,35	0,55
C21							
Réussite (1)	0,37	0,27	0,56	0,66	1,00	0,74	0,64
Echec (2)	0,63	0,73	0,44	0,34	0,00	0,26	0,36
C31							
Réussite (1)	0,25	0,18	0,09	0,17	0,23	0,29	0,20
Echec (2)	0,75	0,82	0,91	0,83	0,77	0,71	0,80

Source : Fait par les auteurs

Tableau 76 : Probabilités conditionnelles de réponses (Modèle 2 – Math, cas du Ghana)

	Les classes latentes								
	Classe 1	Classe 2	Classe 3	Classe 4	Classe 5	Classe 6	Classe 7	Classe 8	Classe 9
PCL	11%	15%	20%	29%	3%	3%	1%	7%	12%
PRI									
C1									
Réussite (1)	0,97	0,27	0,64	0,63	0,97	0,58	0,88	1,00	0,45
Echec (2)	0,03	0,73	0,36	0,37	0,03	0,42	0,12	0,00	0,55
C7									
Réussite (1)	0,89	0,01	0,38	0,46	0,94	0,84	0,32	0,61	0,34
Echec (2)	0,11	0,99	0,62	0,54	0,06	0,16	0,68	0,39	0,66
C26									
Réussite (1)	0,73	0,21	0,33	0,39	0,98	0,21	1,00	0,45	0,00
Echec (2)	0,27	0,79	0,67	0,61	0,02	0,79	0,00	0,55	1,00
C29									
Réussite (1)	0,59	0,24	0,32	0,29	0,85	0,44	0,70	0,51	0,21
Echec (2)	0,41	0,76	0,68	0,71	0,15	0,56	0,30	0,49	0,79
C10									
Réussite (1)	0,72	0,29	0,25	0,25	0,93	0,88	0,22	0,32	0,12
Echec (2)	0,28	0,71	0,75	0,75	0,07	0,12	0,78	0,68	0,88
C24									
Réussite (1)	0,63	0,26	0,03	0,49	0,85	0,33	0,56	0,80	0,22
Echec (2)	0,37	0,74	0,97	0,51	0,15	0,67	0,44	0,20	0,78
C28									
Réussite (1)	0,61	0,28	0,27	0,34	0,85	0,02	1,00	0,12	0,18
Echec (2)	0,39	0,72	0,73	0,66	0,15	0,98	0,00	0,88	0,82
C27									
Réussite (1)	0,47	0,27	0,27	0,35	0,61	0,26	0,60	0,47	0,20
Echec (2)	0,53	0,73	0,73	0,65	0,39	0,74	0,40	0,53	0,80
C40									
Réussite (1)	0,47	0,20	0,17	0,24	1,00	0,24	0,78	0,26	0,23
Echec (2)	0,53	0,80	0,83	0,76	0,00	0,76	0,22	0,74	0,77

Source : Fait par les auteurs

Tableau 77 : Probabilités conditionnelles de réponses (Modèle 3 – Langue, cas du Ghana)

	Les classes latentes		
	Classe 1	Classe 2	Classe 3
PCL	24%	64%	12%
PRI			
C16			
Réussite (1)	0,39	0,24	0,61
Echec (2)	0,61	0,76	0,39
C21			
Réussite (1)	0,35	0,20	0,57
Echec (2)	0,65	0,80	0,43
C22			
Réussite (1)	0,74	0,24	0,90
Echec (2)	0,26	0,76	0,10
C23			
Réussite (1)	0,69	0,27	0,81
Echec (2)	0,31	0,73	0,19
C24			
Réussite (1)	0,70	0,32	0,81
Echec (2)	0,30	0,68	0,19
C29			
Réussite (1)	0,29	0,23	0,58
Echec (2)	0,71	0,77	0,42
C31			
Réussite (1)	0,39	0,27	0,84
Echec (2)	0,61	0,73	0,16
C32			
Réussite (1)	0,38	0,25	0,90
Echec (2)	0,62	0,75	0,10
C33			
Réussite (1)	0,34	0,22	0,81
Echec (2)	0,66	0,78	0,19
C34			
Réussite (1)	0,41	0,23	0,97
Echec (2)	0,59	0,77	0,03
C35			
Réussite (1)	0,41	0,22	0,98
Echec (2)	0,59	0,78	0,02
C36			
Réussite (1)	0,35	0,23	0,80

