

# Effet du degré de déchiffrabilité des mots lus en classe de CP sur les progrès des enfants en lecture

Florence Pittion, Anaëlle Perinet  
Emilie Montaut, Shuyu Wang

Encadrants : Marie-Line Bosse, Cynthia Boggio,  
Adeline Leclercq Samson



Université Grenoble-Alpes M1 SSD

2021

# Table des matières

<b>1</b>	<b>Contexte</b>	<b>2</b>
1.1	Objectifs du projet Lili CP . . . . .	2
1.2	Présentation de l'étude "Déchiffrabilité" . . . . .	3
<b>2</b>	<b>Analyse de l'évolution de la déchiffrabilité au niveau des classes</b>	<b>6</b>
2.1	Évolution du taux de déchiffrabilité au cours du suivi . . . . .	6
2.2	Clustering des classes . . . . .	9
<b>3</b>	<b>Analyse de l'évolution de la lecture au niveau individuel</b>	<b>14</b>
3.1	Description des scores aux pré et post tests . . . . .	14
3.2	Méthodologie par régression logistique à effets aléatoires . . . . .	15
3.3	Résultats et interprétation des modèles retenus . . . . .	17
<b>4</b>	<b>Conclusion</b>	<b>20</b>
<b>5</b>	<b>Annexe</b>	<b>21</b>

# 1 Contexte

## 1.1 Objectifs du projet Lili CP

*Lili CP est un projet de recherche scientifique en psychologie, ergonomie et sciences de l'éducation, portant sur les débuts de l'apprentissage du langage écrit (lire, écrire, comprendre) en première année d'école élémentaire (CP en France).*

*Ce projet de recherche est porté par deux enseignantes-chercheuses de l'Université Grenoble Alpes : Maryse Bianco (laboratoire de recherche sur les apprentissages en contexte, LARAC, EA602) et Marie-Line Bosse (laboratoire de psychologie et neurocognition LPNC, UMR5105 CNRS), avec la participation de Laurent Lima (LARAC). Deux étudiantes effectuent leur thèse sur ce projet et sont co-encadrées par Mmes Bianco et Bosse : Cynthia Boggio (thèse en psychologie, LPNC, école doctorale EDISCE) et Céline Pobel-Burtin (thèse de sciences de l'éducation, LARAC, école doctorale SHPT).[1]*

Nous avons collaboré pour ce projet tutoré avec Marie-Line Bosse et Cynthia Boggio, et c'est Adeline Leclercq Samson qui a supervisé et orienté notre travail dans ce projet.

Les différents collaborateurs de ce projet sont :

- Plusieurs professeurs des écoles de l'académie de Grenoble
- Les éditions Hatier qui financent ce projet à plusieurs niveaux (Valerie Perthué).
- La Direction des Services Départementaux de l'Éducation Nationale qui facilite les échanges pour les recherches.



Figure 1: Partenaires du projet Lili CP

*Le but général de ce projet est de participer à l'amélioration de l'apprentissage de la lecture en France, afin de faire baisser le nombre de lecteurs faibles.[1]*

### Notre projet tutoré au sein du projet LiLi CP

Au sein de ce vaste projet, notre projet tutoré va s'intéresser à une partie du travail de Cynthia Boggio : "L'étude de l'effet du degré de déchiffrabilité des mots lus en classe de CP sur les progrès des enfants en lecture".

## Définition de la déchiffrabilité

*Le taux de déchiffrabilité correspond au nombre de graphèmes (lettre, syllabe) qu'un enfant connaît dans un mot par rapport au nombre total de graphèmes dans ce mot.*[1]

Le ministère préconise que les élèves ne doivent lire que des textes 100% déchiffrables tout au long de l'année. Cependant, cette recommandation est questionnée par plusieurs études ayant abordé ce sujet :

- Castles et al., 2018, recommande de faire du 100 % déchiffrable au début de l'année, en appliquant directement les CGP (Correspondance Graphème-Phonème) apprises : apprentissage du code.[2]
- Price-Mohr & Price, 2019, recommande davantage des textes non 100 % déchiffrables pour la compréhension, cela permet plus de choix dans les mots : vocabulaire, compréhension, motivation. [3]
- Goigoux, 2016, dit que les enseignants faisant lire des textes comprenant plus de 57 % de lettres déchiffrables sont plus efficaces en lecture et écriture. Plus le taux de déchiffrabilité est élevé, mieux c'est pour les apprentissages.[4]

## 1.2 Présentation de l'étude "Déchiffrabilité"

Les hypothèses de cette étude portent sur la validité des recommandations du gouvernement et les tendances de la littérature sur le taux de déchiffrabilité au cours de l'année. La première hypothèse serait qu'un taux immédiatement élevé favoriserait l'apprentissage de la lecture. L'hypothèse alternative serait qu'un taux de départ plus bas et une progression plus lente favoriseraient cet apprentissage.

L'objectif est donc de déterminer si différents taux de déchiffrabilité ont un effet sur la capacité de lecture et si oui, quelle évolution de déchiffrabilité est la plus bénéfique.

### Critères d'évaluation

Nous avons deux critères d'évaluation pour nous aider à répondre à ces questions. Premièrement, la mesure par classe du taux de déchiffrabilité et deuxièmement, l'évaluation individuelle des élèves au travers de tests à différents moments du suivi.

### Description des participants

Dans le cadre de sa thèse, Cynthia a recueilli auprès de 15 classes volontaires de l'Isère (Figure 2) le taux de déchiffrabilité journalier sur les trois premiers mois de l'année scolaire, afin de pouvoir identifier un éventuel effet sur la progression des élèves. Cinq de ces classes sont en REP ou REP+ (Réseaux d'Education Prioritaire) (Figure 3). Au total, deux cent soixante-seize enfants ont participé à l'étude.



Figure 2: Zone géographique des écoles

### Participants

	Classes	Elèves
<b>Hors REP</b>	10	212
<b>REP</b>	2	26
<b>REP+</b>	3	38
<b>TOTAL</b>	<b>15</b>	<b>276</b>

Figure 3: Répartition des classes en fonction de la zone d'éducation

### Déroulement du suivi

La procédure s'est déroulée comme suit (Figure 4) :

- une phase de pré-test en septembre 2019
- une phase de post-test en novembre 2019
- un post-test différé en mars 2020, avec seulement 10 classes (que nous ne traiterons pas dans ce projet).

Pour le taux de déchiffrabilité les enseignants étaient invités dès la rentrée, et jusqu'à fin novembre, à remplir un fichier indiquant le travail réalisé en classe, les graphèmes, mots ou petits textes appris ainsi que les correspondances graphème-phonèmes et les mots outils. Le logiciel ANAGRAPH a été utilisé pour déterminer le taux de déchiffrabilité des écrits.



Figure 4: Déroulement chronologique du suivi

## Mesures Score

Les méthodes de mesure durant les phases de pré et post-test étaient les suivantes (Figure 5) :

- le décodage (lecture de syllabes ou de mots)
- l'encodage (écriture de mots)
- la conscience phonologique (on dit aux enfants un mot et ils doivent trouver parmi 4 autres mots celui qui commence par le même son)
- la compréhension (les enfants lisent un court texte et doivent trouver parmi 4 images proposées celle qui correspond à cette histoire)
- la motivation pour apprendre à lire (grâce à une échelle d'images allant du mauvais temps au beau temps).

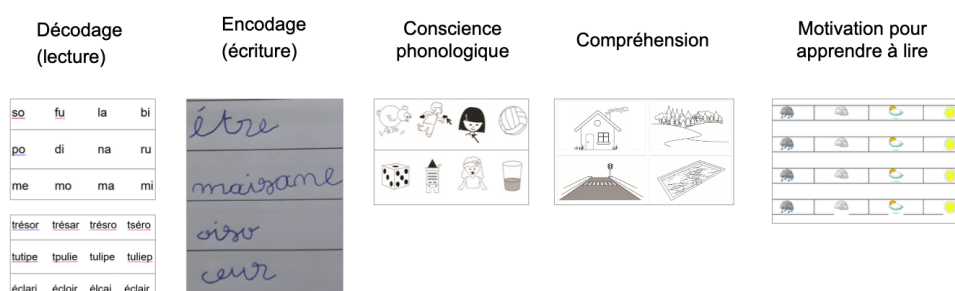


Figure 5: Méthode de mesure des apprentissages des élèves

Il y a deux résultats principaux sur lesquels se concentrer pour cette étude :

- au niveau des données des élèves, nous avons un score pour chaque élève et chaque item, à un temps 1 (pré-test) et un temps 2 (post-test).
- au niveau des données du taux de déchiffrabilité par classe, nous avons un ou plusieurs pourcentages de déchiffrabilité par jour (mais il peut ne pas être renseigné) et par classe.

