

المدرسة الوطنية العليا للإعلام الألي المدرسة الوطنية العليا المالاجة المالاجة المالاجة للإعلام الألي المالاجة كالمالية المالية المالي

Rapport TP ACP - ANAD

Option : Systèmes d'Information et Technologies (SIT2)

Sujet: ACP pour le PV de 1CS S1 de la promotion 2021

Auteurs:

- ABDELKEBIR ACHRAF

- MAKHLOUFI AYMEN

Proposé par :

Mme HAMDAD Leila

Table des matières:

Table des matières:	2
1. Introduction	3
1.1. Objectif de l'analyse	3
1.2. Présentation des données et contexte de l'étude	3
2. Préparation des Données	4
2.1. Fusion des fichiers de données	4
2.2. Prétraitement : Filtrage et nettoyage	5
2.3. Pondération des variables et Normalisation des données	7
• SYS1 : 5	7
● RES1 : 4	7
• ANUM : 4	7
• RO: 3	7
• ORG : 3	7
• LANG1 : 2	7
• IGL : 5	7
• THP : 4	7
3. Analyse en Composantes Principales	8
Résultats globaux	8
Interprétation des variables	8
Projection des individus	8
Visualisation	9
Visualisation personnalisée	11
4. Gestion des données aberrantes	12
4.1. Détection des valeurs aberrantes via Z-scores	12
4.1. Réalisation d'une nouvelle ACP	12
5. Analyse des résultats	14
5.1. Projection des individus et des variables	14
5.2. Mise en évidence ma projection dans biplot	14
5.3 Visualisation par spécialité	16

1. Introduction

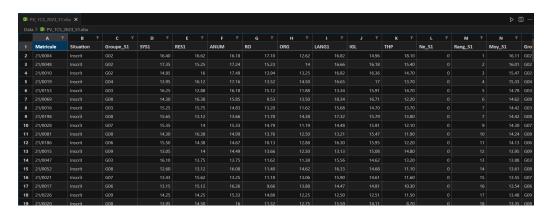
1.1. Objectif de l'analyse

L'objectif de cette analyse est d'appliquer une Analyse en Composantes Principales (ACP) sur les Procès-Verbaux (PVs) de délibération afin d'explorer les données, identifier les corrélations entre les modules et les étudiants, et vérifier la conformité des résultats aux spécialités attribuées. Cette étude permet également de détecter les données aberrantes, de les traiter et de visualiser les groupes formés par spécialité.

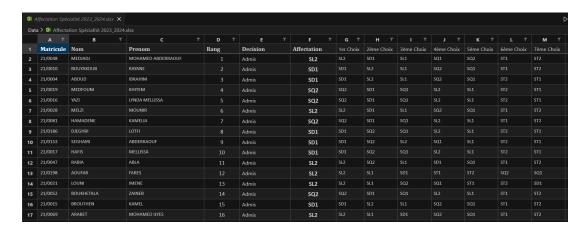
1.2. Présentation des données et contexte de l'étude

Les données utilisées dans cette étude proviennent de deux fichiers distincts :

 PV_1CS_2023_S1.xlsx: Ce fichier contient les informations académiques des étudiants inscrits en première année de cycle supérieur (1CS), telles que les matricules, les groupes, les notes obtenues dans différents modules (ex. SYS1, RES1, ANUM), et d'autres détails comme le rang et la moyenne semestrielle.



2. **Affectation Spécialité 2023_2024.xlsx** : Ce fichier recense les spécialités attribuées aux étudiants en fonction de leurs choix et de leur rang. Il comprend également les décisions d'admission et les préférences exprimées par les étudiants pour diverses spécialités.



Ces données permettent d'explorer la relation entre les performances académiques des étudiants et leur spécialité attribuée, de visualiser les groupes formés, et d'examiner si les résultats observés sont cohérents avec les compétences requises pour chaque spécialité.