Echec (2)	0,65	0,77	0,20
C39			
Réussite (1)	0,42	0,25	0,85
Echec (2)	0,58	0,75	0,15
C40			
Réussite (1)	0,32	0,25	0,58
Echec (2)	0,68	0,75	0,42

Source : Fait par les auteurs

Tableau 78 : Probabilités conditionnelles de réponses (Modèle 3 – Math, cas du Ghana)

	Les classes latentes		
	Classe 1	Classe 2	Classe 3
PCL	35%	56%	9%
PRI			
C1			
Réussite (1)	0,91	0,40	0,98
Echec (2)	0,09	0,60	0,02
C2			
Réussite (1)	0,39	0,23	0,80
Echec (2)	0,61	0,77	0,20
C3			
Réussite (1)	0,43	0,25	0,82
Echec (2)	0,57	0,75	0,18
C4			
Réussite (1)	0,69	0,28	0,87
Echec (2)	0,31	0,72	0,13
C12			
Réussite (1)	0,59	0,29	0,62
Echec (2)	0,41	0,71	0,38
C13			
Réussite (1)	0,69	0,30	0,88
Echec (2)	0,31	0,70	0,12
C27			
Réussite (1)	0,38	0,27	0,53
Echec (2)	0,62	0,73	0,47
C28			
Réussite (1)	0,33	0,26	0,77
Echec (2)	0,67	0,74	0,23
C11			
Réussite (1)	0,44	0,25	0,73

Echec (2)	0,56	0,75	0,27
C16			
Réussite (1)	0,49	0,29	0,74
Echec (2)	0,51	0,71	0,26
C35			
Réussite (1)	0,57	0,32	0,90
Echec (2)	0,43	0,68	0,10
C39			
Réussite (1)	0,29	0,24	0,77
Echec (2)	0,71	0,76	0,23
C37			
Réussite (1)	0,25	0,23	0,74
Echec (2)	0,75	0,77	0,26
C38			
Réussite (1)	0,21	0,24	0,30
Echec (2)	0,79	0,76	0,70

Source : Fait par les auteurs

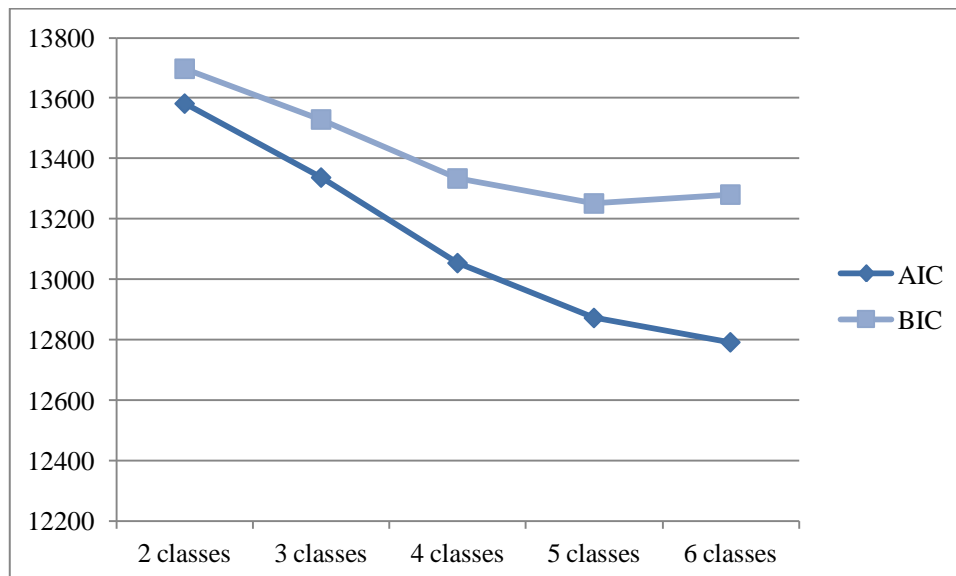
ANNEXE 7 :Analyse des transitions latentes (ATL)

