

Profil cognitif des aphantasiques : étude exploratoire des stratégies de compensation spatiales et abstraites

Simulation de données et analyses prévisionnelles dans le cadre de l'UE 'Data Science'

Maël Delem* Colin Fourment[†] Thomas Junoy[‡]
Guillaume Leal de Almeida[§]

2023-02-11

Contents

1	Introduction	2
1.1	Imagerie visuelle et aphantasie	2
2	Expérience	4
3	Discussion	14
	Références	15
	Annexes	17

*m.delem@univ-lyon2.fr

[†]colin.fourment@univ-lyon2.fr

[‡]thomas.junoy@univ-lyon2.fr

[§]g.leal-de-almeida@univ-lyon2.fr

1 Introduction

1.1 Imagerie visuelle et aphantasie

L'imagerie visuelle, parfois désignée poétiquement comme le fait de "voir dans les yeux de l'esprit", désigne l'expérience visuelle quasi-perceptive d'images mentales en l'absence du stimulus externe correspondant (Monzel et al., 2022; Pearson, 2019). L'imagerie visuelle est considérée par la plupart des gens comme un élément central de leur vie mentale quotidienne, dans la mémorisation et la récupération d'informations sur des lieux, des objets ou des personnes connus, dans le vagabondage mental et la rêverie, voire plus généralement dans la créativité (A. Zeman et al., 2015). Il a été démontré qu'elle joue un rôle prépondérant dans de nombreux processus cognitifs, tels que la mémoire autobiographique, la mémoire épisodique et la prospection d'événements futurs (Greenberg & Knowlton, 2014), la mémoire de travail visuelle (Pearson, 2019).

Cependant, il a été démontré qu'il pouvait exister une grande variabilité interindividuelle dans l'imagerie visuelle, et que certaines personnes pouvaient même en être totalement dépourvues. L'une des toutes premières études sur l'imagerie visuelle, une enquête menée par Sir Francis Galton en 1880, a apporté les premiers témoignages de la grande variété de la capacité des gens à produire des images mentales. Son "enquête sur la table du petit-déjeuner" invitait les participants à visualiser leur table du matin et à évaluer "l'illumination, la définition et la coloration" des images mentales qu'ils en avaient. À son grand étonnement, il a découvert que certaines personnes interrogées, parmi lesquelles beaucoup de ses collègues, dans ses termes des "hommes de science", ont protesté que l'imagerie mentale leur était inconnue - tout comme les daltoniens ne pouvaient pas concevoir la nature de la couleur, ces personnes ne pouvaient pas concevoir la nature de l'imagerie mentale (Galton, 1880).

Il est intéressant de noter que, bien qu'il y ait eu une résurgence des recherches et des débats sur l'imagerie mentale à la fin du siècle qui a suivi (e.g. Kosslyn et al. (1995); Pylyshyn (2002); Reisberg et al. (2002)), cette condition d'"imagination aveugle" n'a pas suscité beaucoup d'attention. Une exception notable est Faw (2009), qui a soulevé le fait que les théories des chercheurs sur l'imagerie pourraient être fortement biaisées par leur propre expérience subjective de celle-ci. Il a indiqué que les "non-visualiseurs", ignorés par la recherche jusqu'à présent, pourraient représenter 2 à 3 % des personnes, selon son enquête ($N = 2500$). En 2010, Zeman et al. ont rapporté le cas d'un patient qui a perdu la capacité de produire des images mentales après avoir subi une intervention chirurgicale (A. Z. J. Zeman et al., 2010). L'article a attiré l'attention du public après un reportage dans le magazine *Discovery* (Zimmer, 2010) : bien qu'il s'agisse apparemment d'imagination aveugle "acquise", l'article a conduit de nombreuses personnes à se reconnaître dans cette condition et à contacter l'équipe pour témoigner de leur expérience, avec la différence importante qu'elles avaient toujours eu cette absence d'imagerie. En décrivant leurs cas, Zeman et al. (2015) ont créé le terme "*aphantasie*" pour décrire l'absence d'imagerie mentale.

L'aphantasie, en tant que terme et phénomène, a attiré l'attention des médias et a entraîné une augmentation importante du nombre de personnes signalant leur cas d'imagerie extrême (Monzel et al., 2022). Les études à grande échelle sur les extrêmes de l'imagerie visuelle

suggèrent une prévalence de 2-4% d'aphantasie dans la population générale (Dance et al. (2022) : $N = 1004$; Dawes et al. (2020) : $N = 715$; Faw (2009) : $N = 2500$; Palermo et al. (2022) : $N = 490$; Takahashi et al. (2022): $N = 2885$; A. Zeman et al. (2020)) avec de nombreuses variations (entre 0,5 et 11%) selon les seuils choisis pour caractériser l'affection. L'étude de l'aphantasie est récente, et bien qu'il n'existe pas actuellement de " profil " clairement défini des individus aphantasiques, la recherche a lentement assemblé plusieurs caractéristiques associées à cette condition.