2. Préparation des Données

2.1. Fusion des fichiers de données

Pour effectuer l'analyse, les deux fichiers de données ont été fusionnés en utilisant le matricule comme clé commune. Cette opération a permis d'associer les informations académiques des étudiants (notes, groupes, etc.) avec leur spécialité attribuée et leurs choix.

```
library(FactoMineR)
library(factoextra)
library(ggplot2)
library(openxlsx)
# Étape 1 : Charger les données
current_dir <- getwd()</pre>
file_path1 <- paste0(current_dir, "/Data/Affectation Spécialité 2023_2024.xlsx")
file_path2 <- paste0(current_dir, "/Data/PV_1CS_2023_S1.xlsx")</pre>
data <- read.xlsx(file_path2)</pre>
affectation_data <- read.xlsx(file_path1)</pre>
head(data)
head(affectation_data)
by = "Matricule", all.x = TRUE
merged_data <- merge(data, affectation_data[, c("Matricule", "Affectation")],</pre>
# Afficher un aperçu des données fusionnées
head(merged_data)
# Save marged_data as csv in data folder
 write.csv(merged_data, file = "Data/Output1_merged_data.csv", row.names = FALSE)
```

La fusion a été réalisée en tant que jointure gauche (left join) afin de conserver tous les étudiants présents dans le fichier académique, même si leur spécialité n'était pas initialement renseignée. Cela garantit que l'analyse inclut tous les étudiants inscrits. le résultat de cette opération a été enregistré dans le fichier *Output1_merged_data.csv*.

2.2. Prétraitement : Filtrage et nettoyage

Le prétraitement des données a consisté à :

1. Filtrer les données :

 Seuls les étudiants en situation "Inscrit" ont été conservés. Les cas d'abandon ou de congé académique ont été exclus.

2. Nettoyage:

- Les colonnes non pertinentes pour l'analyse, telles que "Situation",
 "Groupe S1", "Rang S1", "Moy S1", et "Groupe S2", ont été supprimées.
- Les valeurs manquantes dans la colonne "Affectation" ont été remplacées par "NonAdmis2CS".
- Le résultat a été enregistré dans le fichier *Output2_preprocessed_data.csv.*

3. Création d'index unique :

- Un identifiant unique a été généré en combinant le matricule et la spécialité pour faciliter le suivi des individus dans l'analyse.
- Le résultat a été enregistré dans le fichier Output2_preprocessed_data.csv.

```
# Création d'un index unique pour chaque ligne du dataframe

# Combiner les colonnes "Matricule" et "Affectation" pour créer une nouvelle colonne "Index"

# Utilisation de paste pour concatener les deux colonnes avec un underscore comme séparateur

filtered data$Index <- paste(filtered data$Matricule, filtered data$Affectation, sep = "")

# La colonne "Index" devient l'identifiant unique pour chaque ligne du dataframe pour nous aider aprés dans la vis

rownames(filtered_data) <- filtered_data$Index

# Supprimer les colonnes "Matricule", "Affectation", "Index" et "Ne S1" si elles ne sont plus nécessaires

filtered data <- filtered data], !colnames(filtered data) %in% c('Matricule", "Affectation", "Index", "Ne S1")]

# Afficher un aperçu des données pour s'assurer que l'index est bien défini

head(filtered_data)

# Enregistrer le dataframe modifié dans un fichier CSV avec row.names=TRUE pour inclure l'index

write.csv(filtered data, file = "Data/Output3 indexed data.csv", row.names = TRUE)
```

```
Data > III Output3_indexed_data.csv > 1 data
       "", "SYS1", "RES1", "ANUM", "RO", "ORG", "LANG1", "IGL", "THP"
       "18/0044 ST2",8.59,7.62,6.98,8.02,11.15,13.91,11.39,3.2
       "18/0166 SL1",12.95,13.12,11.84,11.12,10.88,12.8,11.61,9.8
       "19/0124 NonAdmis2CS",6.13,7.12,8.84,7.88,11.31,12.58,8.65,4.3
       "19/0184 ST1",9.47,10.38,10.68,9.27,11.26,12.84,10.01,9.1
       "19/0201_ST2",9.09,9.12,7.4,8.07,8.5,13.99,11.98,4.9
       "20/0012 SL1",11.33,15,12.34,10.47,13.69,15.42,15.05,7.6
       "20/0019 NonAdmis2CS",4.01,6.62,10.99,4.93,11.19,5,13.1,2
       "20/0046_NonAdmis2CS",5.35,9.88,8.55,9.47,9.56,14.67,13.67,7.1
       "20/0048 ST1",9.21,12,10.92,8.55,11.69,14.44,12.32,6.1
       "20/0057 SD1",10.1,10,14.42,11.06,11.38,12.01,12.06,9.4
       "20/0082_ST2",9.55,5.75,11.99,7.43,10.75,13.44,11.04,8.5
       "20/0118 ST1",8.45,9.12,10.07,6.08,12,11,13.4,5.6
 13
       "20/0122 NonAdmis2CS", 6.82, 6.38, 10, 5.17, 9.94, 8.76, 9.73, 6.3
       "20/0149_SQ1",8.75,9.25,9.73,7.91,12.62,10.5,11.39,8.1
       "20/0162 ST2",8.45,8.38,8.98,6.38,13.12,16.05,11.71,6.5
```