Tableau 79 : Critères du choix du modèle 1 ATL avec 9 items

Latent Statut	<i>ddl</i>	G^2	<i>AIC</i>	<i>BIC</i>	<i>L</i>
2 classes	262122	13540,2	13582,2	13697,7	-20141
3 classes	262108	13267,3	13337,3	13529,7	-20005
4 classes	2620092	12951,9	13053,9	13334,3	-19847
5 classes	262074	12734,1	12872,1	13251,4	-19738
6 classes	2620054	12613,5	12791,5	13280,9	-19678

Source : Fait par les auteurs

Graphique 51 : Critères du choix du modèle 1 ATL avec 9 items



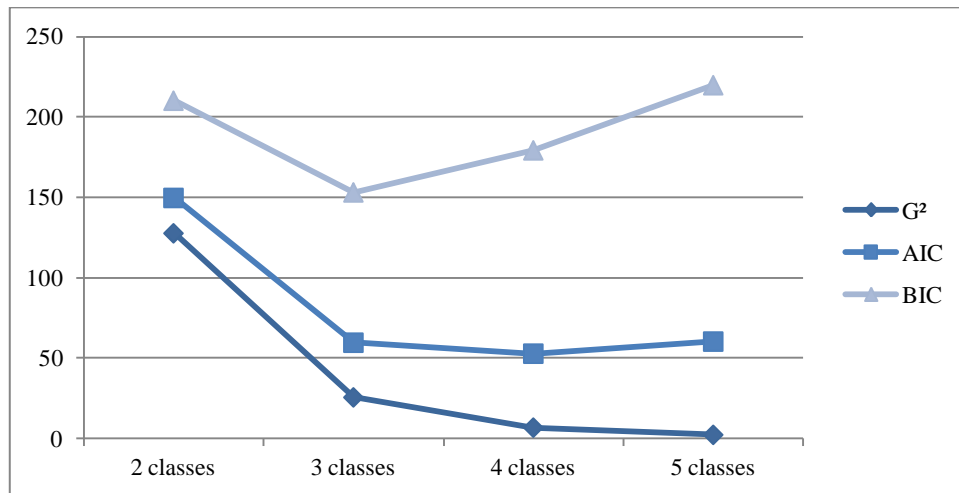
Source : Fait par les auteurs

Tableau 80 : Modèle ACL (pour les 5 items de l'ATL)

<i>Latent Statut</i>	<i>ddl</i>	G^2	<i>AIC</i>	<i>BIC</i>	<i>L</i>	<i>P-value</i>
2 classes	20	127,71	149,71	210,19	-5858,52	0,0000
3 classes	14	25,68	59,68	153,15	-5807,5	0,0300
4 classes	8	6,86	52,86	179,32	-598,09	0,5518
5 classes	2	2,37	60,37	219,82	-5795,85	0,3057
6 classes	<i>Non identifié</i>					

Source : Fait par les auteurs

Graphique 52 : Critères du choix du modèle 1 ATL avec 9 items



Source : Fait par les auteurs

Résultats (début d'année scolaire) :

Le Système SAS
ACL pour la préparation de LTA début
Parameter Estimates

Gamma estimates (class membership probabilities):

Class:	1	2	3	4
	0.2112	0.1779	0.4565	0.1545

Rho estimates (item response probabilities):

Response category 1:

