

Méthodes psychométriques en qualité de vie

Christophe Lalanne

EA 7334 REMES

Unité de Méthodologie des critères d'évaluation

Université Paris-Diderot, Sorbonne Paris-Cité



Outline

- Définition des mesures subjectives en santé, intérêt et enjeu.
- Approche psychométrique de la mesure.
- Propriétés d'un bon instrument de mesure.
- Modèles de mesure.
- Exemple dans le domaine de la qualité de vie.

Les mesures subjectives en santé

Mesure subjective recueillie chez le patient

Patient reported outcome



Instruments et mesures

Un instrument est utilisé pour mettre en relation ou associer **quelque chose observé dans le monde réel** à **quelque chose de mesurable dans un certain cadre conceptuel**.

On parlera de **variable manifeste** (p.ex., réponse à la question « vous sentez-vous déprimé le matin en vous réveillant ») et de **variable latente** (p.ex., « état dépressif » du patient).

On peut voir le processus de mesure comme une tâche consistant à assigner des nombres à des catégories, ou réciproquement.¹

1. SS STEVENS. « On the theory of scales of measurement ». In : *Science* 103 (1946), p. 677–680 ; P DE BOECK, M WILSON et GS ACTON. « A Conceptual and Psychometric Framework for Distinguishing Categories and Dimensions ». In : *Psychological Review* 112.1 (2005), p. 129–158.

Construction d'un instrument de mesure²

- A **Construct map** features a coherent and substantive definition for the content of the construct which is composed of an underlying continuum (for ordering respondents and/or items responses).
- **Items design** deals with the standardized construction of items that are supposed to stimulate responses, assimilable to observations about the construct.
- The **Outcome space** is the set of well-defined categories, finite and exhaustive, ordered, context-specific, and research-based.
- A **Measurement model** is needed in order to relate the scored outcomes from the items design and the outcome space back to the construct that was the original inspiration of the items.

2. M WILSON. *Constructing measures. An item response modeling approach*. Taylor & Francis Group, 2005.

Modèles à variables latentes

La nature des variables manifestes et latentes permet généralement de guider le choix d'un modèle statistique.³

		Variables manifestes	
		Métrique	Catégorielle
Variables latentes	Métrique	Analyse factorielle	Analyse en traits latents
	Catégorielle	Analyse en profils latents	Analyse en classe latente

3. DJ BARTHOLOMEW et M KNOTT. *Latent Variable Models and Factor Analysis : A Unified Approach*. 3rd. Wiley, 2011; S RABE-HESKETH et A SKRONDAL. « Classical latent variable models for medical research ». In : *Statistical methods in medical research* (2008).

Illustration

301 enfants de deux écoles auxquels on a administré 26 tests permettant d'évaluer les compétences suivantes : spatiales, verbales, vitesse de raisonnement, mémoire, mathématiques.

Holzinger, K. J. and Swineford, F. A. *A study in factor analysis : The stability of a bi-factor solution*. Supplementary Education Monographs, 48. University of Chicago, 1939.

Illustration

	id ↕	sex ↕	ageyr ↕	agemo ↕	school ↕	grade ↕	visual ↕	cubes ↕	paper ↕	paragrap ↕	sentence ↕	wordm ↕	addition ↕	counting ↕	straight ↕
1	1	1	13	1	Pasteur	7	3.333	7.75	0.375	2.333	5.75	1.286	3.39	5.75	6.36
2	2	2	13	7	Pasteur	7	5.333	5.25	2.125	1.667	3.00	1.286	3.78	6.25	7.92
3	3	2	13	1	Pasteur	7	4.500	5.25	1.875	1.000	1.75	0.429	3.26	3.90	4.42
4	4	1	13	2	Pasteur	7	5.333	7.75	3.000	2.667	4.50	2.429	3.00	5.30	4.86
5	5	2	12	2	Pasteur	7	4.833	4.75	0.875	2.667	4.00	2.571	3.70	6.30	5.92
6	6	2	14	1	Pasteur	7	5.333	5.00	2.250	1.000	3.00	0.857	4.35	6.65	7.50
7	7	1	12	1	Pasteur	7	2.833	6.00	1.000	3.333	6.00	2.857	4.70	6.20	4.86
8	8	2	12	2	Pasteur	7	5.667	6.25	1.875	3.667	4.25	1.286	3.39	5.15	3.67
9	9	2	13	0	Pasteur	7	4.500	5.75	1.500	2.667	5.75	2.714	4.52	4.65	7.36
10	11	2	12	5	Pasteur	7	3.500	5.25	0.750	2.667	5.00	2.571	4.13	4.55	4.36
11	12	1	12	2	Pasteur	7	3.667	5.75	2.000	2.000	3.50	1.571	3.74	5.70	4.31
12	13	1	12	11	Pasteur	7	5.833	6.00	2.875	2.667	4.50	2.714	3.70	5.15	4.14
13	14	2	12	7	Pasteur	7	5.667	4.50	4.125	2.667	4.00	2.286	5.87	5.20	5.86
14	15	2	12	8	Pasteur	7	6.000	5.50	1.750	4.667	4.00	1.571	5.13	4.70	4.44
15	16	1	12	6	Pasteur	7	5.833	5.75	3.625	5.000	5.50	3.000	4.00	4.35	5.86
16	17	2	12	1	Pasteur	7	4.667	4.75	2.375	2.667	4.25	0.714	4.09	3.80	5.14
17	18	2	14	11	Pasteur	7	4.333	4.75	1.500	2.000	4.00	1.286	3.70	6.65	5.25