Ces étapes ont permis d'obtenir un jeu de données propre et cohérent, prêt pour les analyses statistiques.

2.3. Pondération des variables et Normalisation des données

La pondération des variables a été effectuée afin d'ajuster l'importance relative de chaque module dans l'analyse. Les coefficients attribués à chaque module sont les suivants:

SYS1:5
RES1:4
ANUM:4
RO:3
ORG:3
LANG1:2
IGL:5
THP:4

Ces coefficients ont été utilisés pour multiplier les valeurs des colonnes correspondantes, modifiant ainsi l'impact de chaque module dans l'analyse finale.

```
# Définir les coefficients des modules

coefficients <- c(SYS1 = 5, RES1 = 4, ANUM = 4, RO = 3, ORG = 3, LANG1 = 2, IGL = 5, THP = 4)

# Appliquer la pondération aux colonnes correspondantes

for (module in names(coefficients)) {

filtered_data[[module]] <- filtered_data[[module]] * coefficients[module]

}
```

Ensuite, les données ont été normalisées à l'aide de la fonction <code>scale()</code>, ce qui permet de standardiser les variables, les transformant en une échelle commune de manière à ce qu'elles aient toutes une moyenne de 0 et un écart-type de 1. Cette étape est cruciale pour l'ACP, car elle évite que les variables avec des échelles différentes dominent l'analyse.

```
# Normaliser les données pondérées
normalized_data <- scale(filtered_data)

head(normalized_data)

# Enregistrer les données normalisées dans un fichier CSV

write.csv(normalized_data, file = "Data/Output4 normalized_data.csv", row.names = TRUE)

102
```

```
Data > ■ Output4.normalized_data.csv > □ data

"","SYS1","RES1","ANLM","RO","ORG","LANG1","IGL","THP"

2 "18/0044_512", -0.938349316514097, -1.38974235976238, -2.09145294556657, -0.575687368299996, -0.309455587417951, 0.464680891970651, -0.9403133849182, -2.12

3 "18/1066_$121", 0.943764997902117, 0.8893938839245966, 0.0141793420038414, 0.734526825954464, -0.53647375566454, 0.0126790046205894, -0.804113570977246, 0.46

4 "19/0124_NonAdmis2CS", -2.00027614955627, -1.58916792276313, -1.28559367501493, -0.644658331870843, -0.216966699984156, 0.0289673609214922, -1.79465767239737,

5 "19/0216_$12", -0.722510529310403, -0.791465670760101, -1.30948472318394, -0.554554881310408, -2.53759696659484, 0.497257604572457, -0.575950247517684, -1.

7 "20/0012_$12", -0.244447237362147, 1.5537789501282, 0.236808178173637, 0.459804494189819, 1.82619690423514, 1.09796634232974, 1.32555624709178, -0.48157288

8 "20/0019_NonAdmis2CS", -2.33698465759404, -0.488338814998948, -1.41123839999341, 0.0371547543980581, -1.64634041487008, 0.77415966168781, 0.47121195961260

10 "20/0046_NonAdmis2CS", -2.33698465759404, -0.48833881498948, -1.41123839999341, 0.0371547543980581, -1.64634041487008, 0.77415966168781, 0.47121195961260

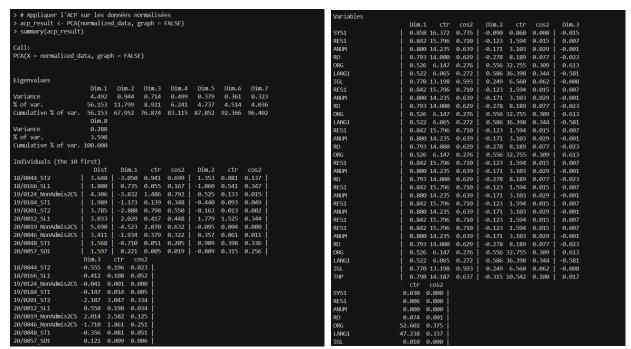
10 "20/0046_S1SI", -0.670709220381516, 0.357225572124268, -0.384417710548583, -0.351683006210302, 0.144580769075225, 0.680591612957616, -0.364559625964845, -0.

12 "20/0057_$SIT, -0.286516179158941, -0.4403676699878766, 1.1318841366399, -0.99167843666598, -0.1160609731874561, -0.30916032322274, -0.5555230424466428, 0.2004062, -0.2004062, -0.2004062, -0.2004062, -0.2004062, -0.2004062, -0.2004062, -0.2004062, -0.2004062, -0.2004062, -0.2004062, -0.2004062, -0.2004062, -0.2004062, -0.2004062, -0.2004062, -0.2004062, -0.2004062, -0.2004062, -0.2004062, -0.2004062, -0.2004062, -0.2004062, -0.2004062, -0.2004062, -0.2004062, -0.2004062, -0.2004062, -0.2004062, -0.2004062, -0.2004062, -0.2004062, -0.2004062, -0.2004062, -0.2004062, -0.2004062, -0.2004062, -0.2004062, -0.2004062, -0.2004062, -0.2004062, -0.2004062, -0.200
```