Class:	1	2	3	4
Item5_INIT :	0.8568	0.1368	0.7944	0.0000
Item6_INIT :	0.7195	0.4368	0.6166	0.0916
Item7_INIT :	0.6621	0.4925	0.1830	0.0995
Item8_INIT :	0.8738	0.7051	0.4779	0.2435
Item9_INIT :	0.8498	0.3363	0.1761	0.1543

Response category 2:

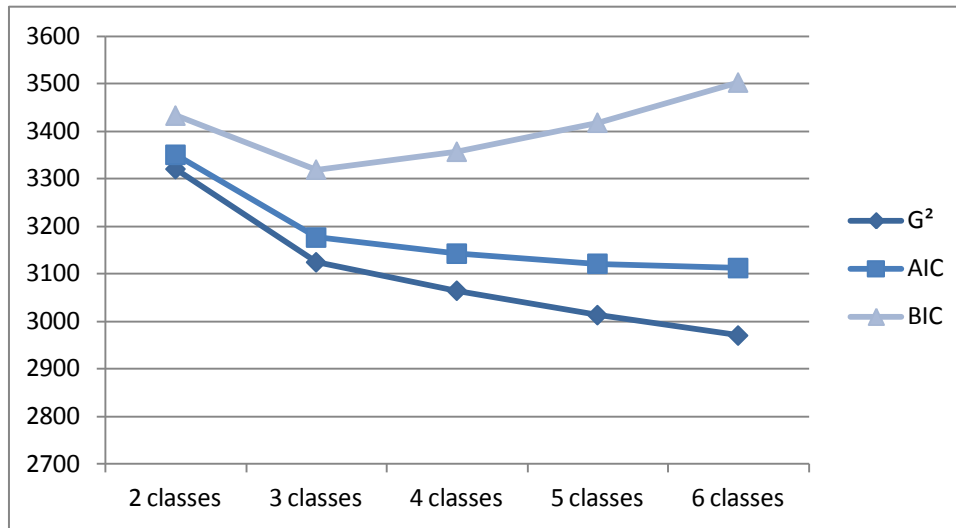
Class:	1	2	3	4
Item5_INIT :	0.1432	0.8632	0.2056	1.0000
Item6_INIT :	0.2805	0.5632	0.3834	0.9084
Item7_INIT :	0.3379	0.5075	0.8170	0.9005
Item8_INIT :	0.1262	0.2949	0.5221	0.7565
Item9_INIT :	0.1502	0.6637	0.8239	0.8457

Tableau 81 : Modèle 2 LTA PASEC avec 6 items (3 par domaine)

Latent Statut	ddl	G ²	AIC	BIC	L
2 classes	4080	3320,59	3350,59	3433,06	-13813
3 classes	4069	3124,44	3176,44	3319,39	-13716
4 classes	4056	3064,57	3142,57	3357,01	-13686
5 classes	4041	3013,23	3121,23	3418,14	-13660
6 classes	4024	2970,26	3112,26	3502,64	-13638

Source : Fait par les auteurs

Graphique 53 : Modèle 2 LTA PASEC avec 6 items (3 par domaine)



Source : Fait par les auteurs

Texte (Test au Cameroun) :

C'est un jour de fête. La coupe du Cameroun de football a opposé l'an passé, le Canon de Yaoundé à l'Union Sportive de Douala au stade Omnisport Amadou Ahidjo de Yaoundé. Ce match a été qualifié de choc par les journalistes et par l'homme de la rue. Ça et là, fusaient des commentaires et des éclats de voix. Parfois, on en venait même aux mains. Pour certains, Canon avait toutes les chances de gagner. Pour d'autres, l'Union sportive de Douala allait s'imposer. Le jour du match, Yaoundé a vu sa population doublée, ses rues et carrefours parés de drapeaux]. De tous les coins du pays sortaient des camions, des taxis et des cars de brousse pleins à craquer. Ils ne cessaient de déverser au stade des jeunes, des hommes et des femmes fanatiques et agités. L'Union Sportive de Douala est arrivée sous escorte. C'est la seule compétition nationale qui se joue en présence du chef de l'Etat.