2 Expérience

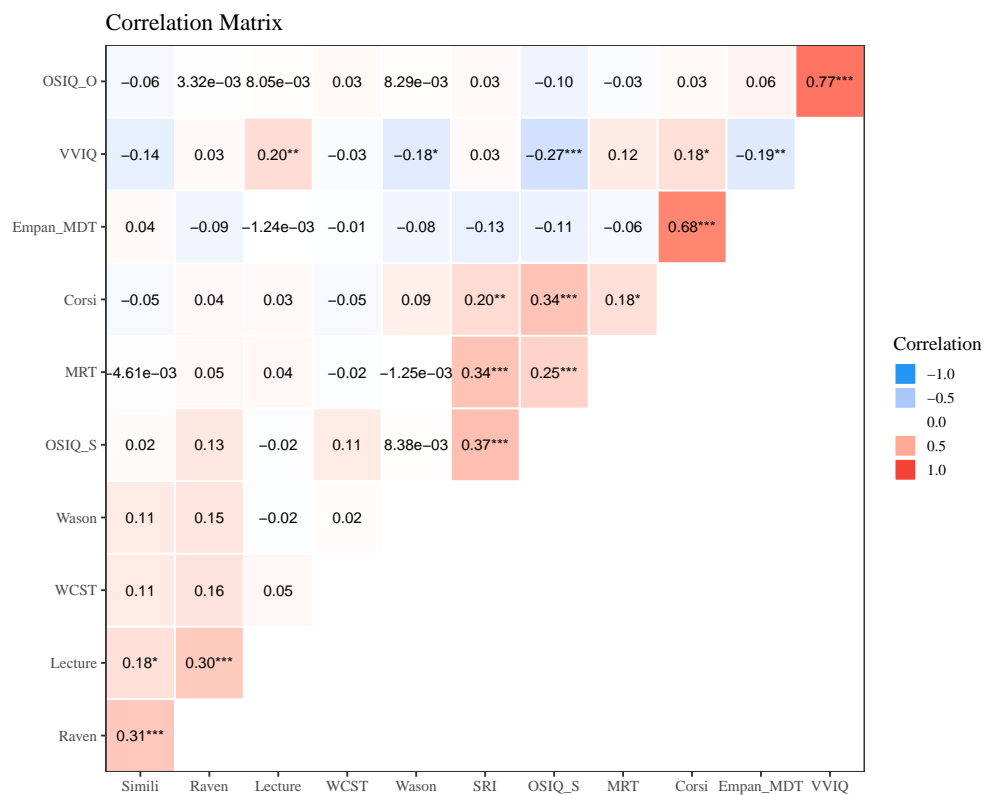


Figure 1: Matrice de corrélation entre les variables mesurées.

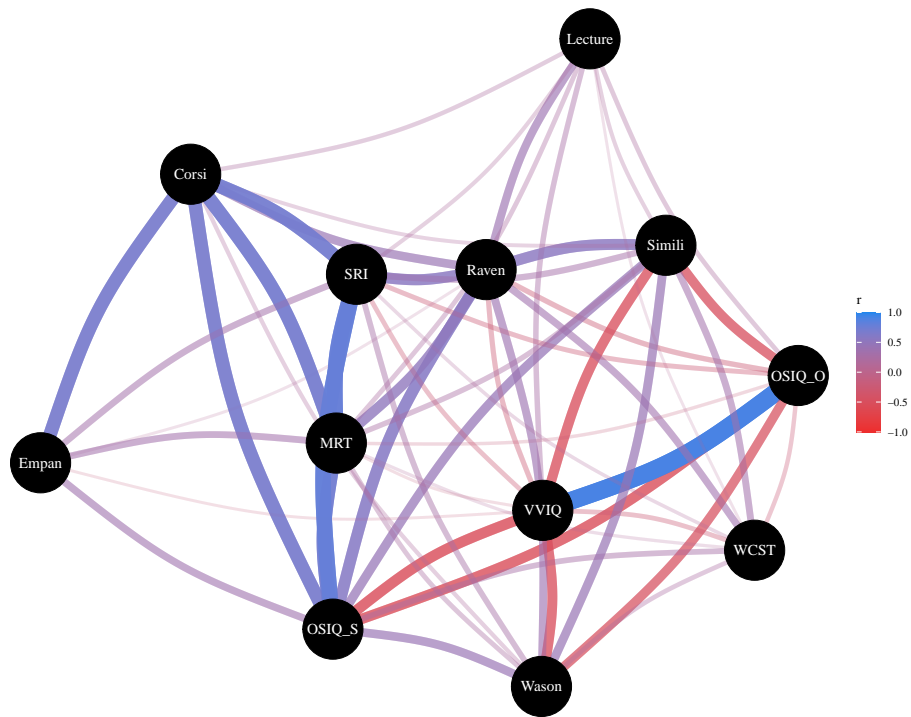


Figure 2: Graphique en réseau représentant l'intensité des corrélations entre les variables.

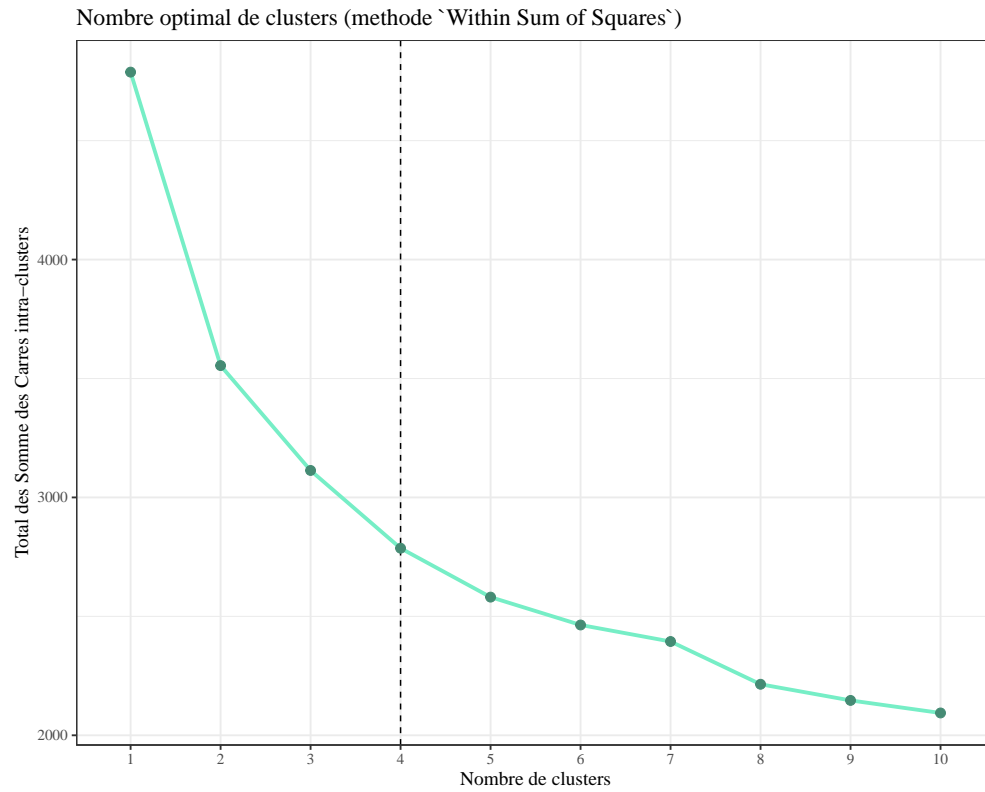


Figure 3: Graphique représentant l'évaluation du nombre idéal de clusters par la méthode 'Within Sum of Squares'