3. Analyse en Composantes Principales

L'Analyse en Composantes Principales (ACP) a permis d'identifier les dimensions les plus significatives dans les données. Voici un résumé des résultats :

Résultats globaux



• Variance expliquée :

- La première composante principale (Dim.1) explique 56,15 % de la variance totale.
- La deuxième composante (Dim.2) explique 11,80 %.
- Ensemble, les deux premières composantes expliquent 67,95 % de la variance, offrant une bonne réduction dimensionnelle.

Interprétation des variables

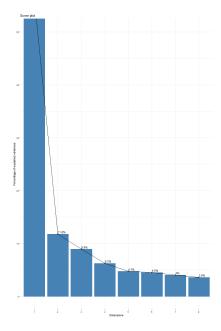
- Les variables SYS1, RES1, ANUM, RO, THP, et IGL contribuent fortement à Dim.1.
- Les variables ORG et LANG1 sont majoritairement associées à Dim.2, avec une contribution significative et des cos2 élevés.

Projection des individus

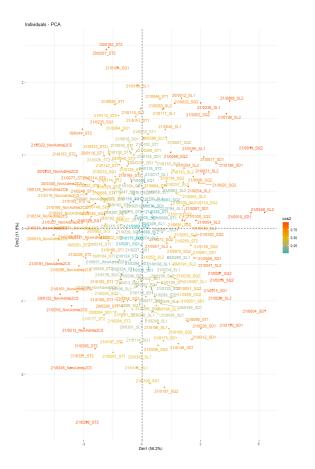
- Les individus ayant des contributions élevées sur Dim.1 sont principalement différenciés par leurs performances dans les modules techniques (exemple : SYS1, RES1, etc.).
- Les individus projetés sur Dim.2 reflètent des compétences linguistiques et organisationnelles.

Visualisation

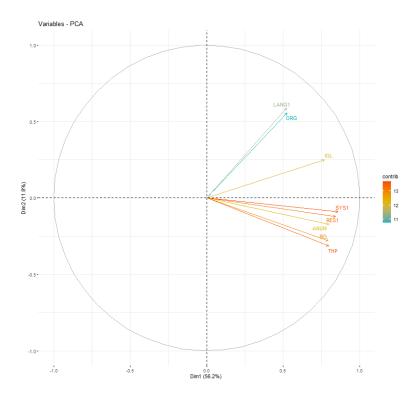
• **Diagramme des éboulis :** Montre une nette diminution après les deux premières composantes, justifiant leur utilisation.