**Objectif de notre analyse : Analyser les progrès des élèves entre les deux phases de test en fonction des taux de déchiffrabilité dans la classe. La difficulté est d'analyser des données de progression individuelle en testant un effet d'une variable mesurée au niveau de la classe.**

## 2 Analyse de l'évolution de la déchiffrabilité au niveau des classes

### 2.1 Évolution du taux de déchiffrabilité au cours du suivi

La déchiffrabilité a été recueillie de différentes façons pour les 15 classes. Pour certaines classes le taux de déchiffrabilité a été calculé par jour avec les types d'écrits et de lus confondus. Pour d'autres, le taux a été calculé par jour et par type. Ainsi, nous avons décidé de prendre la moyenne des taux par jour pour ces dernières classes. Nous avons tracé les courbes du taux de déchiffrabilité en fonction du jour pour chaque classe (Figure 6).

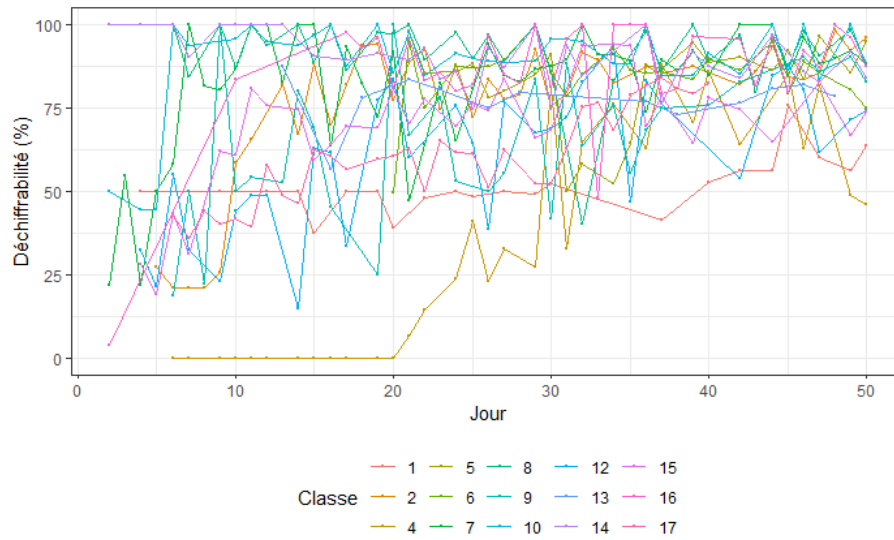


Figure 6: Taux de déchiffrabilité par classe en fonction du jour

Il peut y avoir une grande variabilité entre les jours. Pour identifier une tendance, nous avons tracé les taux de déchiffrabilité en fonction des semaines sur la Figure 7.

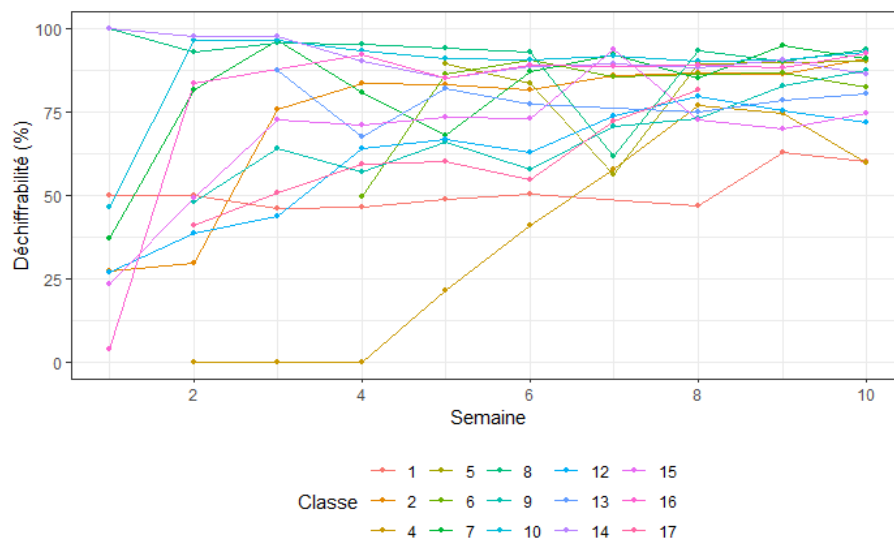


Figure 7: Taux de déchiffrabilité par classe en fonction de la semaine

Dans ce graphe, nous pouvons lire une évolution de la déchiffrabilité pour chaque classe. Il y a une grande différence dans les premières semaines, mais avec le temps, l'écart se réduit de plus en plus et le taux à 10 semaines se concentre entre 70% et 90%.

Nous pouvons observer plus clairement l'évolution de chaque classe à travers la figure 8, le segment en ombre derrière chaque point représentant l'écart (minimum et maximum) du taux de déchiffrabilité de cette semaine. Nous voyons que l'écart est important dans les classes 9 et 12 et est faible pour les classes 1, 5 et 13.

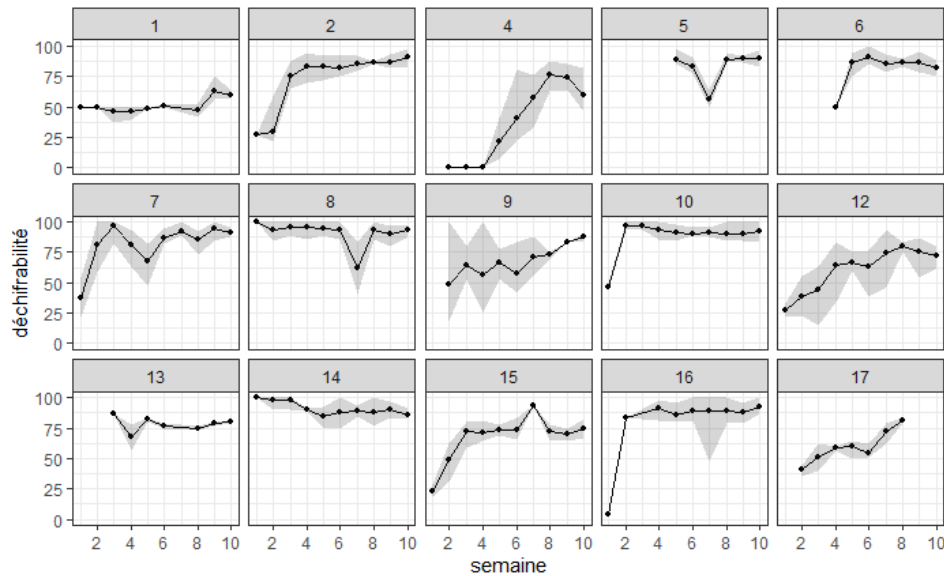


Figure 8: Évolution du taux de déchiffrabilité par classe

Nous avons ensuite fait une description du comportement de l'écart type du taux de déchiffrabilité, permettant d'apprécier la dispersion de ce taux dans une même période (Figure 9). Ce résultat est à mettre en perspective lors de la lecture des moyennes par classe.

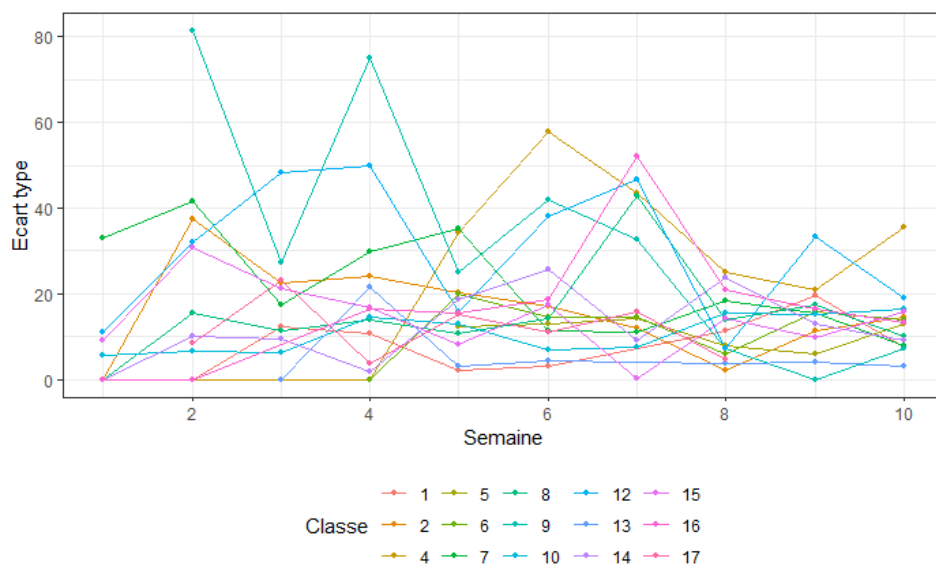


Figure 9: Comportement de l'écart type du taux de déchiffrabilité



Nous avons finalement fait un zoom sur les 6 premières semaines car c'est dans cette période que nous allons constater des différences de comportement entre les classes (Figure 10). Ici, nous pouvons remarquer que la classe 4 a un comportement assez singulier (son taux est d'abord à 0% puis augmente progressivement). Nous voyons aussi que certaines classes commencent tout de suite avec un taux presque maximum.