Probabilité conditionnelles (Modèle par groupement) :

Gamma estimates (class membership probabilities):

Class:	1	2	3	4	5
Group 1:	0.1427	0.1763	0.0464	0.1407	0.4939
Group 2:	0.2459	0.3872	0.0623	0.1592	0.1454

Rho estimates (item response probabilities):

Group 1:

Response category	1	2	3	4	5
Class:	1	2	3	4	5
Lang_A	0.6740	0.6929	0.1863	0.0084	0.1269
Lang_B	0.8046	0.7854	0.4523	0.4274	0.2842
Lang_C	0.8973	0.9678	0.3161	0.6478	0.1763
Lang_D	0.8061	0.9619	0.0652	0.9949	0.1594
Lang_E	0.3378	0.5485	0.1892	0.4000	0.1968
Lang_F	0.1560	0.2074	0.2507	0.3490	0.2138
Lang_G	0.2799	0.9790	0.7742	0.1949	0.0417
Lang_H	0.0709	0.6123	0.6136	0.0485	0.0000
Lang_I	0.3320	0.6910	0.1755	0.0883	0.0252

Response category 2:

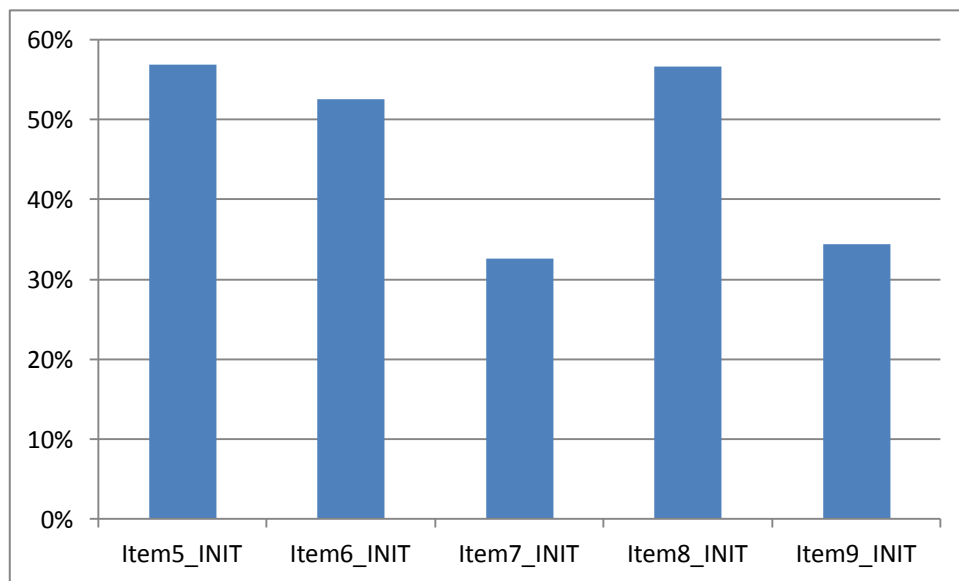
Response category	1	2	3	4	5
Class:	1	2	3	4	5
Lang_A	0.3260	0.3071	0.8137	0.9916	0.8731
Lang_B	0.1954	0.2146	0.5477	0.5726	0.7158
Lang_C	0.1027	0.0322	0.6839	0.3522	0.8237
Lang_D	0.1939	0.0381	0.9348	0.0051	0.8406
Lang_E	0.6622	0.4515	0.8108	0.6000	0.8032
Lang_F	0.8440	0.7926	0.7493	0.6510	0.7862
Lang_G	0.7201	0.0210	0.2258	0.8051	0.9583
Lang_H	0.9291	0.3877	0.3864	0.9515	1.0000
Lang_I	0.6680	0.3090	0.8245	0.9117	0.9748