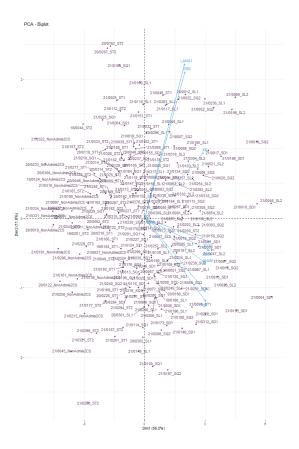
 Nuage des individus : Aide à identifier des groupes d'étudiants ayant des performances similaires.



• **Nuage des variables :** Visualise la relation entre les modules et leurs contributions aux axes principaux.



• **Biplot** : Une combinaison des deux graphiques précédents, le biplot superpose les individus et les variables sur le même plan.



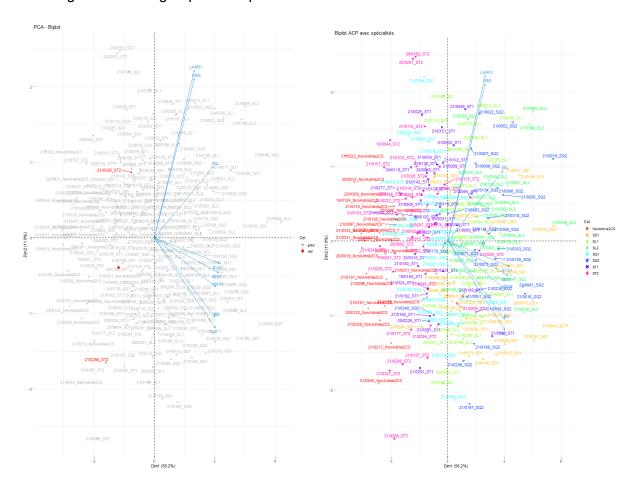
• **Biplot** : Une combinaison des deux graphiques précédents, le biplot superpose les individus et les variables sur le même plan.

Les résultats de l'ACP sont sauvegardés dans le fichier **Data/Result1_acp_result.rds** pour des analyses futures.

Visualisation personnalisée

Le biplot a été enrichi pour offrir une analyse plus détaillée :

- Les individus sont différenciés par des couleurs :
 - Mon binôme et moi-même sont mis en évidence en rouge pour une meilleure identification.
 - ABDELKEBIR Achraf id = 21/0298_ST2
 - MAKHLOUFI Aymen id = 21/0326_ST2
 - Les autres individus apparaissent en gris par défaut.
- Une seconde version colore les individus selon leur spécialité, offrant une vue globale des regroupements par filière.



Ces visualisations facilitent l'interprétation des contributions individuelles et des relations entre les variables tout en soulignant les distinctions spécifiques.

4. Gestion des données aberrantes

La gestion des données aberrantes est une étape cruciale dans l'analyse de données, notamment pour garantir la qualité des résultats obtenus. Dans cette section, nous avons appliqué des techniques pour identifier et éliminer les valeurs aberrantes, en particulier à travers l'utilisation des scores Z, suivie d'une nouvelle réalisation de l'Analyse en Composantes Principales (ACP) sur les données nettoyées.

