

Introduction aux Modèles d'Équations Structurales (MES)

Guillaume Fürst^{1, 2}, Nils Myszkowski¹ & Martin Storme¹

¹ Université Paris Descartes, ² Formation Universitaire à Distance Suisse



Laboratoire Adaptations Travail Individu



Plan de la journée

MATIN, théorie :

- Partie 1 : Présentation et démystification des MES
- Partie 2 : Comment estimer un MES?
- Partie 3 : Raffinements possibles et conseillés
- Partie 4 : Exemples complets

APRES-MIDI, pratique :

- Préparer les données, spécifier et estimer un modèle
- Application 1 : AFC et comparaison de modèles
- Application 2 : Tests d'invariance
- Application 3 : Régression et médiation

Intro

Régression

Analyse fact.

MES et usages

Conditions

Principe

Spécification

Chi-2

Précis. et parcim.

Degrés liberté

Exemple

Indices ajust.

Récap. démarche

Récap. symboles

Mesure et struct.

Identification

Modèles emboît.

Mes. répétées

Contraintes égal.

Effet méthode

Multi-groupe

Interprétation

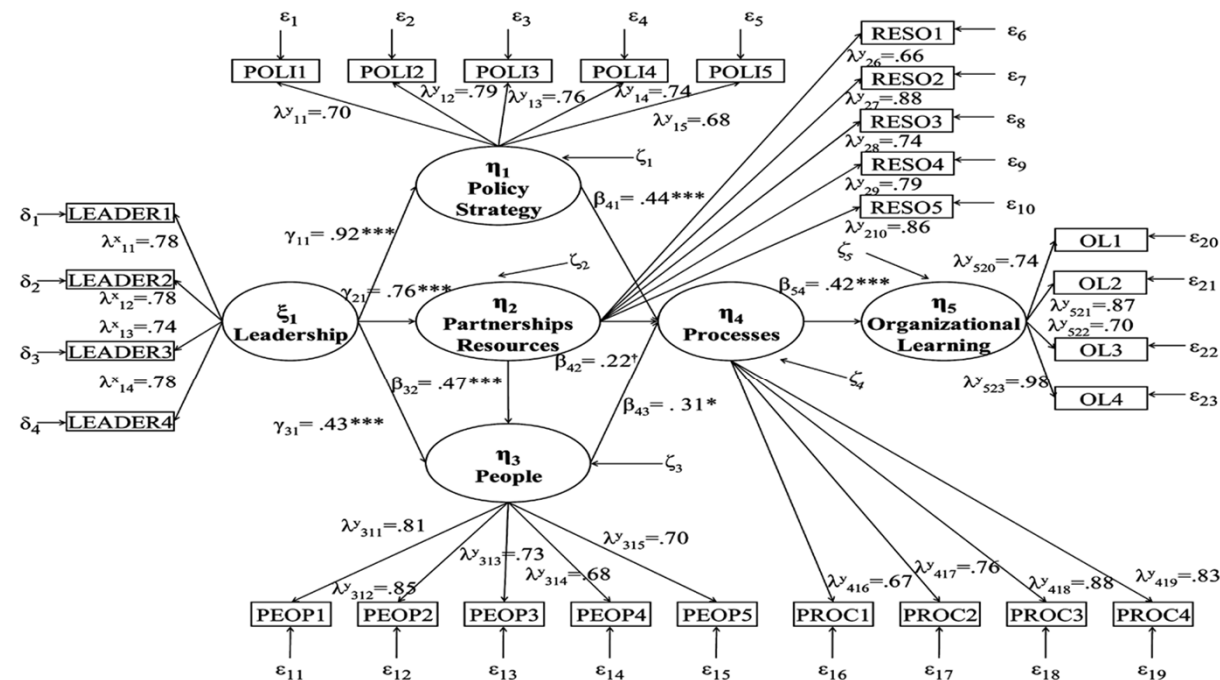
Comparaison

Résumé

Références

PARTIE 1 : Qu'est que les MES?

- Les MES sont une combinaison des techniques de **régression linéaire multiple** et d'**analyse factorielle**
- C'est une très grande famille de modèles qui permettent notamment de **valider des questionnaires** et de **tester des théories complexes** (fortement multivariées)



Notes:

$\dagger p < 0.1$; $* p < 0.05$; $** p < 0.01$; $*** p < 0.001$ (two-tailed)

Intro

Régression

Analyse fact.