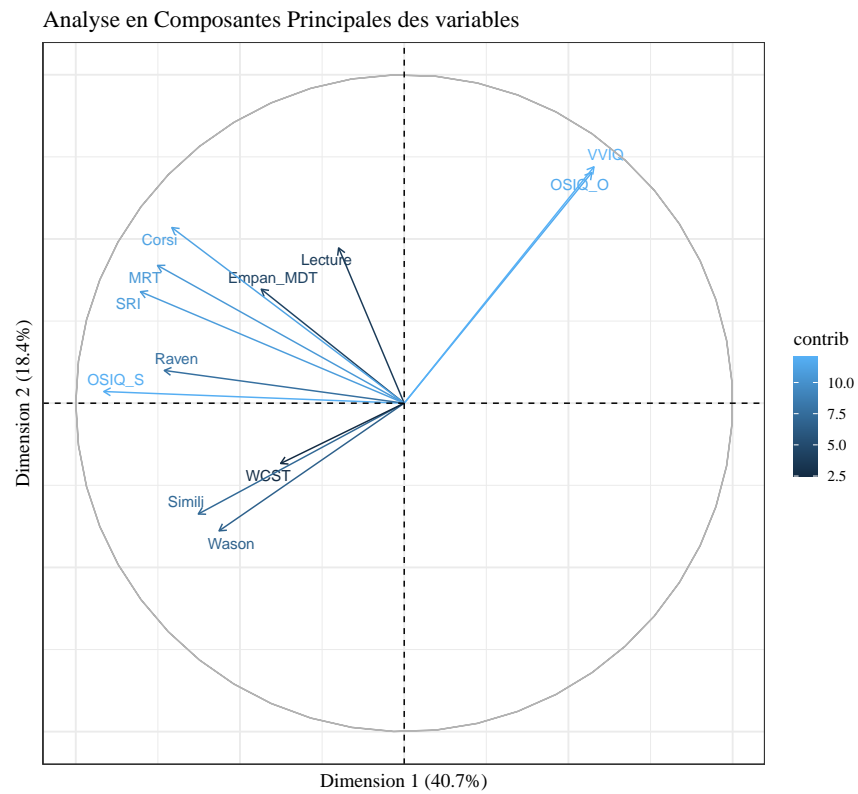


Figure 4: Représentation de l'analyse en composantes principales des variables mesurées.

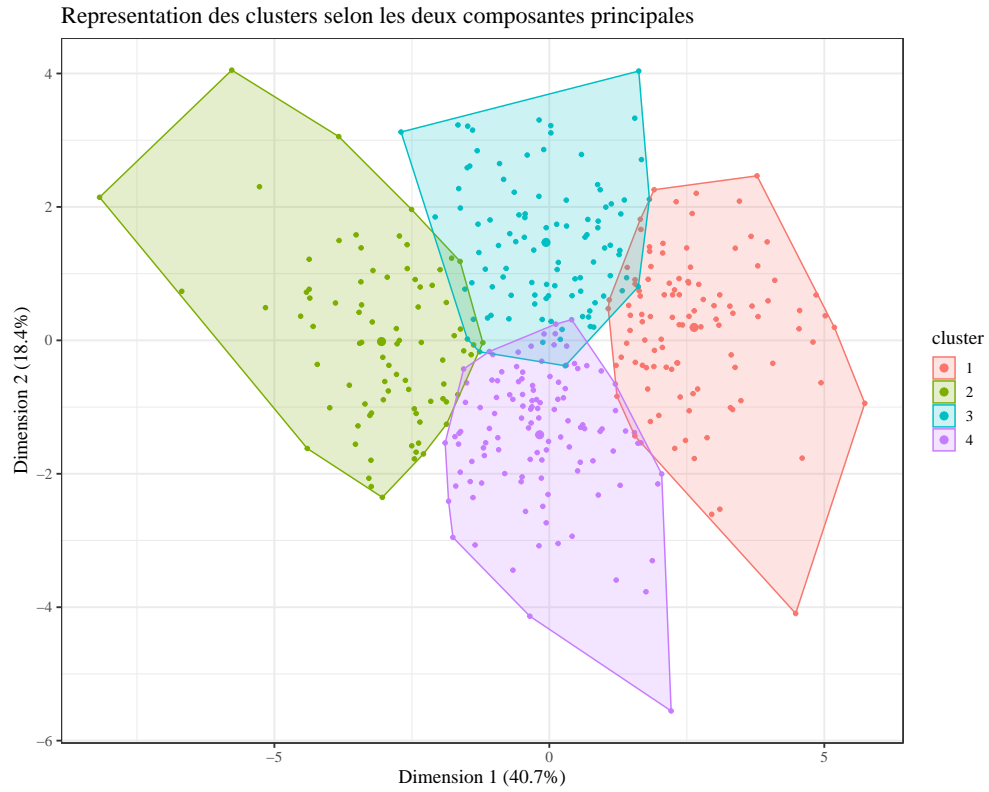


Figure 5: Représentation des clusters reconnus par la méthode des 'k-means', selon les deux composantes principales de l'ACP.

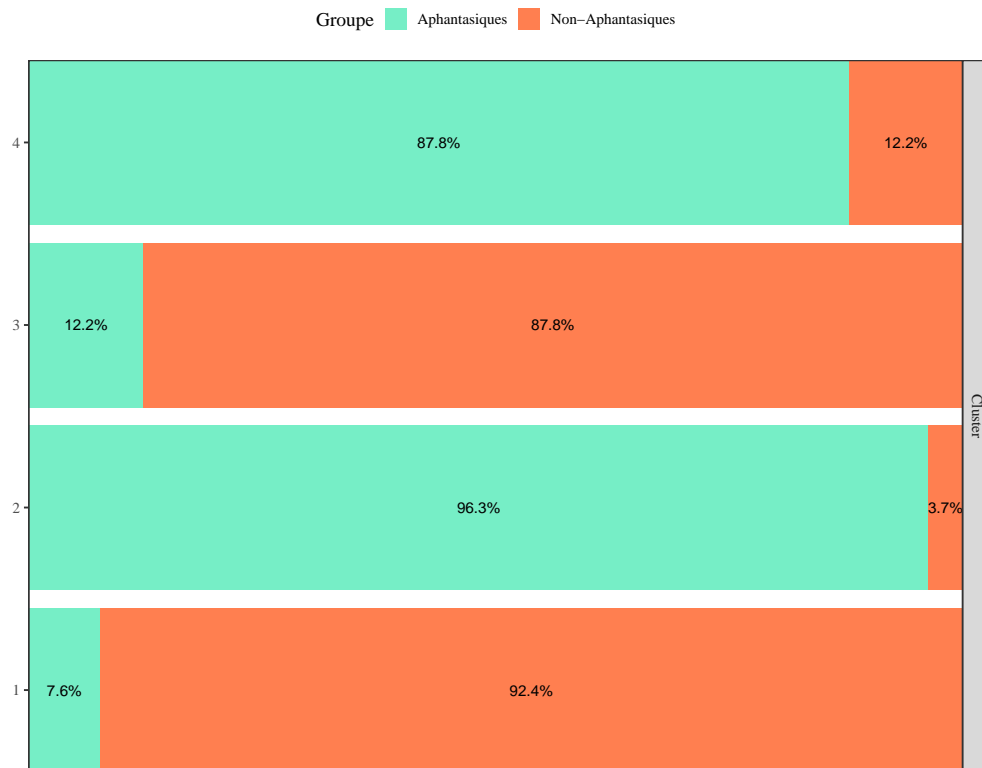


Figure 6: Répartition des groupes par cluster.