4.1. Détection des valeurs aberrantes via Z-scores

Pour détecter les valeurs aberrantes, nous avons calculé les Z-scores des individus sur les deux premières composantes principales issues de l'ACP. Un Z-score élevé indique une valeur éloignée de la moyenne, ce qui peut signifier qu'il s'agit d'une donnée aberrante. Nous avons utilisé un seuil de 1,75 pour identifier les individus présentant des scores anormaux.

```
> # Étape 6 : Gestion des données aberrantes ---
> # Identifier les individus avec des scores anormaux sur les composantes prin$
> outlier_scores <- acp_result$ind$coord[, 1:2] # Scores des deux premières co$
> z_scores_outliers <- scale(outlier_scores) # Calcul des z-scores pour les sc$
\rightarrow is_outlier <- apply(z_scores_outliers, 1, function(x) any(abs(x) \rightarrow 1.75))
> # Extraire les indices des individus aberrants
> outlier indices <- which(is outlier)</pre>
> # Afficher les individus identifiés comme aberrants
> outliers <- rownames(normalized_data)[outlier_indices]
> print("Individus aberrants détectés :")
[1] "Individus aberrants détectés :"
> print(outliers)
 [1] "19/0124_NonAdmis2CS" "20/0012_SL1" [4] "20/0122_NonAdmis2CS" "20/0162_ST2"
                                                    "20/0019 NonAdmis2CS"
                                                    "20/0207 ST2"
 [7] "20/0233_NonAdmis2CS" "20/0302_SL1"
                                                    "21/0004 SD1"
[10] "21/0010_SD1"
                            "21/0016_SQ2"
                                                    "21/0019_SQ2"
[13] "21/0022_SQ2"
                            "21/0028 SL2"
                                                    "21/0045 NonAdmis2CS"
[16] "21/0046_ST1"
                            "21/0048_SL2"
                                                    "21/0069_SL2"
[19] "21/0081 SQ2"
                            "21/0100 SQ1"
                                                    "21/0148 SL1"
[22] "21/0153 SD1"
                            "21/0160 SL1"
                                                    "21/0184_SQ1"
[25] "21/0186_SD1"
                            "21/0191 NonAdmis2CS" "21/0197 SQ2"
[28] "21/0198 SL2"
                                                    "21/0236_SL1"
                             "21/0201_ST1"
[31] "21/0288 ST2"
                            "21/0321 ST2"
                                                    "21/0322 NonAdmis2CS"
[34] "21/0331 NonAdmis2CS" "21/0334 NonAdmis2CS"
> # Supprimer les individus aberrants des données normalisées
 cleaned_data <- normalized_data[!rownames(normalized_data) %in% outliers, ]</pre>
```

4.1. Réalisation d'une nouvelle ACP

Après avoir éliminé les individus aberrants, nous avons réappliqué l'ACP sur les données nettoyées. Le résultat montre une distribution des variances similaire à celle obtenue précédemment, avec les premières composantes principales expliquant la majorité de la

variance. En effet, les deux premières composantes expliquent respectivement 45,68% et 11,90% de la variance totale, soit un total cumulé de 57,58%.

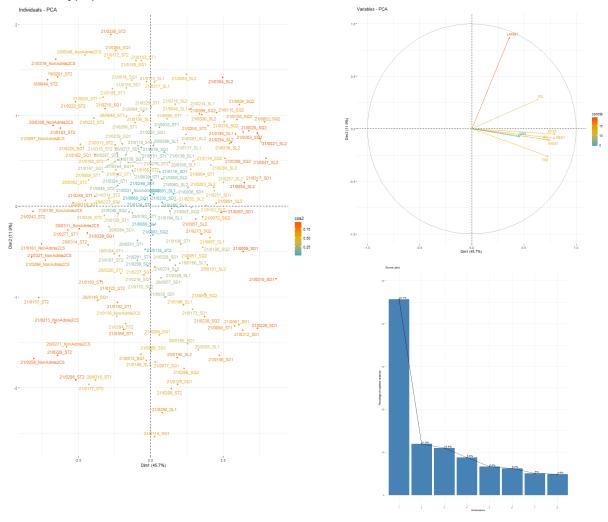
```
> # Réappliquer l'ACP sur les données nettoyées
> acp_result_cleaned <- PCA(cleaned_data, graph = FALSE)
> summary(acp_result_cleaned)
PCA(X = cleaned_data, graph = FALSE)
                                              Dim.1 Dim.2
3.654 0.952