MES et usages

Conditions

Principe

Spécification

Chi-2

Précis. et parcim.

Degrés liberté

Exemple

Indices ajust.

Récap. démarche

Récap. symboles

Mesure et struct.

Identification

Modèles emboît.

Mes. répétées

Contraintes égal.

Effet méthode

Multi-groupe

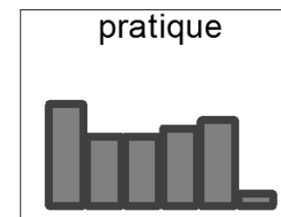
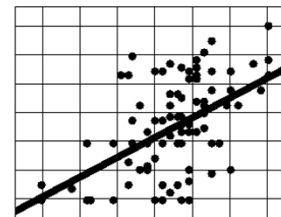
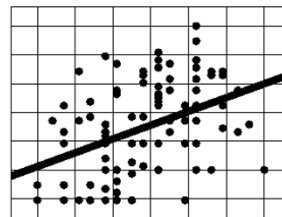
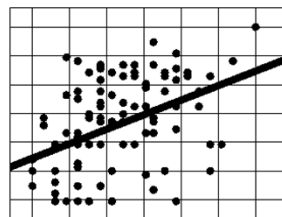
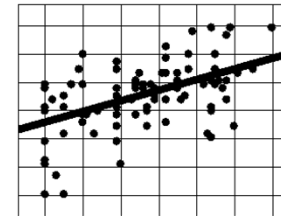
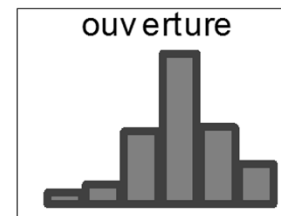
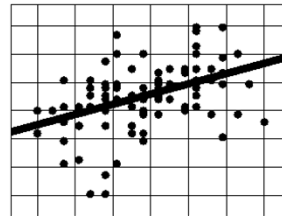
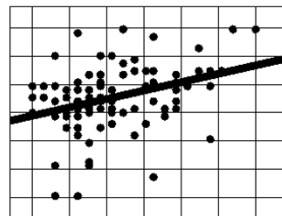
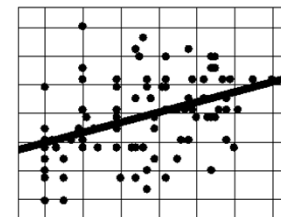
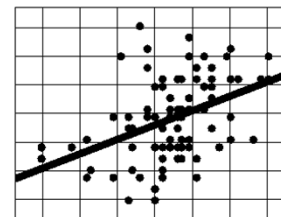
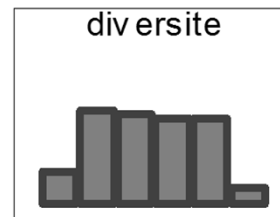
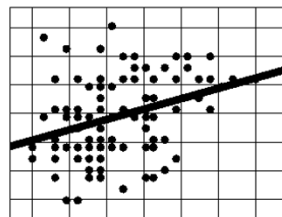
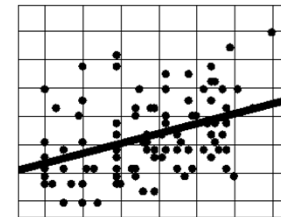
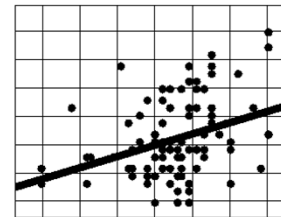
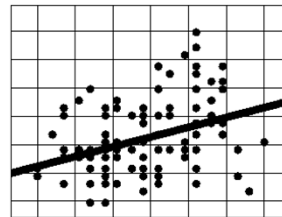
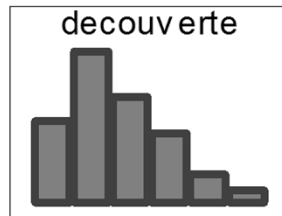
Interprétation