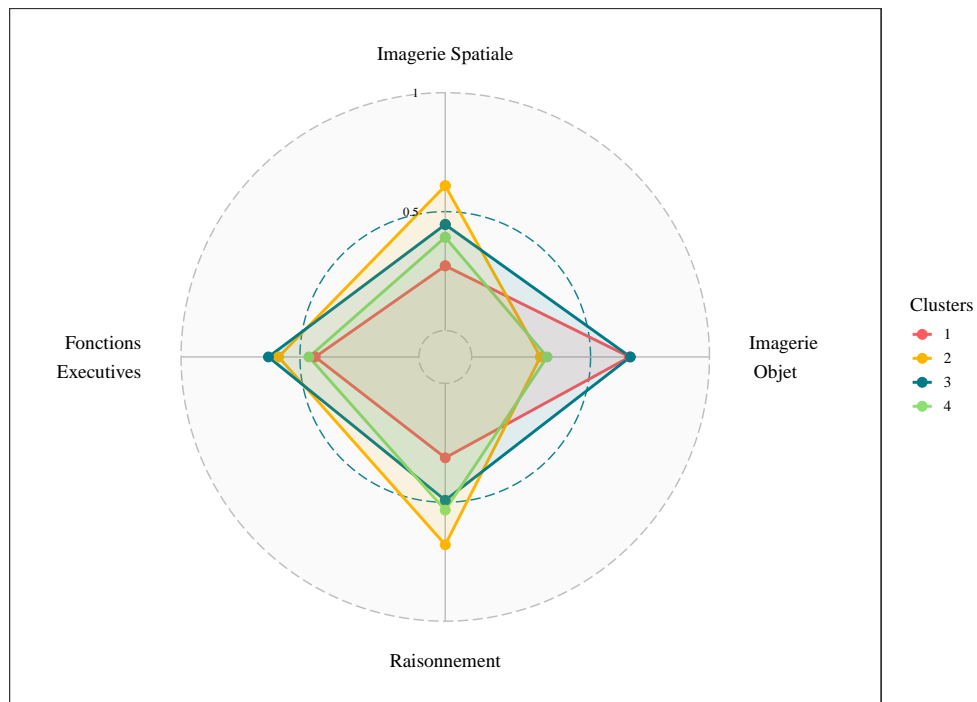


Figure 7: Diagramme représentant les profils cognitifs associés à chaque cluster, selon quatre dimensions principales : l'imagerie visuelle-objet, l'imagerie visuo-spatiale, le raisonnement et les fonctions exécutives.

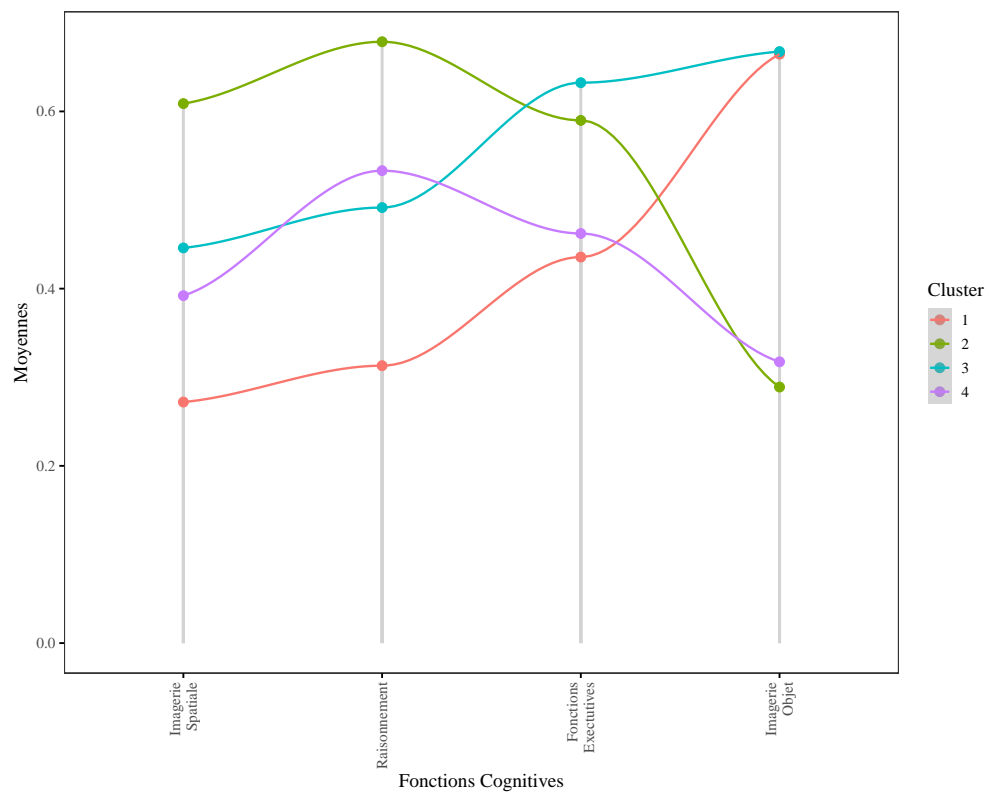


Figure 8: Représentation alternative des profils cognitifs associés aux clusters.