Group 2:

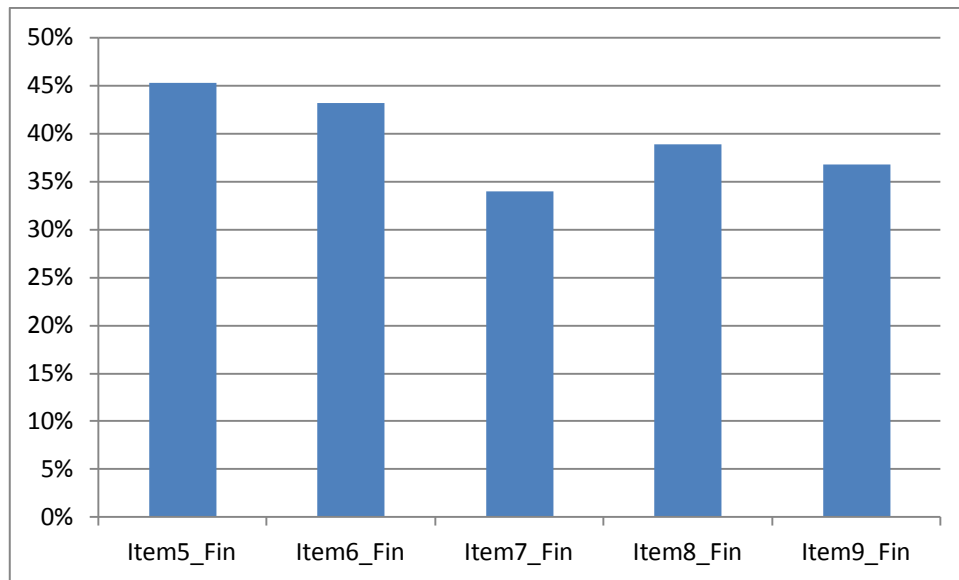
Response category	1	2	3	4	5
Class:	1	2	3	4	5
Lang_A	0.2030	0.7742	0.4293	0.1963	0.6467
Lang_B	0.6284	0.8899	0.5169	0.0000	0.6824
Lang_C	0.3370	0.9872	0.7322	0.2332	1.0000
Lang_D	0.3016	0.9825	0.4686	0.2941	0.9088
Lang_E	0.3775	0.5662	0.0941	0.1268	0.2393
Lang_F	0.3126	0.2543	0.3414	0.3063	0.2475
Lang_G	0.2083	0.9525	0.7206	0.0000	0.2529
Lang_H	0.0000	0.7619	1.0000	0.0339	0.0000
Lang_I	0.0472	0.8256	0.5802	0.0698	0.4391

Indice de difficulté (Items PASEC de lecture)

Items PASEC (DEBUT)



Items PASEC (FIN)



Indépendance locale selon (HEARTEL, 1984) :

Pour le modèle de classes latentes, l'hypothèse d'indépendance locale revient à dire que si la classe d'un individu en tant que maître ou non maître était connue, alors la connaissance de sa réponse à un item donnée ne serait pas utile pour prédire la réponse à un autre item.