Comparaison

Résumé

Références

Variable continues et relations linéaires

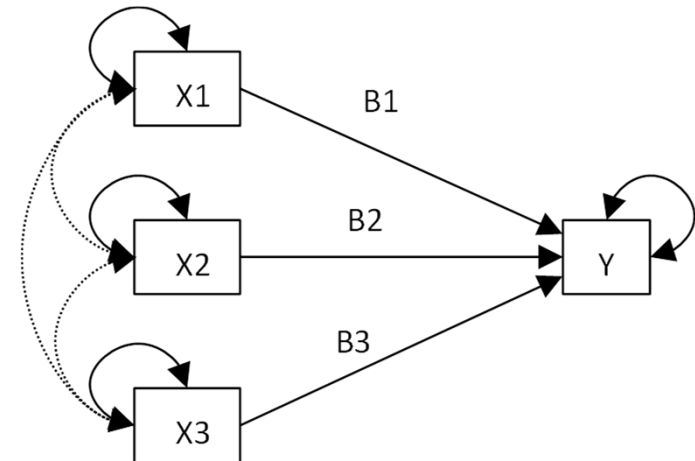


Régression Linéaire Multiple (RLM)

- **Prédire la variance d'une variable dépendante continue (VD, Y) à l'aide de plusieurs variables «indépendantes» (VI, X), elles-mêmes continues ou dichotomiques (1, 0)**

- **Conditions d'applications :**

- Normalité multivariée, normalité des résidus
- Homogénéité de la variance
- Indépendance des observations

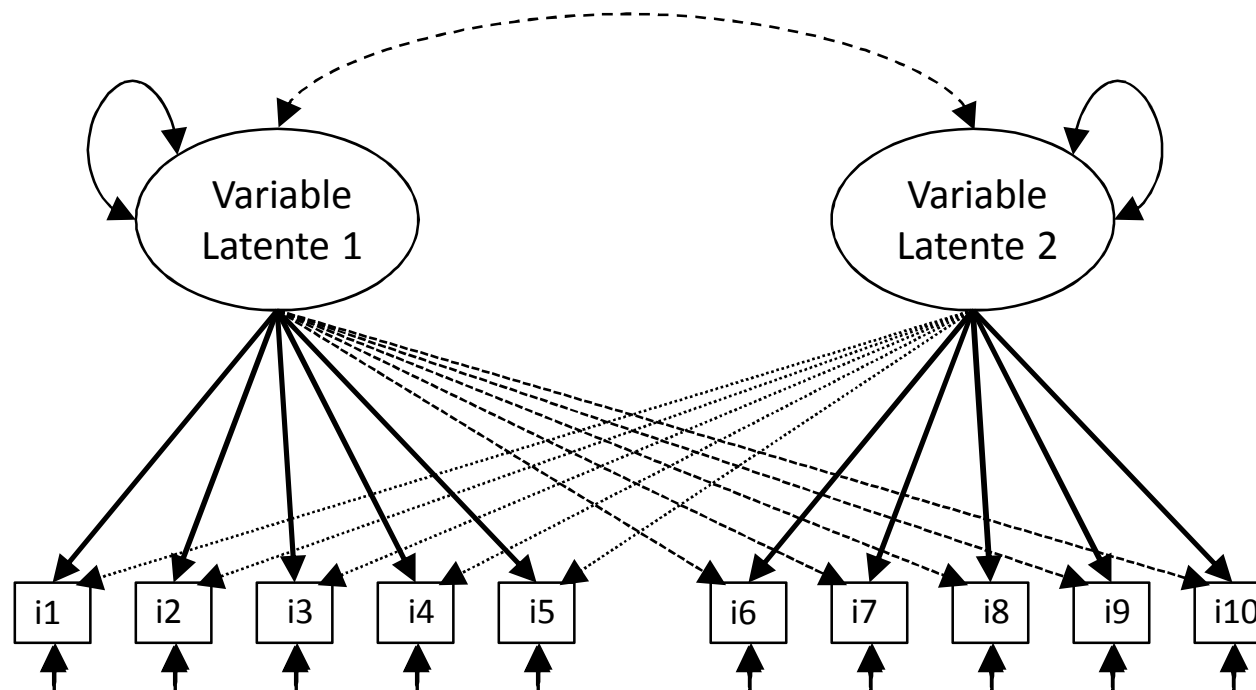


- **Exemple :**

N=92	Regression Summary for Dependent Variable: decouverte					
	b*	Std.Err. of b*	b	Std.Err. of b	t(88)	p-value
Intercept			2.03028	1.92039	1.05722	0.29330
diversite	0.19749	0.10701	0.22797	0.12353	1.84542	0.06833
ouverture	0.12372	0.11378	0.08927	0.08210	1.08738	0.27983
pratique	0.26632	0.11244	0.36141	0.15258	2.36861	0.02004