[1] FALSE

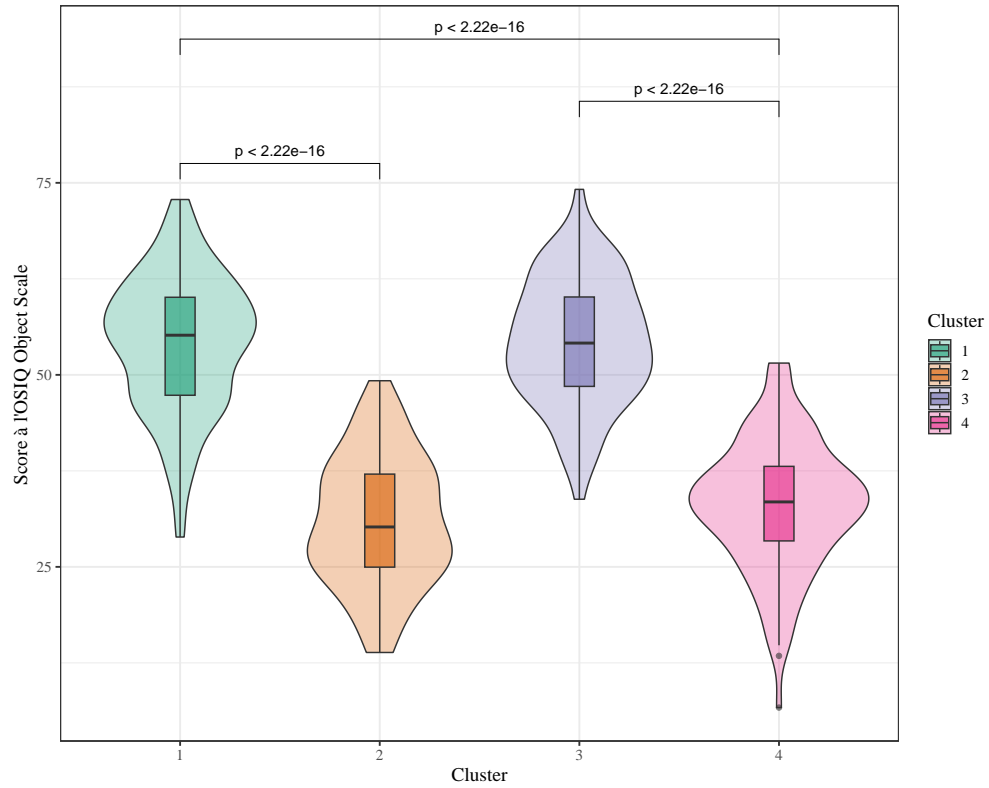


Figure 9: Comparaison des moyennes de score d'imagerie visuelle-objet entre les quatre groupes identifiés.

[1] FALSE

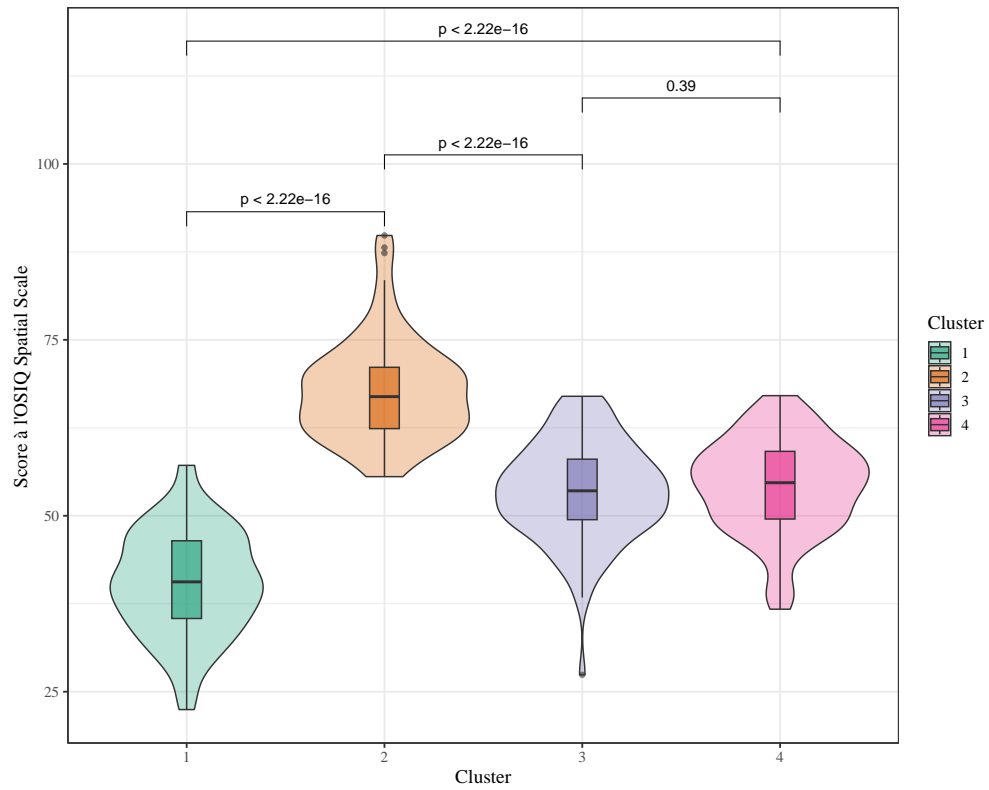


Figure 10: Comparaison des moyennes de score d'imagerie visuospatiale entre les quatre groupes identifiés.