                                                                                                                Dim.5
0.530
                                                                                                                                  Dim.6
0.497
                                                                               Dim.3
                                                                                                 Dim.4
                                                                                                                                                   Dim.7
Variance
                                                               0.952
                                                                               0.875
                                                                                                 0.700
                                                                                                                                                   0.403
                                             45.678 11.900 10.943
45.678 57.579 68.522
% of var.
Cumulative % of var.
                                                                                                              6.620
83.897
                                                                                                                                                  5.038
                                                                                                                                                 95.146
Variance
                                               0.388
% of var. 4.854
Cumulative % of var. 100.000
Individuals (the 10 first)
Dist
                                                                 -3.561 1.875 0.734
1.008 0.150 0.229
                                                                                                                 1.389 1.095 0.112
-0.631 0.226 0.090
18/0044_ST2
18/0166_SL1
                                              4.157
2.107
                                          | 2.107 | 1.008 0.150 0.229 |
| 2.335 | -1.265 0.237 0.294 |
| 4.159 | -3.203 1.517 0.593 |
| 3.880 | -2.269 0.761 0.342 |
| 1.810 | -0.838 0.104 0.214 |
| 1.846 | 0.357 0.019 0.037 |
| 3.085 | -2.141 0.678 0.482 |
| 2.926 | -2.257 0.753 0.595 |
| 2.628 | -1.834 0.498 0.487 |
| Dim.3 ctr cos2 |
| 0.647 0.259 0.024 |
| -1.186 0.868 0.317 |
| -1.670 0.777 0.083 |
                                                                                                                 -0.529 0.159 0.051
1.421 1.147 0.117
1.663 1.570 0.184
0.985 0.551 0.296
-0.793 0.357 0.184
19/0184_ST1
19/0201 ST2
20/0046_NonAdmis2CS
20/0048_ST1
20/0057_SD1
20/0082_ST2
20/0118_ST1
                                                                                                                 0.288 0.047 0.009
0.064 0.002 0.000
20/0149 S01
                                                                                                                 -1.040 0.614 0.157
18/0044_ST2
18/0166_SL1
                                          -0.670 0.277 0.082
-1.731 1.850 0.173
-0.996 0.612 0.066
19/0184_ST1
19/0201 ST2
20/0046_NonAdmis2CS
20/0048_ST1
20/0057_SD1
                                          0.372 0.086 0.042
-0.443 0.121 0.058
20/0082_ST2
20/0118_ST1
                                          -0.492 0.149 0.025
1.540 1.465 0.277
 20/0149_SQ1
```