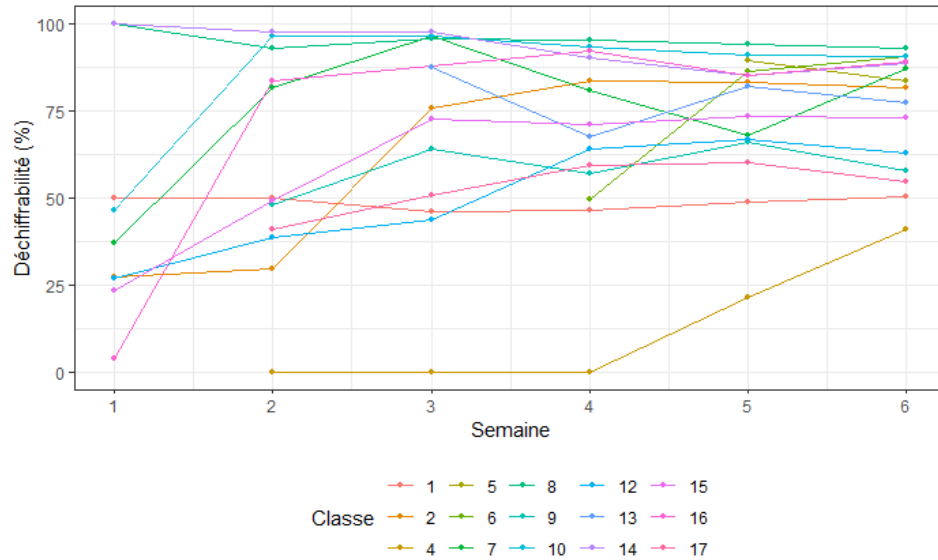


Figure 10: Taux de déchiffribilité en fonction des 6 premières semaines

Enfin, nous avons pu observer que les taux évoluaient très vite la première semaine (celle-ci est en effet atypique en classe de CP) et qu'en la retirant nous pouvions voir se dessiner des groupes de manière plus évidente comme dans la Figure 11. Nous voyons maintenant se détacher un groupe qui démarre entre 40 et 50% avec une progression assez lente, un groupe qui démarre très haut et de ce fait a une progression quasi nulle et la classe 4 dont le comportement est toujours à part.

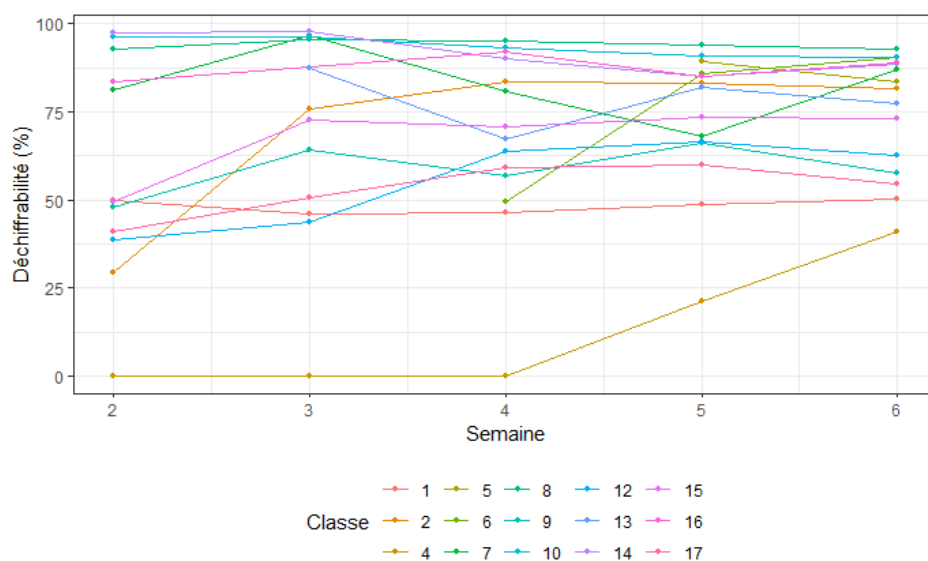


Figure 11: Taux de déchiffribilité sur 6 semaines moins la première semaine

## 2.2 Clustering des classes

L'objectif de notre projet est de mettre en relation la déchiffrabilité et l'évolution des scores des élèves aux épreuves. Nous avons modélisé la déchiffrabilité sous la forme de variables facilement exploitables pour l'intégrer à l'analyse des scores. Pour cela, nous avons regroupé les classes ayant le même comportement à l'aide de méthodes de clustering.

### 2.2.1 Methodes de clustering

Nous avons d'abord défini les semaines de suivi sur lesquelles nous allions travailler. Avec Marie-Line et Cynthia nous avons établi précédemment que les six premières semaines étaient les plus importantes pour l'évaluation du taux de déchiffrabilité. Par la suite, nous avons aussi décidé de retirer la première semaine pour que le regroupement des classes au comportement similaire soit plus pertinent comme le montre la progression entre la Figure 10 et la Figure 11.

#### K-means

Nous avons réalisé un regroupement par clustering, grâce à la méthode des K-means [5] qui utilise un algorithme de partitionnement autour des centres mobiles.

L'algorithme de K-means que nous utilisons ne prend pas en compte la série temporelle, mais un vecteur dans  $\mathbb{R}^5$ . Nous avons considéré pouvoir négliger l'effet temporel étant donné que nous ne travaillons que sur une courte durée (5 semaines).

#### Classification Hiérarchique

Nous avons également réalisé une classification hiérarchique pour déterminer le regroupement en clusters. Nous avons d'abord affectué une analyse en composantes principales (ACP) pour que les données soient adaptées à la classification hiérarchique, puis nous avons fixé, grâce au dendrogramme, le nombre de groupes à 3 puis 4.

### 2.2.2 Résultats du clustering

Avec les K-means les résultats de composition des groupes étaient très variables avec **trois groupes**. La particularité de la classe 4 faisait qu'elle changeait fréquemment de groupe et provoquait une redistribution des clusters très différente à chaque invocation.

Les résultats de la CHA pour **trois groupes** étaient également difficiles à mettre en corrélation car nous n'obtenions pas les mêmes groupes de cluster qu'avec la méthodes des K-means (pour trois groupes).

La stabilité de répartition des classes pour **quatre groupes** (avec la classe 4 représentant un groupe à elle seule) nous a fait opter pour cette solution (voir Figure 12).

En fonction du diagramme d'inertie de la Classification Hierarchique, visible dans la Figure 13, nous avons établi que la meilleure configuration était pour quatre groupes. Les résultats de la CHA pour **quatre groupes** fournissent les mêmes clusters qu'avec les K-means (pour quatre groupe). Cela permet donc de consolider notre choix de ces quatre clusters.

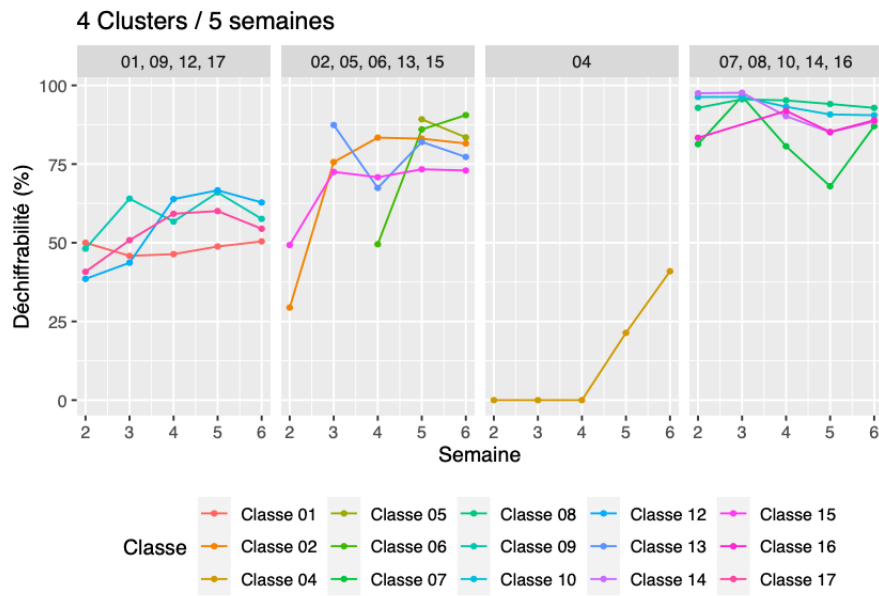


Figure 12: Clusters de classes obtenus par K-means sur l'évolution de la déchiffrabilité