Analyse Factorielle (AF)

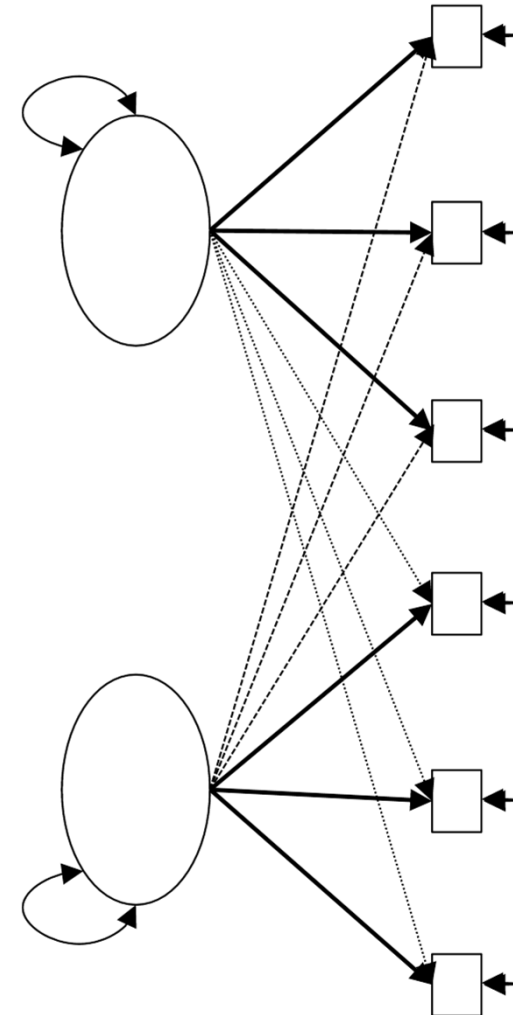
- Usage : **Simplifier, synthétiser l'information contenue dans de nombreuses variables** (p. ex. les items d'un questionnaire)
- Présuppose l'existence de **variables latentes** (construits théoriques abstraits)
- Conditions d'applications : les mêmes que pour la RLM



Analyse Factorielle Exploratoire (AFE)

- **Le nombre de facteurs n'est pas forcément clair**
- **Tous les items sont en relations avec tous les facteurs**
- Souvent peu d'intérêt pour la relation entre les facteurs
- Exemple :

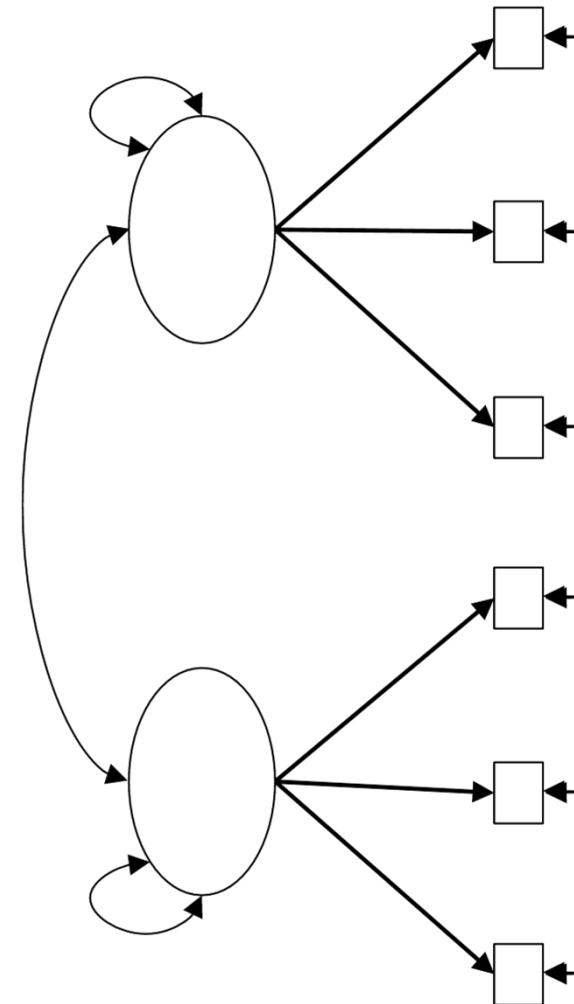
	Factor 1	Factor 2
importance	0.655958	0.136807
frequence	0.748457	0.221292
decouverte	0.504864	0.410510
diversite	0.208880	0.550577
ouverture	0.241523	0.646397
pratique	0.197012	0.702353
Expl.Var	1.386135	1.450469
Prp.Totl	0.231022	0.241745