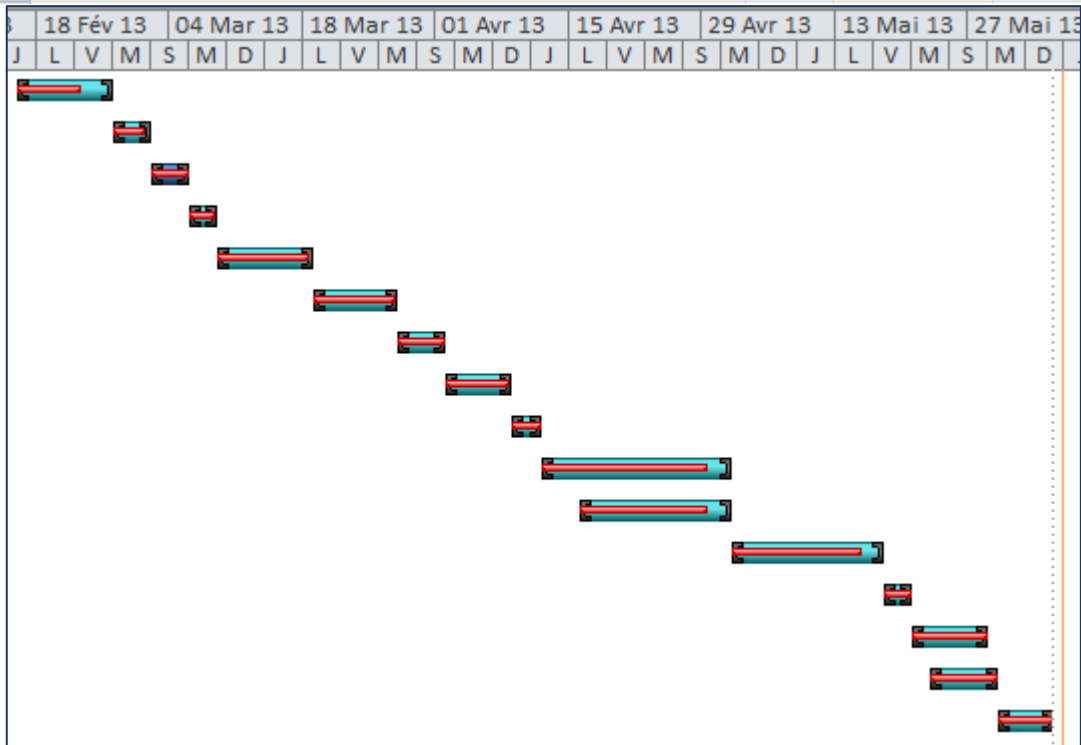
ANNEXE 8 : Plan du PFE

Diagramme de Gantt :

ANNEXES

	Nom de la tâche	Durée	Début	Fin
2	Rédaction d'une revue de la littérature	7 jours	Sam 16/02/13	Lun 25/02/13
3	Première lecture des données et Préparation de la base	4 jours	Mar 26/02/13	Ven 01/03/13
4	Recherche des logiciels pour l'application de l'ACL	3 jours	Sam 02/03/13	Mar 05/03/13
5	Analyse descriptive des données du Cameroun	3 jours	Mer 06/03/13	Ven 08/03/13
6	Application de l'ACL aux données du test de langue (Cameroun)	7 jours	Sam 09/03/13	Lun 18/03/13
7	Application aux données de math (Cameroun)	7 jours	Mar 19/03/13	Mer 27/03/13
8	Vérification des résultats obtenues	3 jours	Jeu 28/03/13	Lun 01/04/13
9	Comparaison des résultats de l'ACL avec celles du test déjà faites	5 jours	Mar 02/04/13	Lun 08/04/13
10	Premier lecture des données de Ghana	3 jours	Mar 09/04/13	Jeu 11/04/13
11	Application de l'ACL aux données de Ghana	14 jours	Ven 12/04/13	Mer 01/05/13
12	Rédaction d'une première version du rapport (Cas du Cameroun)	12 jours	Mar 16/04/13	Mer 01/05/13
13	Correction du rapport	12 jours	Jeu 02/05/13	Ven 17/05/13
14	Lecture des données PASEC	2 jours	Sam 18/05/13	Lun 20/05/13
15	Application de l'ATL à la Base de données PASEC	6 jours	Mar 21/05/13	Mar 28/05/13
16	Rédaction d'une deuxième version du rapport	5 jours	Jeu 23/05/13	Mer 29/05/13
17	Finalisation du rapport	4 jours	Jeu 30/05/13	Mar 04/06/13

Diagramme de Gantt



Calendrier :

ANNEXES



Chronologie :