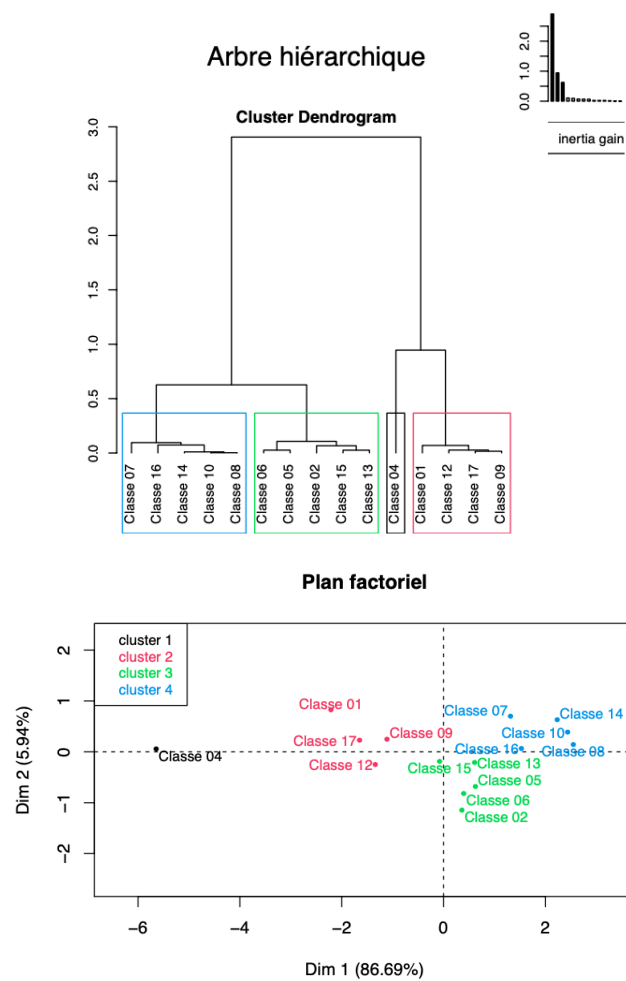


Figure 13: Résultat retenu des clusters par Classification hiérarchique

### 2.2.3 Caractéristiques des clusters

Nous définissons donc quatre clusters composés comme ceci :

- Le Cluster A : classes 1, 9, 12, 17
- Le Cluster B : classes 2, 5, 6, 13, 15
- Le Cluster C : classe 4
- Le Cluster D : classes 7, 8, 10, 14, 16

D'après la figure 12, nous pouvons voir que les classes appartenant au cluster A sont celles dont le taux de déchiffrabilité démarre vers 50% et reste à peu près stable dans le temps. Les classes du cluster B sont, quant à elles, celles dont le taux de déchiffrabilité commence bas (globalement entre 25 et 50%) et termine haut (au-delà de 75%). Le troisième cluster est particulier car il ne contient que la classe 4, dont le taux de déchiffrabilité ne démarre qu'à la quatrième semaine pour arriver vers 40% à la semaine 6. Enfin, le quatrième cluster est composé des classes dont le taux de déchiffrabilité est très haut dès le début de l'année et reste stable (au-delà des 75%).

L'analyse descriptive de ces clusters montre une homogénéité pour le genre et l'âge. L'interprétation pour les zones d'éducation est plus compliquée car il y a peu de classes en REP comme le montre la Figure 14.

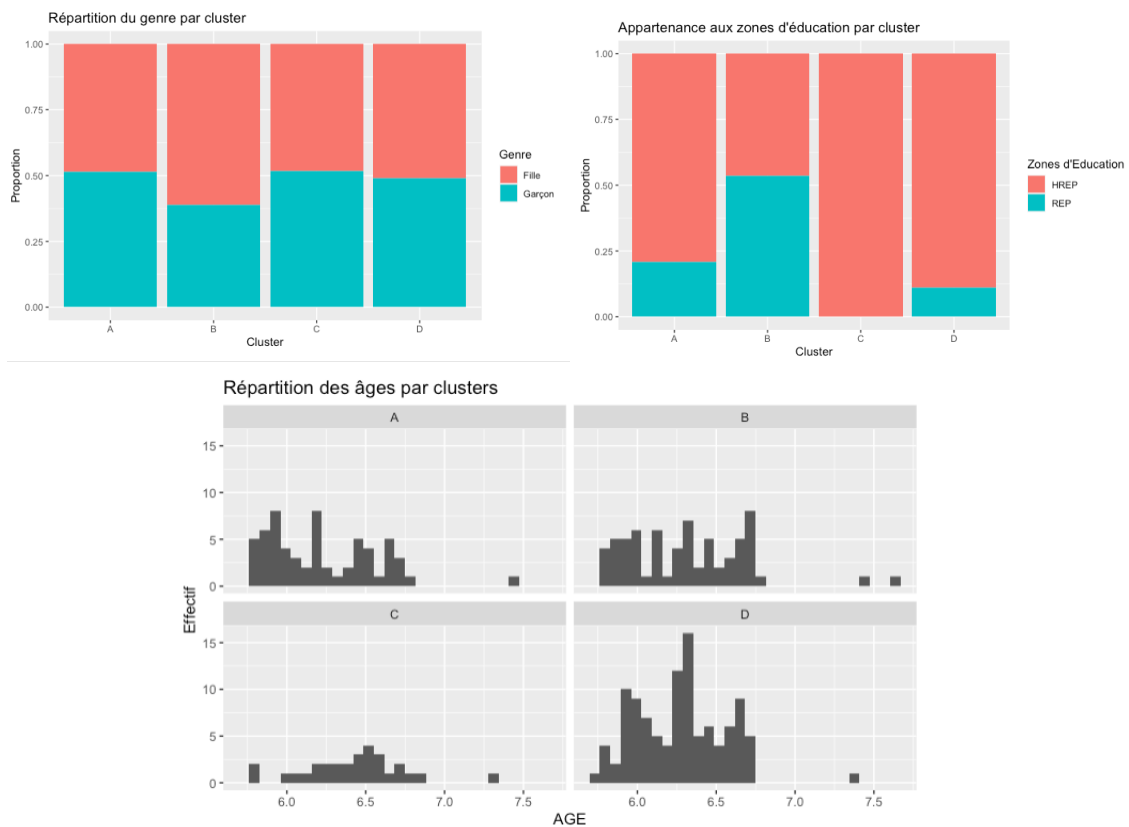


Figure 14: Caractérisation des clusters selon le genre, la zone d'éducation et l'âge

## 2.2.4 Résumés statistiques de la déchiffrabilité à travers les clusters et les classes.

Afin de pouvoir exploiter au mieux les résultats du taux de déchiffrabilité, nous allons utiliser trois types de résultats :

- L'appartenance à un cluster
- L'utilisation des coefficients d'une régression linéaire du taux de déchiffrabilité dans le temps par cluster
- L'utilisation des coefficients de régressions linéaires du taux de déchiffrabilité dans le temps par classe

L'appartenance à un cluster est mise en oeuvre par l'affectation des classes à un cluster.

Nous réalisons une régression linéaire du taux de déchiffrabilité sur les semaines étudiées pour chaque cluster. La particularité du cluster C qui ne comporte qu'une seule classe nous amène à réaliser la régression seulement sur deux semaines, pour cette classe uniquement, car cette classe n'obtient des résultats supérieurs à zéro qu'à partir de la quatrième semaine. Les résultats des coefficients sont visibles sur la Table 1.

	Cluster A	Cluster B	Cluster C	Cluster D
Intercept	47,09	56,08	0,31	92,48
Pente	3,32	7,38	20,47	-1,22

Table 1: Coefficients des régressions linéaires du taux de déchiffrabilité des clusters

La Figure 15 représente le profil des clusters à travers la régression linéaire du taux de déchiffrabilité hebdomadaire de la semaine 2 à 6.