3 Discussion

Références

- Dance, C. J., Ipser, A., & Simner, J. (2022). The prevalence of aphantasia (imagery weakness) in the general population. *Consciousness and Cognition*, 97, 103243. <https://doi.org/10.1016/j.concog.2021.103243>
- Dawes, A. J., Keogh, R., Andrillon, T., & Pearson, J. (2020). A cognitive profile of multi-sensory imagery, memory and dreaming in aphantasia. *Scientific Reports*, 10(1, 1), 10022. <https://doi.org/10.1038/s41598-020-65705-7>
- Faw, B. (2009). *Conflicting Intuitions May Be Based On Differing Abilities*. 25.
- Galton, F. (1880). I.—STATISTICS OF MENTAL IMAGERY. *Mind*, os-V(19), 301–318. <https://doi.org/10.1093/mind/os-V.19.301>
- Greenberg, D. L., & Knowlton, B. J. (2014). The role of visual imagery in autobiographical memory. *Memory & Cognition*, 42(6), 922–934. <https://doi.org/10.3758/s13421-014-0402-5>
- Kosslyn, S. M., Behrmann, M., & Jeannerod, M. (1995). The cognitive neuroscience of mental imagery. *Neuropsychologia*, 33(11), 1335–1344. [https://doi.org/10.1016/0028-3932\(95\)00067-D](https://doi.org/10.1016/0028-3932(95)00067-D)
- Monzel, M., Mitchell, D., Macpherson, F., Pearson, J., & Zeman, A. (2022). Aphantasia, dysikonesia, anauralia: Call for a single term for the lack of mental imagery—Commentary on Dance et al. (2021) and Hinwar and Lambert (2021). *Cortex*, 150, 149–152. <https://doi.org/10.1016/j.cortex.2022.02.002>
- Palermo, L., Boccia, M., Piccardi, L., & Nori, R. (2022). Congenital lack and extraordinary ability in object and spatial imagery: An investigation on sub-types of aphantasia and hyperphantasia. *Consciousness and Cognition*, 103, 103360. <https://doi.org/10.1016/j.concog.2022.103360>
- Pearson, J. (2019). The human imagination: The cognitive neuroscience of visual mental imagery. *Nature Reviews Neuroscience*, 20(10, 10), 624–634. <https://doi.org/10.1038/s41583-019-0202-9>
- Pylyshyn, Z. W. (2002). Mental imagery: In search of a theory. *Behavioral and Brain Sciences*, 25(2), 157–182. <https://doi.org/10.1017/S0140525X02000043>
- Reisberg, D., Pearson, D. G., & Kosslyn, S. M. (2002). Intuitions and introspections about imagery: The role of imagery experience in shaping an investigator’s theoretical views. *Applied Cognitive Psychology*, 17(2), 147–160. <https://doi.org/10.1002/acp.858>
- Takahashi, J., Saito, G., Omura, K., Yasunaga, D., Sugimura, S., Sakamoto, S., Horikawa, T., & Gyoba, J. (2022). *Diversity of aphantasia revealed by multiple assessments of the capability for multi-sensory imagery*. PsyArXiv. <https://doi.org/10.31234/osf.io/pucsm>
- Zeman, A. Z. J., Della Sala, S., Torrens, L. A., Gountouna, V.-E., McGonigle, D. J., & Logie, R. H. (2010). Loss of imagery phenomenology with intact visuo-spatial task performance: A case of “blind imagination.” *Neuropsychologia*, 48(1), 145–155. <https://doi.org/10.1016/j.neuropsychologia.2009.08.024>
- Zeman, A., Dewar, M., & Della Sala, S. (2015). Lives without imagery – Congenital aphantasia. *Cortex*, 73, 378–380. <https://doi.org/10.1016/j.cortex.2015.05.019>
- Zeman, A., Milton, F., Della Sala, S., Dewar, M., Frayling, T., Gaddum, J., Hattersley, A., Heurman-Williamson, B., Jones, K., MacKisack, M., & Winlove, C. (2020). Phantasia—The psychological significance of lifelong visual imagery vividness extremes. *Cortex*, 130,

426–440. <https://doi.org/10.1016/j.cortex.2020.04.003>
Zimmer, C. (2010, March 23). *The Brain: Look Deep Into the Mind's Eye*. Discover Magazine.
<https://www.discovermagazine.com/mind/the-brain-look-deep-into-the-minds-eye>

Annexes

Code complet des analyses :

```
#
# ---- Aphantasia Project - Source code -----
#
# Delem, Fourment, Junoy, Leal De Almeida
# Email : m.delem@univ-lyon2.fr
# Last update : February 11, 2022

# ---- setup -----

# packages
shelf(
  MASS,      # functions and data frame ecosystem
  easystats, # modelling, visualization and reporting ecosystem
  ez,        # analysis and visualization of factorial exp
  rstatix,   # pipe friendly statistical functions
  scale,     # scale functions
  corrr,     # correlations
  lme4,      # mixed models
  lmerTest,  # tests in lmer
  cluster,   # cluster analysis
  factoextra, # multivariate data analysis visualization
  GGally,    # more ggplot2 plots
  ggpubr,    # publication plots
  ggradar,   # radar charts
  ggraph,    # auto graph layout
  igraph,    # network graphs
)

# global theme
theme_set(theme_bw(base_size = 14, base_family = "serif"))

# random seed
set.seed(14051998)

# Simulation des donnees

# definition des variables et groupes
# groupe non-aphantasique
Non_A <- data.frame(
  name = c("OSIQ_0", "OSIQ_S", "VVIQ",
           "Raven", "Simili", "Wason",
```

```

      "Empan_MDT", "WCST", "Lecture",
      "Corsi", "MRT", "SRI"),
mean = c(54.6, 46.2, 63.8,
        20.9, 37.8, 32.2,
        6.43, 32.1, 50.2,
        5.81, 16.5, 35.7),
sd = c(8.45, 9.54, 9.67,
       5.34, 4.25, 3.78,
       2.12, 5.32, 8.89,
       1.87, 3.54, 6.23),
group = ("Non_A") %>% factor(),
n_subjects = 200
)

# groupe aphantasique
Aph <- data.frame(
  name = c("OSIQ_0", "OSIQ_S", "VVIQ",
           "Raven", "Simili", "Wason",
           "Empan_MDT", "WCST", "Lecture",
           "Corsi", "MRT", "SRI"),

  mean = c(32.5, 58.9, 30.2,
           23.6, 42.2, 36.1,
           7.53, 33.8, 48.4,
           6.8, 18.2, 38.5),

  sd = c(8.45, 9.54, 9.67,
         4.24, 6.15, 3.47,
         1.45, 2.62, 9.67,
         1.65, 5.78, 8.21),
  group = ("Aph") %>% factor(),
  n_subjects = 200
)

# dataset fusionné
variables <- bind_rows(Aph, Non_A)
rm(Aph, Non_A)

# liens variables-capacités cognitives
fmodel <- matrix(c( .8, 0, 0, 0, 0, # OSIQ-0 = img objet
                   0, .9, 0, 0, 0, # OSIQ-S = img spatiale
                   .9, 0, 0, 0, 0, # VVIQ = img objet
                   .1, .3, .8, 0, .05, # Raven = raisonnmt > img s/o > flex
                   -.2, 0, .6, 0, .1, # Simili = raisonnmt > flex