Analyse Factorielle Confirmatoire (AFC)

- **Le nombre de facteurs est défini à l'avance (théorie)**
- **De même pour la relation entre chaque item et chaque facteur**
- Souvent plus d'intérêt pour la corrélation entre facteurs
- Exemple :

	Factor 1	Factor 2
importance	0.633	
frequence	0.776	
decouverte	0.695	
diversite		0.599
ouverture		0.721
pratique		0.694
Corrélation F1-F2 = 0.65		



Avantages et limites des MES

- **Avantages et usages courant**
 - modéliser de nombreuses variables
 - séparer la variance «vraie» de l'erreur
 - tester des théories complexes
 - comparer des théories concurrentes
 - modéliser du changement
 - mieux gérer les données manquantes
- Les MES sont très démocratisés à l'heure actuelle et leur utilisation est rendue de plus en plus simple grâce à différents logiciels
- Pour autant, les aspects techniques sous-jacents à ces modèles ne sont pas triviaux et requière quelques «précautions»
- **Limites et mésusages courants**
 - sous-identification
 - inférence causale abusive
 - mésusage des indices de fit
 - mauvais échantillonnage de variables
 - *overfitting, data driven models*

Conditions

PARTIE 2 : Comment estimer un MES?

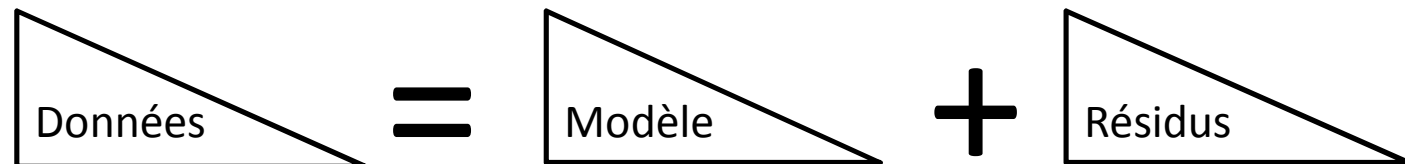
Quelques points à considérer avant l'analyse

- **Conditions d'application et postulats**
 - **indépendance des observations** (sauf cas particulier, p. ex. modèles longitudinaux où la dépendance des observations est modélisée)
 - **variables continues** (mais certains prédicteurs manifestes peuvent être dichotomiques, p. ex. variable sexe)
 - **normalité multivariée**, pas de valeurs extrêmes
 - variable à 5 ou 7 modalités OK si normalité approximative
- **Taille d'échantillon, plusieurs «écoles»**
 - Minimum N = 200
 - Au moins 5 observations par paramètres
 - Au moins 15 observations par variables
 - Possiblement moins si pas ou peu de variable latentes
 - Beaucoup plus si données non-continues ou non-normales

Principe de base

- But : **retrouver l'essentiel de la matrice de corrélation/covariance**, mais à l'aide d'un modèle plus simple (p. ex. un facteur explique toute les corrélations)