Variables				
	Dim.1 ctr	cos2 Dim.2	ctr cos2	Dim.3
SYS1	0.799 17.473	0.639 -0.051	0.269 0.003	-0.042
RES1	0.797 17.370	0.635 -0.089	0.834 0.008	-0.119
ANUM	0.747 15.254	0.557 -0.106	1.170 0.011	-0.080
RO	0.737 14.859	0.543 -0.105	1.162 0.011	-0.143
ORG	0.458 5.732	0.209 -0.075	0.587 0.006	0.828
LANG1	0.360 3.553	0.130 0.874	80.307 0.765	-0.130
IGL	0.635 11.052	0.404 0.283	8.401 0.080	0.245
THP	0.733 14.707	0.537 -0.263	7.271 0.069	-0.265
	ctr cos2			
SYS1	0.206 0.002			
RES1	1.625 0.014			
ANUM	0.733 0.006			
RO	2.320 0.020			
ORG	78.309 0.686			
LANG1	1.921 0.017			
IGL	6.866 0.060			
THP	8.020 0.070			
>				
	<u> </u>	·	·	

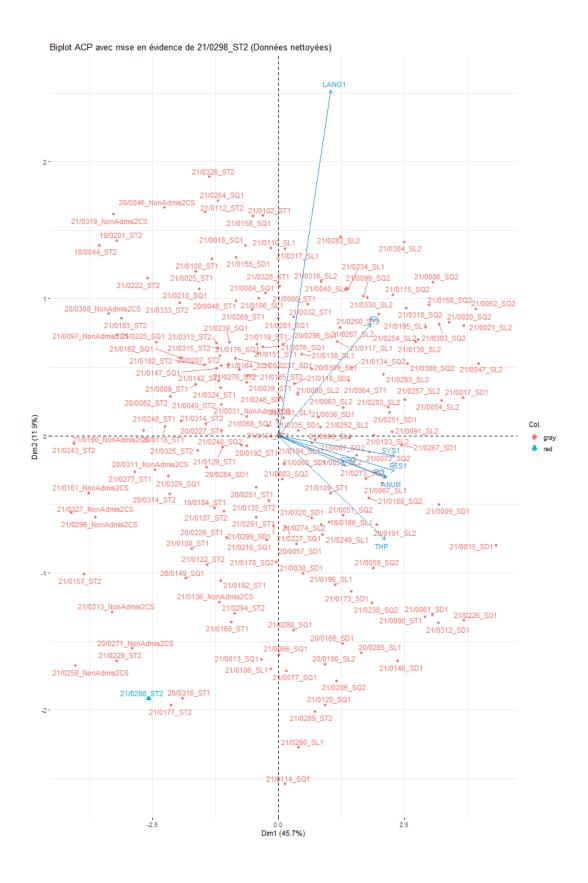
5. Analyse des résultats

5.1. Projection des individus et des variables

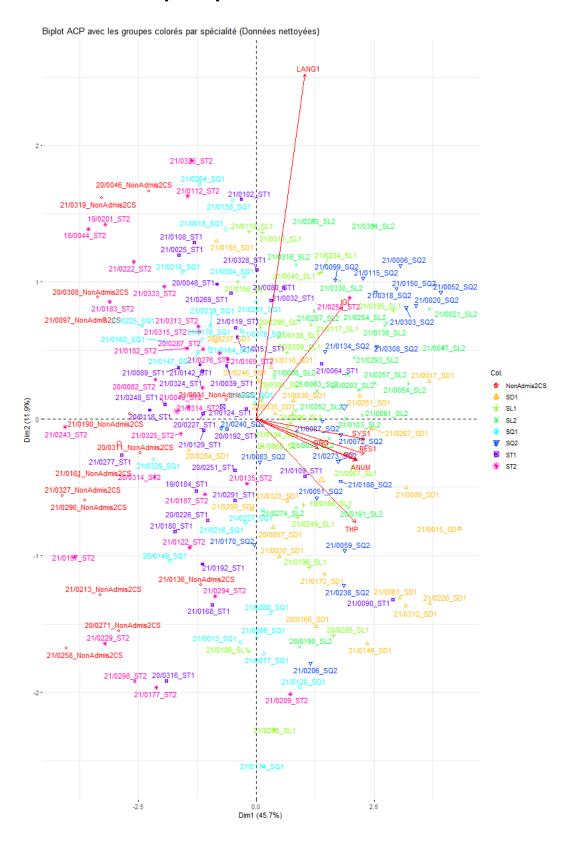
Suite à l'application de l'ACP sur les données nettoyées, nous pouvons observer le positionnement des individus dans l'espace des deux premières composantes principales. Le résumé des résultats montre que la première composante (Dim.1) explique 45.68% de la variance, tandis que la deuxième composante (Dim.2) en explique 11.90%. Ensemble, ces deux premières composantes couvrent près de 57.58% de la variance totale des données. Le biplot issu de cette analyse permet de visualiser les individus par rapport à ces composantes principales, et de détecter ceux qui se regroupent ou qui présentent des valeurs atypiques.



5.2. Mise en évidence ma projection dans biplot



5.3. Visualisation par spécialité



Conclusion Générale

L'analyse réalisée sur les données du fichier **1CS S1** a permis de mettre en évidence certaines relations entre les performances des étudiants et leurs spécialités attribuées. Toutefois, les résultats montrent que cette dataset limitée, ne prenant en compte que les notes du premier semestre de la première année (1CS S1), ne permet pas de visualiser de manière suffisamment complète les compétences de chaque individu ni de relier de manière précise ces compétences à leur spécialité.

En effet, les performances des étudiants sur une seule période, sans tenir compte de l'évolution de leurs compétences au fil de l'année, ne fournissent qu'une vision partielle de leur profil académique. De plus, les spécialités attribuées dépendent de multiples facteurs, dont les performances sur l'ensemble de l'année scolaire et pas seulement sur un seul semestre.

Pour obtenir une évaluation plus précise des compétences des étudiants et mieux comprendre leur adéquation avec leur spécialité, il serait nécessaire d'intégrer l'ensemble de leurs notes, y compris celles des semestres suivants. Cette approche plus complète permettrait d'effectuer une analyse plus précise et plus significative des relations entre les performances des étudiants et leurs spécialités. En somme, l'utilisation de toutes les données de la première année jusqu'à la fin du dernier semestre de 1CS serait essentielle pour une visualisation plus fidèle et une interprétation plus complète des compétences individuelles et des regroupements par spécialité.