```

```

      -.1,    0, .3,    0,    0, # Wason = raisonnement
      0,     0, 0,    .8,    0, # Empan = MDT
    -.1,    0, .2,    0, .6, # WCST = Flex > raisonnement
    .4,     0, .6,    0,    0, # Lecture = img objet > raisonnement
    .1,    .7,  0,    .8,    0, # Corsi = MDT > img s
    .2,   .85,  0,    0,    0, # MRT = img s
    .1,    .9,  0,    0,    0 # SRI = img s
  ),
  nrow=12, ncol=5, byrow=TRUE)

# liens entre capacites cognitives
effect <- matrix(c( 1,-.1,-.1, .2,  0, # img o
  -.1,  1, .3, .2,  0, # img s
 -.1, .3,  1,  0, .2, # raisonnement
  .2, .2,  0,  1,  0, # MDT
  0,  0, .2,  0,  1 # flex
),
  nrow=5, ncol=5, byrow=TRUE)

# fonction de simulation
simulation <- function(variables, fmodel, effect) {

  ### preparatifs ###
  n_variables <- dim(fmodel)[1] # notre nb de mesures/variables (rows)
  n_skills <- dim(fmodel)[2]    # les capacites sous-jacentes evaluees (columns)

  # matrice de poids des erreurs
  errorweight <- (1 - diag(fmodel %*% t(fmodel))) %>%
    abs() %>% # necessaire pour la racine carree
    sqrt() %>% # doit avoir des arguments positifs
    diag()    # recree une matrice diagonalisee

  # initialisation d'un dataframe vide
  data <- data.frame()

  ### simulation ###
  for (i in levels(variables$group)){ # on simule separement chaque groupe

    var_group = variables %>% filter(group == i) # donnees du groupe isolees
    n_subjects = var_group$n_subjects[1]         # nb de sujets dans le groupe
    group = i                                    # nom du groupe

    # generation de scores aleatoires normaux pour chaque capacite cognitive
    randomscores <- matrix(rnorm(n_subjects * (n_skills)),

```

```

        nrow = n_subjects,
        ncol = n_skills)
# ponderation par la matrice d'effets = les scores sont desormais correles
# entre eux
skillscores <- randomscores %*% effect

# genere les valeurs standardisees des mesures/variables grace a fmodel
observedscores <- skillscores %*% t(fmodel)

# generation d'erreurs normales pour chaque mesure/variable
randomerror <- matrix(rnorm(n_subjects * (n_variables)),
        nrow = n_subjects,
        ncol = n_variables)
# ponderation par notre matrice de poids des erreurs
error <- randomerror %*% errorweight

# nos mesures effectives = les valeurs reeles + une erreur standard
measures <- observedscores + error

# on cree un dataframe avec le nom de groupe
data_group <- data.frame(measures) %>%
    mutate(Group = group %>% factor())

# ajout des valeurs reeles de moyenne et d'ecart-type pour chaque variable
# et renommage
for (i in 1:length(var_group$name)){
    data_group[,i] = data_group[,i]*var_group$sd[i] + var_group$mean[i]
    colnames(data_group)[i] = var_group$name[i]
}

# fusion avec le dataframe complet
data <- bind_rows(data,data_group)
}

# ajout d'id individuels et stats demographiques
n = length(data[,1]) # nombre total de participants
data <- data %>%
    mutate(Subject_nr = row_number() %>% as.character(),
        Sex = (c("H","F") %>% rep(times = n/2) %>% factor()),
        Age = seq(from = 16, to = 55, by = 1) %>% sample(size = n,
        replace = TRUE)
    ) %>%
    relocate(Subject_nr)

```

```

# mission accomplished!
return(data)
}

# la fonction est donc clefs en main
data <- simulation(variables,fmodel,effect)

# standardisation
# Paradoxalement on va defaire ce qu'on a construit avec les moyennes,
# en re-standardisant tous les scores sous forme de z-scores
data_scale <- data %>%
  select(OSIQ_0:SRI) %>%
  mutate(across(everything(), ~ scale(.x)))

# k-means clustering
data_kmeans <- kmeans(data_scale,
                      centers = 4,
                      nstart = 100)

# on ajoute les clusters aux donnees des participants
data <- data %>% mutate(Cluster = data_kmeans$cluster %>% factor())

# Profils cognitifs sous-jacents des clusters
# on fusionne les scores des composantes proches
deep <- data %>%
  mutate(Spatial_Img = OSIQ_S + Corsi + MRT + SRI,
         Object_Img = OSIQ_0 + VVIQ,
         Reasoning = Raven + Simili + Wason,
         Executive = Empan_MDT + WCST + Lecture) %>%
  select(Spatial_Img : Executive, Cluster) %>%
  mutate(across(c(Spatial_Img : Executive),
                ~ rescale(.x, to = c(0,1))),)

# on cree un dataset d'analyse avec les variables continues standardisees
# (pour plus tard)
data_analysis <- data %>%
  mutate(across(c(-Subject_nr, -Group, -Sex, -Age, -Cluster),
                ~ scale(.x))
  )

# ---- correlation_matrix ----
# package "correlations" de easystats
data_scale %>%
  correlation(partial = TRUE) %>%

```

```

cor_sort() %>%
summary() %>%
visualisation_recipe(
  labs = list(title = "Correlations entre les variables mesurees")) %>%
plot() +
theme(panel.grid.major = element_blank(),
       panel.grid.minor = element_blank())

# ---- network_plot -----
# graphe en reseau (corrr, igraph & ggraph)
data_scale %>%
  correlate() %>%
  stretch %>%
  filter(abs(r) >= .1) %>%
  mutate(x = replace(x, x == "Empan_MDT", "Empan"),
         y = replace(y, y == "Empan_MDT", "Empan")) %>%
  graph_from_data_frame(directed = FALSE) %>%
  ggraph() +
    geom_edge_arc(strength = 0.1,
                  aes(edge_alpha = abs(r),
                     edge_width = abs(r),
                     colour = r)) +
    guides(edge_alpha = "none", edge_width = "none") +
    scale_edge_colour_gradientn(limits = c(-1, 1),
                                colors = c("firebrick2", "dodgerblue2")) +
    geom_node_point(size = 20) +
    geom_node_text(aes(label = name,
                      family = "serif",
                      colour = "white",
                      repel = FALSE) +
    theme_graph(base_family = "serif", base_size = 10) +
    #theme(legend.position = "none") +
    labs(title = "Correlations entre les variables mesurees")

# ---- mixed_matrix -----
# matrice avec graphes et distributions
# GGally package
data_scale %>%
  mutate(across(everything(), ~as.numeric(.x))) %>%
  ggpairs(title = "Correlations et distributions des variables mesurees",
         lower = list(continuous = wrap("points", alpha = 0.2)),
         )

# ---- cluster_number -----