Illustration

```
data(HolzingerSwineford1939, package="lavaan")  
HS <- HolzingerSwineford1939  
names(HS)[7:15] <- c("visual", "cubes", "paper",  
                    "paragrap", "sentence", "wordm",  
                    "addition", "counting", "straight")
```

①

②

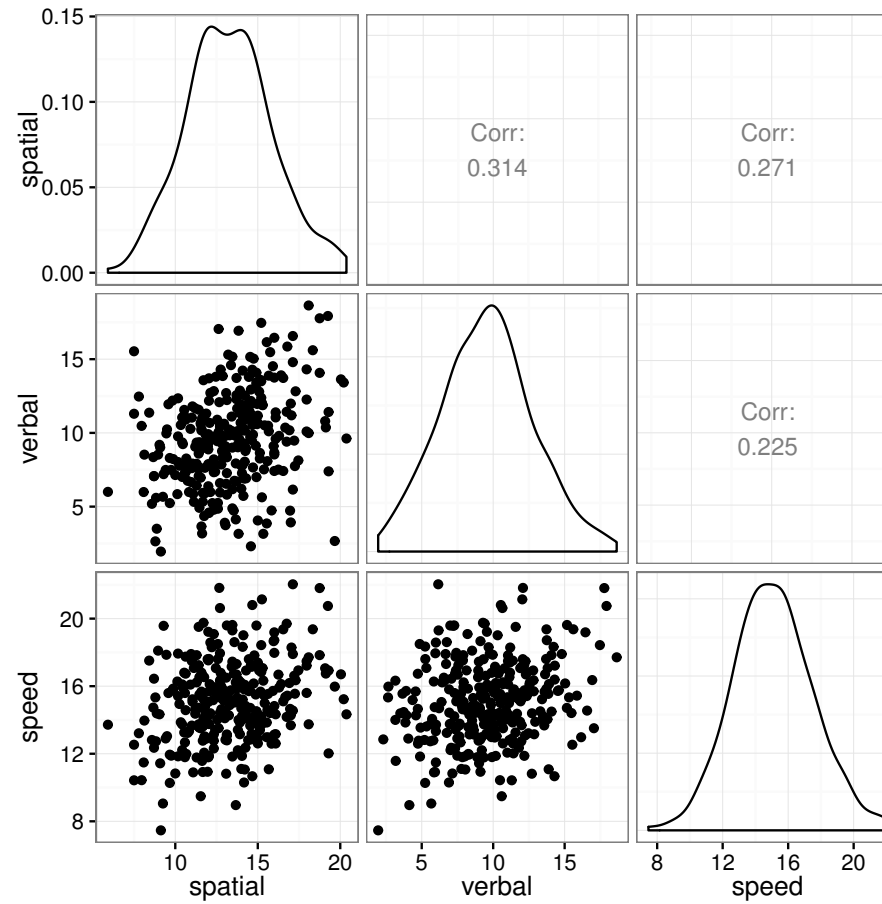
③

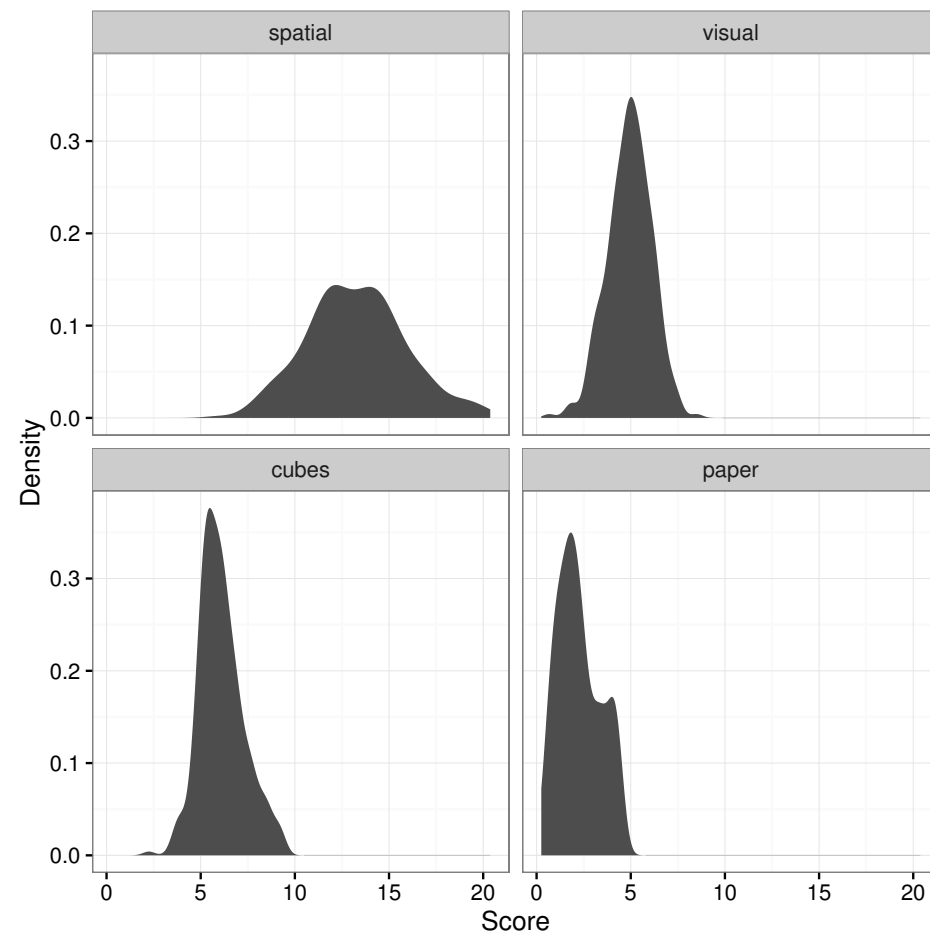
visual + cubes + paper = score (composite) spatial

Illustration

Calcul des scores composites :

```
HS$spatial <- rowSums(HS[,c("visual", "cubes", "paper")])  
HS$verbal <- rowSums(HS[,c("paragrap", "sentence", "wordm")])  
HS$speed <- rowSums(HS[,c("addition", "counting", "straight")])  
colMeans(HS[,c("spatial", "verbal", "speed")])
```





Approche par ACP

Les composantes C_i ($i = 1, \dots, p$) de l'analyse en composantes principales (ACP) sont construites comme de simples combinaisons linéaires des p variables d'origine :

$$C_i = \sum_{j=1}^p w_{ij} x_j.$$

Les charges w_{ij} représentent la contribution de chaque variable dans la composante C_i . Les valeurs propres représentent la part de variance expliquée par chaque composante, et les vecteurs propres leur direction dans l'espace.

Application pour l'échelle spatiale

```
library(FactoMineR)
pca <- PCA(HS[,c("visual", "cubes", "paper")],
           scale.unit = TRUE, graph = FALSE)

> pca$eig
```

	eigenvalue	percentage of variance	cumulative percentage of variance	
comp 1	1.7221050	57.40350	57.40350	❶
comp 2	0.7227525	24.09175	81.49525	
comp 3	0.5551425	18.50475	100.00000	

```
> pca$var
$coord
```

	Dim.1	Dim.2	Dim.3	
visual	0.7742336	-0.4082765	0.4836038	❷
cubes	0.6951525	0.7115009	0.1026133	

```
paper 0.7996439 -0.2232247 -0.5574409
```

```
$cor
```