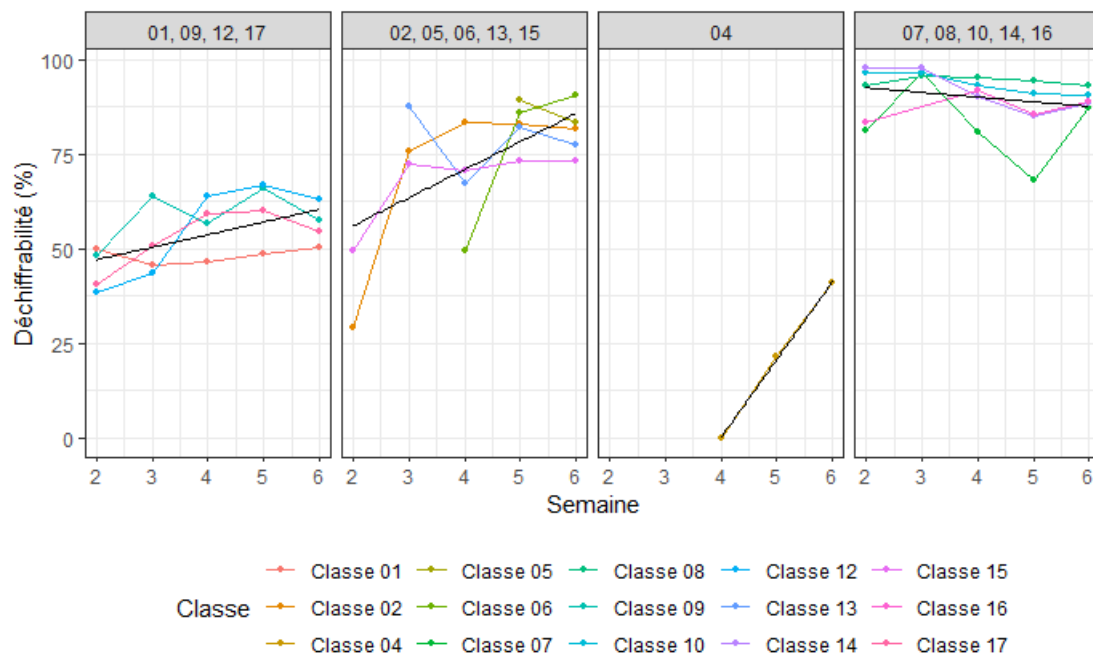


Figure 15: Régression linéaire de la déchiffrabilité par cluster

Nous allons enfin utiliser les caractéristiques (la pente et l'intercept) de la régression linéaire de chaque classe (régression linéaire du taux de déchiffrabilité hebdomadaire de la semaine 2 à 6)(Figure 16).

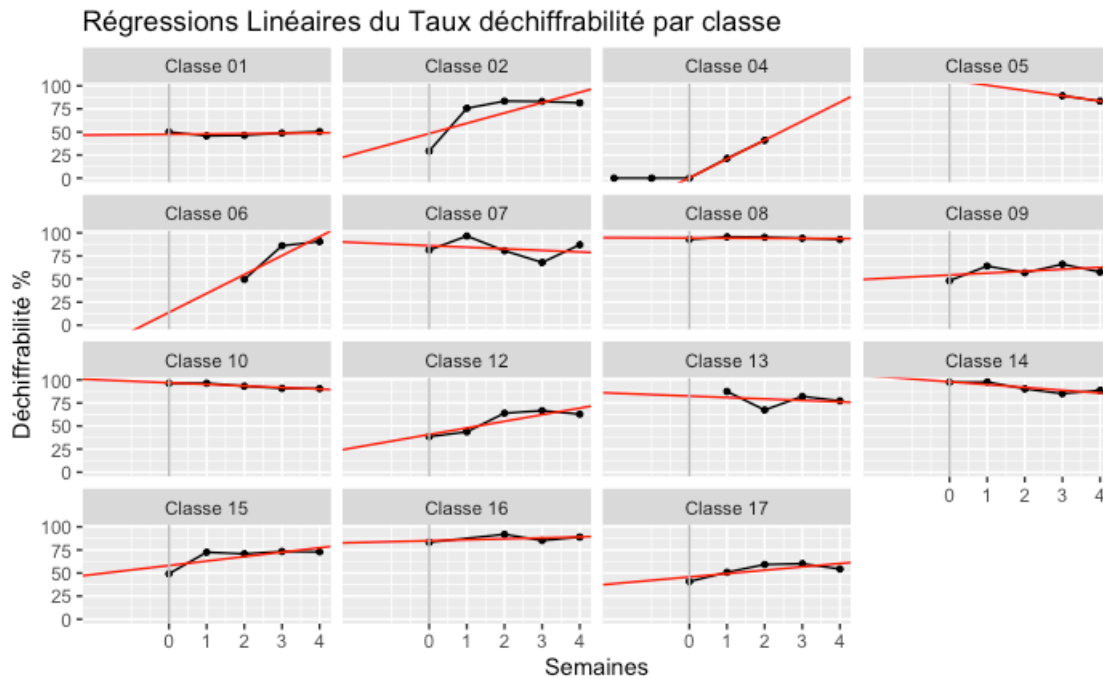


Figure 16: Régression linéaire Classe/Déchiffrabilité

Nous obtenons donc trois résultats qui correspondent à trois idées pour intégrer la déchiffrabilité dans la modélisation des scores. L'une est qualitative : l'appartenance aux clusters, les deux autres sont quantitatives : la pente et l'intercept des régressions linéaires par cluster et par classe. Nous avons décidé de nous intéresser aux régressions linéaires par classe afin de voir si les résultats seraient significatifs avec une granularité plus fine que la régression linéaire par cluster.

### 3 Analyse de l'évolution de la lecture au niveau individuel

Nous allons maintenant nous intéresser aux scores des élèves aux pré et post tests, d'abord dans une partie descriptive, puis nous allons proposer une modélisation des scores au post test en y intégrant les résultats de la déchiffrabilité obtenus dans la section précédente. Enfin, nous présenterons les résultats.

#### 3.1 Description des scores aux pré et post tests

Nous disposons du score à chaque épreuve pour chaque élève et pour chaque question. Dans le pré-test, nous avons un score total de 66, dont 15 pour décodage, 8 pour phonologie, 7 pour compréhension et 36 pour motivation. L'épreuve motivation est composée de 3 parties, intrinsèque, identifiée et contrôlée, 12 points pour chaque élément. Pour le post-test, nous avons 8 points en plus pour la nouvelle épreuve encodage, ce qui donne un score total de 74.

Nous avons théoriquement 276 élèves dans 15 classes, mais nous avons 260 élèves ayant participé, voici une répartition des élèves par classe.

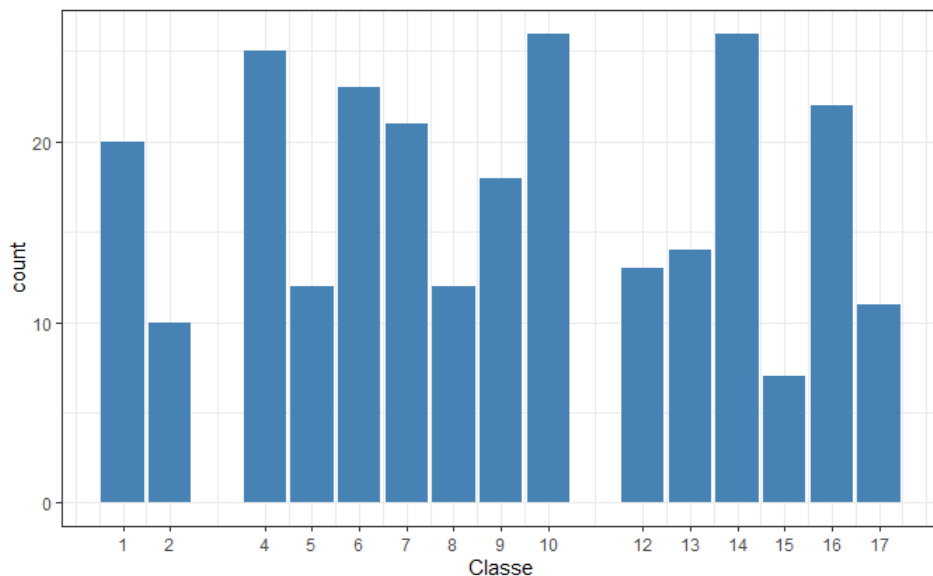


Figure 17: Nombre d'enfants par classe

Il y avait des élèves absents à certaines épreuves parmi ces 260 élèves, nous avons ainsi réalisé un bilan pour savoir combien d'élèves ont participé à chaque épreuve pour chacun des deux tests (Table 2).

	Decodage	Encodage	Phonologie	Comprehension
Nombre d'élèves au pré-test	250	0	238	240
Nombre d'élèves au post-test	246	246	245	245

Table 2: Effectif des élèves pour chaque épreuve

Nous représentons également les variables décrivant la population comme l'âge ou le genre (Figure 18).