```

```

data_scale %>%
  fviz_nbclust(kmeans, method = "wss",
               linecolor = "white") +
  geom_vline(xintercept = 4, linetype = 2) +
  theme_bw(base_size = 14, base_family = "serif") +
  geom_line(aes(group = 1), color = "aquamarine2", size = 1.3) +
  geom_point(group = 1, size = 3, color = "aquamarine4") +
  labs(title = "Nombre optimal de clusters (methode `Within Sum of Squares`)",
       x = "Nombre de clusters",
       y = "Total des Somme des Carres intra-clusters")

```

```

# ---- pca_variables -----
data_scale %>%
  prcomp(scale = TRUE) %>%
  fviz_pca_var(repel = TRUE,
               col.var = "contrib",
               title = "Analyse en Composantes Principales des variables") +
  theme_bw(base_size = 14, base_family = "serif") +
  theme(axis.text.x=element_blank(),
        axis.ticks.x=element_blank(),
        axis.text.y=element_blank(),
        axis.ticks.y=element_blank()) +
  labs(x = "Dimension 1 (40.7%)",
       y = "Dimension 2 (18.4%)")

```

```

# ---- k-means -----
data_kmeans %>%
  fviz_cluster(
    data_scale,
    geom = "point",
    repel = TRUE,
    ellipse.type = "convex",
    shape = "circle", pointsize = 1.2,
    main =
      "Représentation des clusters selon les deux composantes principales",
    xlab = "Dimension 1 (40.7%)",
    ylab = "Dimension 2 (18.4%)",
  ) +
  theme_bw(base_size = 14, base_family = "serif")

```

```

# ---- cluster_repartition -----
# repartition des groupes par cluster

```

```

data %>%
  gg bivariante(outcome = "Group",

```

```

        explanatory = "Cluster") +
scale_fill_manual("Groupe",
                  values = c("aquamarine2", "coral"),
                  labels = c("Aphantasiques", "Non-Aphantasiques")) +
labs(title =
      "Repartition des aphantasiques et non-aphantasiques dans les clusters")

# ---- profiles_radar -----
deep %>%
group_by(Cluster) %>%
summarise(across(everything(), mean)) %>%
ggradar(base.size = 10,
        font.radar = "serif",
        values.radar = c("0", "0.5", "1"),
        grid.label.size = 4,
        axis.labels = c("Imagerie Spatiale",
                        "Imagerie\n Objet",
                        "Raisonnement",
                        "Fonctions\n Executives"),
        grid.min = 0, grid.mid = .5, grid.max = 1,
        label.gridline.min = FALSE,
        group.line.width = 1, group.point.size = 3,
        group.colours =,
        background.circle.transparency = .1,
        legend.title = "Clusters",
        legend.text.size = 12,
        legend.position = "bottom",
        plot.title = "Profils cognitifs des clusters identifiées
par partition non-supervisée (k-means)",
        fill = TRUE,
        fill.alpha = 0.1
) +
theme_bw(base_size = 14, base_family = "serif") +
theme(axis.text.x = element_blank(),
      axis.ticks.x = element_blank(),
      axis.text.y = element_blank(),
      axis.ticks.y = element_blank()) +
theme(panel.grid.major = element_blank(),
      panel.grid.minor = element_blank())
#facet(facet.by = "Cluster")

# ---- profiles_lollipop -----
deep %>%
gather(key = variable, value = value, -Cluster) %>%

```



```

mutate(variable = replace(variable, variable == "Spatial_Img", "Imagerie\n Spatiale"),
       variable = replace(variable, variable == "Reasoning", "Raisonnement"),
       variable = replace(variable, variable == "Object_Img", "Imagerie\n Objet"),
       variable = replace(variable, variable == "Executive", "Fonctions\n Exectutives"))
group_by(variable, Cluster) %>%
summarise(mean = mean(value)) %>%
ggdotchart(
  x = "variable",
  y = "mean",
  group = "Cluster",
  color = "Cluster", size = 1, dot.size = 3,
  palette = "aas",
  add = "segment",
  position = position_dodge(0),
  #sorting = "descending",
  #facet.by = "Cluster",
  #rotate = TRUE,
  #legend = "none",
  ggtheme = theme_bw(base_size = 14, base_family = "serif"),
  xlab = "Fonctions Cognitives",
  ylab = "Moyennes",
  title =
    "Scores aux differentes fonctions cognitives en fonction des clusters"
) +
geom_smooth(aes(group = Cluster, color = Cluster),size = .8) +
theme(panel.grid.major = element_blank(),
      panel.grid.minor = element_blank(),
      )

# ---- object_img_violins -----
# Comparaisons de moyennes entre clusters par variable

# Object mean comparison
data %>%
  ggplot(aes(x = Cluster, reorder(1, 2, 3, 4),
            y = OSIQ_0,
            fill = Cluster,)) +
  geom_violin(alpha = 0.3,
            position = position_dodge(1),
            draw_quantiles = FALSE,) +
  geom_boxplot(alpha = 0.6,
            position = position_dodge(1),
            width = 0.15,) +
  # significance indicator labels

```

```

stat_compare_means(comparisons = list(c("1","2"),
                                       c("3","4"),
                                       c("1","4")),
),
method = "t.test",
label = "p.format",
# height of the labels
label.y.npc = c("top")) +
# different filler colors
scale_fill_brewer(palette = "Dark2") +
scale_colour_brewer(palette = "Dark2") +
labs(title = "Distribution des scores d'imagerie visuelle-objet par cluster",
      x = "Cluster",
      y = "Score à l'OSIQ Object Scale")

#---- spatial_img_violins
# Spatial mean comparison
data %>%
  ggplot(aes(x = Cluster, reorder(1, 2, 3, 4),
             y = OSIQ_S,
             fill = Cluster,)) +
  geom_violin(alpha = 0.3,
             position = position_dodge(1),
             draw_quantiles = FALSE,) +
  geom_boxplot(alpha = 0.6,
             position = position_dodge(1),
             width = 0.15,) +
  # significance indicator labels
  stat_compare_means(comparisons = list(c("1","2"),
                                       c("2","3"),
                                       c("3","4"),
                                       c("1","4")),
),
method = "t.test",
label = "p.format",
# height of the labels
label.y.npc = c("top")) +
# different filler colors
scale_fill_brewer(palette = "Dark2") +
scale_colour_brewer(palette = "Dark2") +
labs(title = "Distribution des scores d'imagerie visuospatiale par cluster",
      x = "Cluster",
      y = "Score à l'OSIQ Spatial Scale")

```