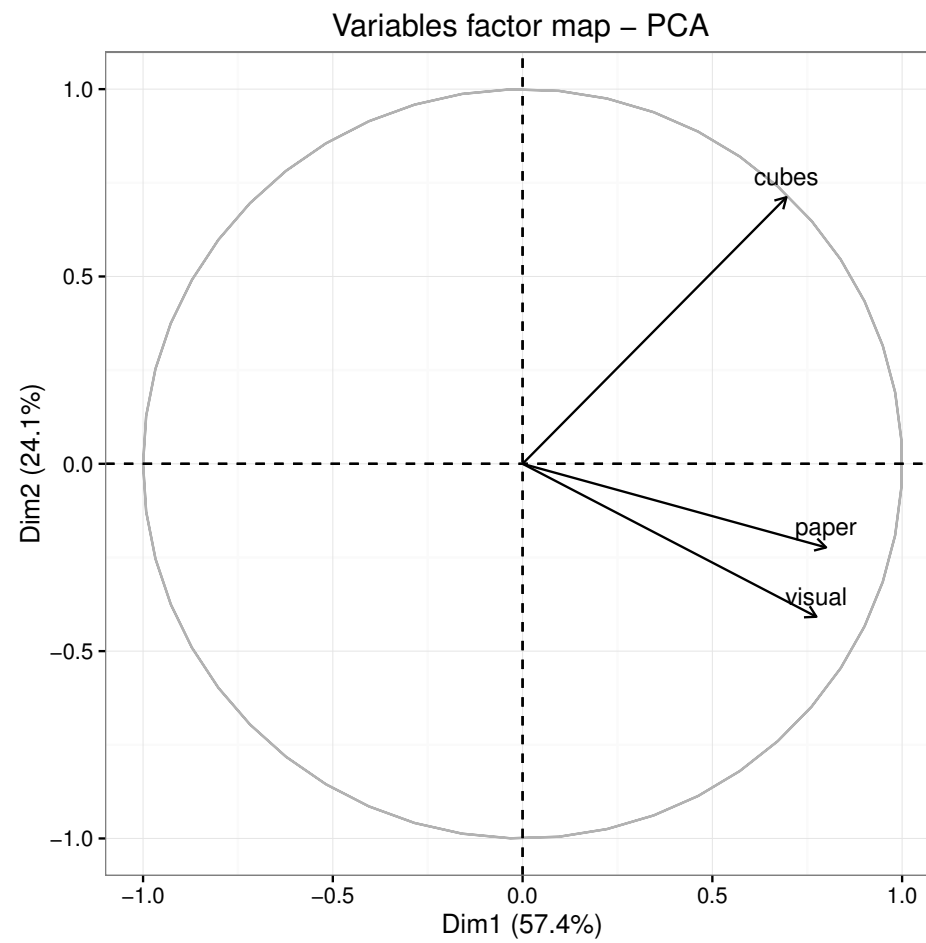
	Dim.1	Dim.2	Dim.3	
visual	0.7742336	-0.4082765	0.4836038	③
cubes	0.6951525	0.7115009	0.1026133	
paper	0.7996439	-0.2232247	-0.5574409	

```
$cos2
```

	Dim.1	Dim.2	Dim.3	
visual	0.5994377	0.16668969	0.2338726	④
cubes	0.4832369	0.50623355	0.0105295	
paper	0.6394303	0.04982925	0.3107404	

Packages R pour la visualisation des résultats : ggbiplot, factoextra.

Voir aussi : <http://gastonsanchez.com/how-to/2012/06/17/PCA-in-R/>.



Scores individuels

visual + cubes + paper = score (composite) spatial

$w_{11}\text{visual} + w_{12}\text{cubes} + w_{13}\text{paper} = \text{PC1} \approx \text{score (factoriel) spatial}$

```
HS$PC1 <- pca$ind$coord[,1]  
cor(HS[,c("spatial", "PC1")])
```

L'ACP peut être vue comme une méthode de réduction de dimension, de résumé graphique d'une matrice de corrélation, voire d'inférence multivariée (sous certaines hypothèses distributionnelles), mais dans tous les cas il suppose que les X_j sont mesurés sans erreur.

Fichier de données et scripts R disponibles à l'adresse suivante :
<https://bitbucket.org/chlalanne/eespe11>

– Typeset with Foil_{TEX} (version 2), Revision d2e5ca9