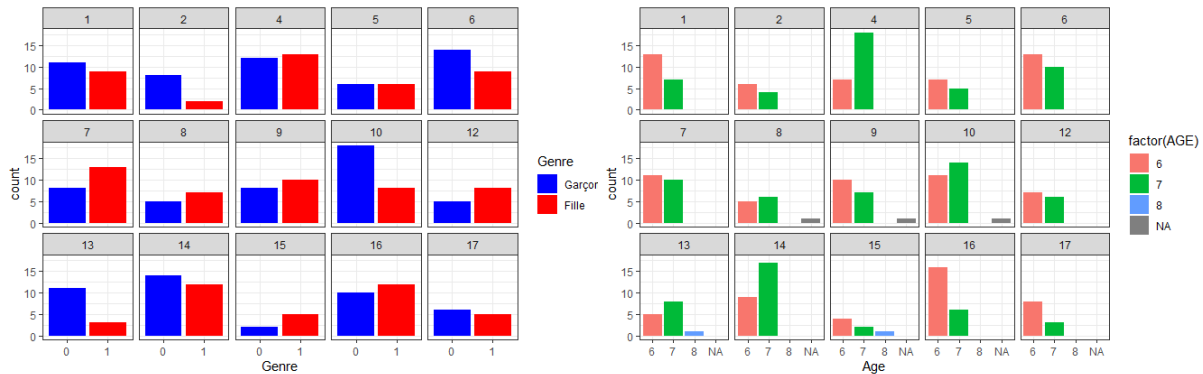


Figure 18: Répartition des genres et des âges

Les épreuves ne sont pas identiques pour les deux tests sauf la phonologie et la motivation. Nous avons donc fait des boxplots de scores pour voir leurs évolutions (Figure 19). Nous constatons que les scores totaux en phonologie (gauche) de toutes les classes se sont améliorés et que l'écart entre les élèves s'est réduit. Il n'y a presque pas d'évolution significative dans l'épreuve motivation car les élèves ont déjà obtenu de bons résultats au premier test.

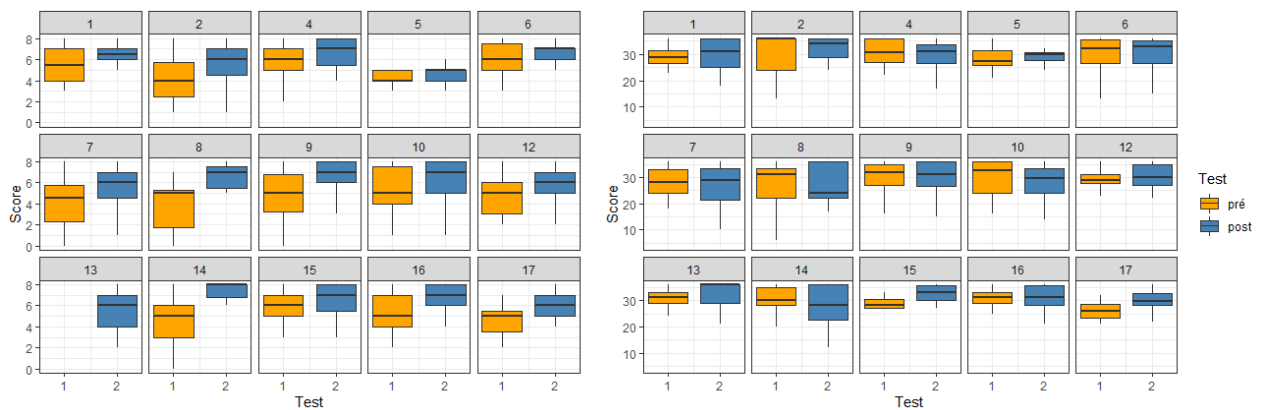


Figure 19: Évolution en phonologie (à gauche) et en motivation (à droite) entre les deux tests par classe

### 3.2 Méthodologie par régression logistique à effets aléatoires

Nous allons maintenant chercher à modéliser la relation entre les épreuves au pré-test et post-test et les variables d'évaluation de la déchiffrabilité que nous avons définies précédemment (nom du cluster ou caractéristiques des régressions linéaires par cluster ou par classe).

Les variables à expliquer sont les résultats des épreuves individuelles des élèves au deuxième temps (à savoir au post-test en Novembre 2019). Il y en a donc quatre : Phonologie, Compréhension, Décodage et Encodage. Les résultats sont sous forme binaire, à l'exception



de l'encodage qui présente des résultats d'épreuves sur 2. Avec l'aide de Cynthia et Marie-Line, nous avons pu travailler ces derniers résultats pour qu'ils deviennent binaires. Nous avons décomposé les questions notées sur 2 en deux questions notées sur 1, cela en cohérence avec leur signification.

Étant donné la nature des variables de ce projet et celle des variables à expliquer (binaire) nous avons opté pour une modélisation linéaire généralisée (Fitting Generalized Linear Mixed-Effects Models [6]). Nous l'avons en particulier choisie pour la régression logistique avec la possibilité d'y intégrer des effets aléatoires, appliquée indépendamment et successivement sur chaque variable à expliquer.

Les effets aléatoires retenus initialement sont l'identifiant de l'élève, l'appartenance à une classe et l'item de la question de l'épreuve.

Les effets fixes retenus au départ vont être l'âge, le genre et la zone d'éducation. Ce sont surtout les effets fixes des trois épreuves du pré-test (Phonologie, Compréhension, Décodage) et la déchiffrabilité sous une de ses trois formes définies précédemment qui vont nous intéresser, car c'est bien une évolution des élèves à travers leur tests et les méthodes de déchiffrabilité que l'on cherche à mettre en corrélation dans les hypothèses.

$X$  : vecteur des covariables

$y_{ijk}$  : score de l'enfant  $i$  de la classe  $j$  pour l'item  $k$

$\beta$  : un vecteur de coefficients attribué à chaque effet fixe

$b_i$  : effet aléatoire du à la différence entre enfants, supposé suivre une loi  $\mathcal{N}(0, \omega_e^2)$

$b_j$  : effet aléatoire du à la différence entre classe, supposé suivre une loi  $\mathcal{N}(0, \omega_c^2)$

$b_k$  : effet aléatoire du à la différence entre question, supposé suivre une loi  $\mathcal{N}(0, \omega_q^2)$

$$\text{logit}(P(y_{ijk} = 1|X)) = \alpha + \beta_1 \text{Phono} + \beta_2 \text{Comp} + \beta_3 \text{Decod} + \beta_4 \text{Age} + \beta_5 \text{Genre} + \beta_6 \text{ZoneEduc} + \beta_7 \text{Cluster} + b_i + b_j + b_k$$

Remarque : Dans ce modèle la déchiffrabilité est intégrée sous forme de groupes de cluster, nous verront plus loin deux autres modèles modélisant la déchiffrabilité avec les intercepts et pentes.

## Construction du modèle

Nous avons procédé à 12 régressions logistiques.

Chacune des quatre épreuves (Phonologie, Compréhension, Décodage, Encodage) du post test est analysée par trois régressions selon les trois modalités d'expression du taux de déchiffrabilité vues au-dessus :

- Modèle 1 : variable d'appartenance aux clusters
- Modèle 2 : variable pente et intercept décrivant la régression linéaire cluster
- Modèle 3 : variable pente et intercept décrivant la régression linéaire classe

Les résultats des régressions généralisées présentent très souvent des problèmes de convergence. Nous avons donc cherché à simplifier le modèle.

Il n'y avait pas d'effets particuliers attendus concernant l'âge, le genre et l'appartenance

à une zone d'éducation prioritaire. Les premiers résultats le confirmant, nous ne les avons pas conservés.

Certains modèles fonctionnent mieux mais des problèmes de convergence persistent. Nous avons donc regardé du côté des effets aléatoires.

Pour tenir compte des différents niveaux de dépendance entre les données, nous avons construit un modèle contenant l'item des questions, l'identifiant de l'élève et l'identifiant de la classe comme les effets aléatoires du modèle. Nous avons imbriqué ces deux derniers effets mais cela provoquait des problèmes de convergence, nous décidons alors de retirer l'effet "élève".

Nous retiendrons finalement l'appartenance à une classe et l'item de la question de l'épreuve.

Modèle 1 :

$$\text{logit}(P(y_{ijk} = 1|X)) = \alpha + \beta_1 \text{Phono} + \beta_2 \text{Comp} + \beta_3 \text{Decod} + \beta_4 \text{Cluster} + b_j + b_k \quad (1)$$

Modèle 2 :

$$\begin{aligned} \text{logit}(P(y_{ijk} = 1|X)) = & \alpha + \beta_1 \text{Phono} + \beta_2 \text{Comp} + \beta_3 \text{Decod} + \beta_4 \text{PenteCluster} + \\ & \beta_5 \text{InterceptCluster} + b_j + b_k \end{aligned} \quad (2)$$

Modèle 3 :

$$\begin{aligned} \text{logit}(P(y_{ijk} = 1|X)) = & \alpha + \beta_1 \text{Phono} + \beta_2 \text{Comp} + \beta_3 \text{Decod} + \beta_4 \text{PenteClasse} + \\ & \beta_5 \text{InterceptClasse} + b_j + b_k \end{aligned} \quad (3)$$

Exemple de code pour la fonction **glmer** du langage R (nous travaillons sur la table de résultats des épreuves de Phonologie en post test):

```
glmer(Score ~ cluster + decodage_1 + comprehension_1 + phonologie_1 +
      (1|IDCLASSE) + (1|Question), family=binomial(link="logit"), dfPhonoT2)
```

### 3.3 Résultats et interprétation des modèles retenus

Nous allons d'abord présenter la comparaison des BIC des 12 régressions logistiques puis nous allons nous concentrer sur les résultats de ces mêmes régressions regroupées par variable à expliquer, à savoir les quatre épreuves du post-test.

#### Comparaison des BIC

Le BIC (Bayesian Information Criterion) est une mesure de la qualité d'un modèle, le meilleur modèle correspondant à celui ayant le plus petit BIC. Nous pouvons voir dans la comparaison des BIC que les modèles 2 et 3 ont les valeurs les plus faibles. Ces deux modèles sont donc mieux adaptés pour la modélisation du score. Les modèles utilisant les coefficients des régressions linéaires de la déchiffrabilité au niveau des clusters et des classes sont donc plus performants (Table 3).

	Effets fixes de la Régression			
		Cluster/ Epreuves T1	Rég Linéaire Cluster/ Epreuves T1	Rég Linéaire Classe/ Epreuves T1
Variable d'Interêt	Phonologie	1551.8	1548.6	1548.7
	Compréhension	1581.5	1576.5	1576.5
	Décodage	3793.1	3785.2	3785.1
	Encodage	2552.3	2544.9	2545.0

Table 3: Comparaison des BIC selon composition modèle

## Résultats pour le post-test de Phonologie

Pour la modélisation des résultats de Phonologie au post-test, les résultats aux pré-tests de Phonologie et Décodage montrent des paramètres estimés positifs et significatifs pour les trois modèles. Cela montre qu'un enfant qui a de bons résultats aux pré-tests de Phonologie et Décodage a une plus forte probabilité d'avoir de bons résultats au post-test de Phonologie. Cela rejoint ce qui est attendu.

En revanche aucun indice de mesure de la déchiffrabilité n'est significatif.(Table 4)

Paramètres	Modèle 1		Modèle 2		Modèle 3	
<b>effets fixes</b>	Estimate	p-valeur	Estimate	p-valeur	Estimate	p-valeur
Phonologie	0.41	2e-16 ***	0.40	2e-16 ***	0.40	2e-16 ***
Compréhension	0.01	0.79	0.02	0.68	0.02	0.73
Décodage	0.10	0.0002 ***	0.11	0.0001 ***	0.11	9.45e-05 ***
ref Cluster A						
Cluster B	-0.37	0.21				
Cluster C	0.19	0.68				
Cluster D	0.33	0.23				
Pente Cluster			-0.01	0.83		
Intercept Cluster			0.003	0.78		
Pente Classe					0.001	0.97
Intercept Classe					0.003	0.75

Table 4: Résultat Régressions pour Phonologie

## Résultats pour le post-test de Compréhension

Les résultats de la modélisation de Compréhension au post-test montrent que les résultats au pré-test de Compréhension sont significatifs et les paramètres estimés positifs pour les trois modèles. Un élève qui a de bons résultats en Compréhension au pré-test a une plus forte probabilité d'avoir de bons résultats au post-test.

Les résultats au pré-test de Décodage sont à la limite de la significativité pour les trois modèles.

Le fait d'appartenir au cluster B par rapport au cluster A de déchiffrabilité est légèrement significatif mais l'indice est négatif. Cela indiquerait que le fait d'appartenir au cluster B serait associé à de moins bons résultats au post-test en Compréhension que le fait d'appartenir au cluster A.

Les intercepts des régressions linéaires de la déchiffrabilité par cluster et par classe sont à la limite de la significativité (et aussi négatifs)(Table 5).

Parametres	Modèle 1		Modèle 2		Modèle 3	
<b>effets fixes</b>	Estimate	p-valeur	Estimate	p-valeur	Estimate	p-valeur
Phonologie	0.03	0.47	0.024	0.59	0.02	0.63
Comprehension	0.30	4.23e-11 ***	0.30	4.67e-11 ***	0.30	1.55e-10 ***
Decodage	0.05	0.06 .	0.053	0.05 .	0.05	0.06 .
ref Cluster A						
Cluster B	-0.48	0.02 *				
Cluster C	0.02	0.96				
Cluster D	-0.29	0.096 .				
Pente Cluster			-0.05	0.15		
Intercept Cluster			-0.01	0.08 .		
Pente Classe					-0.026	0.27
Intercept Classe					-0.01	0.08 .

Table 5: Résultat Régressions pour Compréhension

### Résultats pour le post-test de Décodage

Pour la modélisation des résultats de Décodage au post-test, les résultats aux pré-tests de Phonologie, Compréhension et Décodage sont significatifs et les paramètres estimés positifs, pour les trois modèles. Un élève ayant de bons résultats pour les trois épreuves aux pré-tests aura une plus forte probabilité d'avoir de bons résultats au post-test de Décodage, ce qui rejoint ce qui est attendu.

En revanche aucun indice de mesure de la déchiffrabilité n'est significatif, donc la technique de mise en place de la déchiffrabilité n'a pas d'influence significative sur les résultats de Décodage au post-test(Table 6).

Parametres	Modèle 1		Modèle 2		Modèle 3	
<b>effets fixes</b>	Estimate	p-valeur	Estimate	p-valeur	Estimate	p-valeur
Phonologie	0.097	0.0004 ***	0.097	0.0004 ***	0.098	0.0004 ***
Comprehension	0.10	0.001 **	0.10	0.001 **	0.1	0.001 **
Decodage	0.24	2e-16 ***	0.24	2e-16 ***	0.24	2e-16 ***
ref Cluster A						
Cluster B	0.16	0.50				
Cluster C	-0.20	0.58				
Cluster D	0.24	0.28				
Pente Cluster			0.01	0.74		
Intercept Cluster			0.007	0.36		
Pente Classe					0.01	0.59
Intercept Classe					0.01	0.21

Table 6: Résultat Régressions pour Décodage

### Résultats pour le post-test d'Encodage

Pour la modélisation des résultats d'Encodage au post-test, les résultats aux pré-tests de Phonologie, Compréhension et Décodage sont significatifs et les paramètres estimés positifs, pour les trois modèles. Un élève ayant de bons résultats pour les trois épreuves aux

pré-tests aura une plus forte probabilité d’avoir de bons résultats au post-test d’Encodage, ce qui rejoint ce qui est attendu.

En revanche aucun indice de mesure de la déchiffrabilité n’est significatif, donc la technique de mise en place de la déchiffrabilité n’a pas d’influence significative sur les résultats d’Encodage au post-test (Table 7).

Parametres	Modèle 1		Modèle 2		Modèle 3	
<b>effets fixes</b>	Estimate	p-valeur	Estimate	p-valeur	Estimate	p-valeur
Phonologie	0.19	3.24e-08 ***	0.19	2.99e-08 ***	0.19	2.85e-08 ***
Comprehension	0.16	8.67e-05 ***	0.16	9.36e-05 ***	0.16	9.12e-05 ***
Decodage	0.27	2e-16 ***	0.27	2e-16 ***	0.27	2e-16 ***
ref Cluster A						
Cluster B	0.37	0.40				
Cluster C	-0.2	0.77				
Cluster D	0.26	0.53				
Pente Cluster			0.03	0.64		
Intercept Cluster			0.01	0.47		
Pente Classe					0.02	0.89
Intercept Classe					0.007	0.68

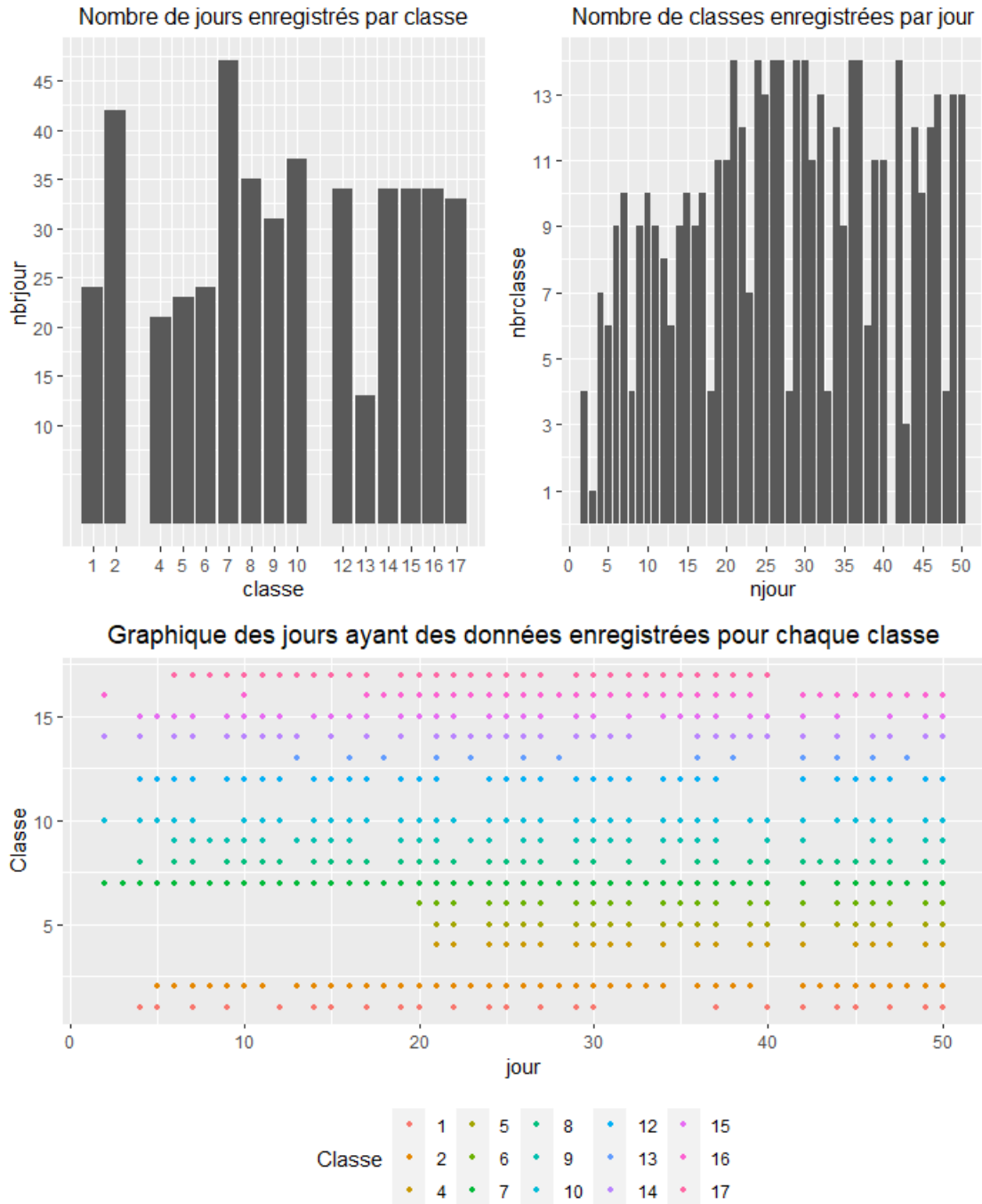
Table 7: Résultat Régressions pour Encodage

## 4 Conclusion

Nous voyons dans les résultats l’importance de la réussite aux pré-tests en Phonologie, Compréhension et Décodage pour de bons résultats aux post-tests de Décodage et Encodage, et dans une moindre mesure au post-test de Phonologie. La Compréhension au post-test semble fonctionner différemment car elle n’est favorisée que par de bons résultats au pré-test de Compréhension.

Les différentes méthodes d’implication de la déchiffrabilité n’étant pas significatives, nous pouvons ainsi dire que le taux de déchiffrabilité ne semble pas intervenir dans la progression des élèves. Cela ne nous permet donc pas de confirmer la préconisation ministérielle qui recommande du 100% déchiffrable tout au long de l’année. En effet, nous n’observons pas de différences notables entre un enfant d’une classe dont le taux de déchiffrabilité commence bas et un enfant d’une classe dont le taux de déchiffrabilité commence haut.

## 5 Annexe



Paramètres	Modèle 1		Modèle 2		Modèle 3	
<b>effets fixes</b>	Estimate	p-valeur	Estimate	p-valeur	Estimate	p-valeur
Phonologie	0.41	2e-16 ***	0.40	2e-16 ***	0.40	2e-16 ***
Compréhension	0.01	0.79	0.02	0.68	0.02	0.73
Décodage	0.10	0.0002 ***	0.11	0.0001 ***	0.11	9.45e-05 ***
ref Cluster A						
Cluster B	-0.37	0.21				
Cluster C	0.19	0.68				
Cluster D	0.33	0.23				
Pente Cluster			-0.01	0.83		
Intercept Cluster			0.003	0.78		
Pente Classe					0.01	0.79
Intercept Classe					0.009	0.42
<b>effets aléatoires</b>						
Id Classe (Variance)	0.11		0.17		0.17	
Id Question(Variance)	1.01		1.02		1.02	

Table 8: Résultat Régressions pour Phonologie2

Parametres	Modèle 1		Modèle 2		Modèle 3	
<b>effets fixes</b>	Estimate	p-valeur	Estimate	p-valeur	Estimate	p-valeur
Phonologie	0.03	0.47	0.024	0.59	0.02	0.63
Comprehension	0.30	4.23e-11 ***	0.30	4.67e-11 ***	0.30	1.55e-10 ***
Decodage	0.05	0.06 .	0.053	0.05 .	0.05	0.06 .
ref Cluster A						
Cluster B	-0.48	0.02 *				
Cluster C	0.02	0.96				
Cluster D	-0.29	0.096 .				
Pente Cluster			-0.05	0.15		
Intercept Cluster			-0.01	0.08 .		
Pente Classe					-0.026	0.27
Intercept Classe					-0.01	0.08 .
<b>effets aléatoires</b>						
Id Classe (Variance)	0.008		0.03		0.03	
Id Question(Variance)	1.05		1.05		1.05	

Table 9: Résultat Régressions pour Compréhension2

Parametres	Modèle 1		Modèle 2		Modèle 3	
<b>effets fixes</b>	Estimate	p-valeur	Estimate	p-valeur	Estimate	p-valeur
Phonologie	0.097	0.0004 ***	0.097	0.0004 ***	0.098	0.0004 ***
Comprehension	0.10	0.001 **	0.10	0.001 **	0.1	0.001 **
Decodage	0.24	2e-16 ***	0.24	2e-16 ***	0.24	2e-16 ***
ref Cluster A						
Cluster B	0.16	0.50				
Cluster C	-0.20	0.58				
Cluster D	0.24	0.28				
Pente Cluster			0.01	0.74		
Intercept Cluster			0.007	0.36		
Pente Classe					0.01	0.21
Intercept Classe					0.01	0.59
<b>effets aléatoires</b>						
Id Classe (Variance)	0.46		0.46		0.46	
Id Question(Variance)	0.087		0.088		0.076	

Table 10: Résultat Régressions pour Décodage2

Parametres	Modèle 1		Modèle 2		Modèle 3	
<b>effets fixes</b>	Estimate	p-valeur	Estimate	p-valeur	Estimate	p-valeur
Phonologie	0.19	3.24e-08 ***	0.19	2.99e-08 ***	0.19	2.85e-08 ***
Comprehension	0.16	8.67e-05 ***	0.16	9.36e-05 ***	0.16	9.12e-05 ***
Decodage	0.27	2e-16 ***	0.27	2e-16 ***	0.27	2e-16 ***
ref Cluster A						
Cluster B	0.37	0.40				
Cluster C	-0.2	0.77				
Cluster D	0.26	0.53				
Pente Cluster			0.03	0.64		
Intercept Cluster			0.01	0.47		
Pente Classe					0.01	0.79
Intercept Classe					0.009	0.42
<b>effets aléatoires</b>						
Id Classe (Variance)	0.33		0.34		0.31	
Id Question(Variance)	2.32		2.32		2.32	

Table 11: Résultat Régressions pour Encodage2



## References

- [1] Laboratoire de Psychologie et NeuroCognition. La recherche lili cp. <https://lpnc.univ-grenoble-alpes.fr/La-recherche-Lili-CP>, Août 2019.
- [2] Kate Nation Anne Castles, Kathleen Rastle. Ending the reading wars: Reading acquisition from novice to expert. <https://doi.org/10.1177/1529100618772271>, June 2018.
- [3] Colin Price Ruth Price-Mohr. A comparison of children aged 4–5 years learning to read through instructional texts containing either a high or a low proportion of phonically-decodable words. Early Childhood Education Journal, 1–9, September 2019.
- [4] Goigoux R. Etude de l’influence des pratiques d’enseignement de la lecture et de l’écriture sur la qualité des apprentissages. <http://ife.ens-lyon.fr/ife/recherche/lire-ecrire/rapport/rapport-lire-et-ecrire>, 2016.
- [5] Datacamp. kmeans: K-means clustering. <https://www.rdocumentation.org/packages/stats/versions/3.6.2/topics/kmeans>.
- [6] Datacamp. glmer: Fitting generalized linear mixed-effects models. <https://www.rdocumentation.org/packages/lme4/versions/1.1-26/topics/glmer>.