	X1	X2	X3	X4
X1	1			
X2	r1	1		
X3	r2	r3	1	
X4	r4	r5	r6	1

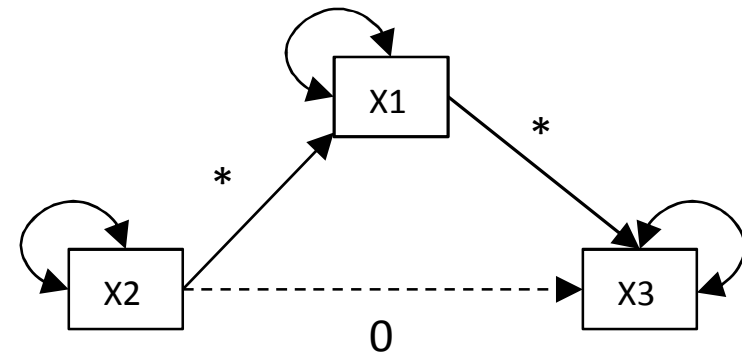


- **L'estimation du modèle** (p. ex. avec *maximum likelihood*)
 - processus mathématique itératif, tous les paramètres du modèle sont estimés simultanément
 - **cherche à diminuer la distance entre les Données et le Modèle**
 - au point de convergence (i.e., à la fin de l'estimation), la distance entre Données et Modèle est la plus petite possible
 - **plus la distance entre Données et Modèle est petite, plus petits sont les résidus, et meilleur est l'ajustement du modèle**
- Mais avant l'estimation, il faut **spécifier** (définir) le modèle!

Spécification du modèle : un exemple simple

- La spécification du modèle est l'étape cruciale qui consiste à rendre explicite les paramètres que l'on veut *estimer* et ceux que l'on veut *fixer à 0*.

- Ci-contre, le modèle suppose un lien X2->X1 et un lien X1->X3
- Mais pas de lien X2->X3
- C'est un peu plus parcimonieux que de dire qu'il y a un lien entre toutes les variables.



	X1	X2
X2		0.5
X3		0.6

Matrice observée

=

	X1	X2
X2		0.5
X3		0.6

Matrice reproduite

+

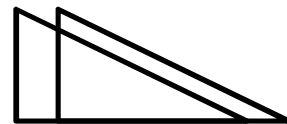
	X1	X2
X2		0
X3		0

Matrice des résidus

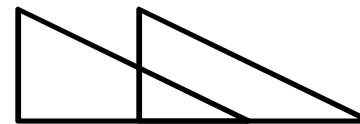
- Si les paramètres que l'on a fixé à 0 sont importants (non nuls), on sera pénalisé au niveau de l'ajustement du modèle.

Ajustement et valeur χ^2

- La valeur χ^2 mesure la «distance» entre les données et le modèle
- Plus le χ^2 est grand, plus l'ajustement est mauvais
- En principe, si le χ^2 est significatif, l'ajustement est mauvais (H_0 associé à ce test: la distance entre les Données et le Modèle = 0)



Peu de différence
entre les données
et le modèle, $p > .05$
Le modèle est bon.

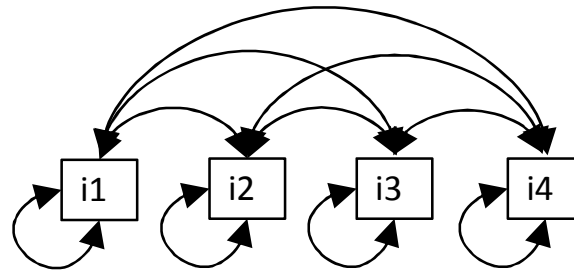


Différence entre
les données et le
modèle, $p < .05$.
Le modèle est
mauvais.

- Mais :
 - Ce test est extrêmement sévère et très peu nuancé
 - C'est un test «absolu», qui n'a pas toujours un très grand sens
 - Et comme tout test statistique, il dépend de la taille d'échantillon
- Pour ces raisons, il existe **d'autres indices d'ajustement** pour évaluer la qualité d'un modèle (cf. plus loin)
- NB. **D'une manière générale, LE bon modèle n'existe pas** ; pour un modèle donné, il existe *beaucoup* de modèles équivalents

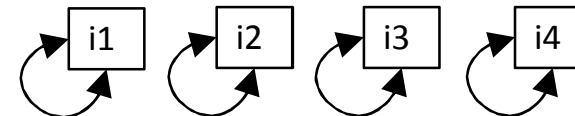
Précision et parcimonie

- Un modèle avec beaucoup de paramètres estimés aura *toujours* un meilleur ajustement qu'un modèle plus simple
- **L'ajustement est donc toujours une question de rapport entre**
 - **précision** : dans quelle mesure le modèle rend bien compte de la structure des données?
 - et **parcimonie** : dans quelle mesure le modèle est simple?
- Le cas particulier de deux modèles «extrêmes»



Modèle saturé

- tout corrèle avec tout
- on ne peut rien estimer en plus
- **Très précis (ajustement parfait) mais pas du tout parcimonieux**
- Degrés de liberté minimum (0)



Modèle d'indépendance

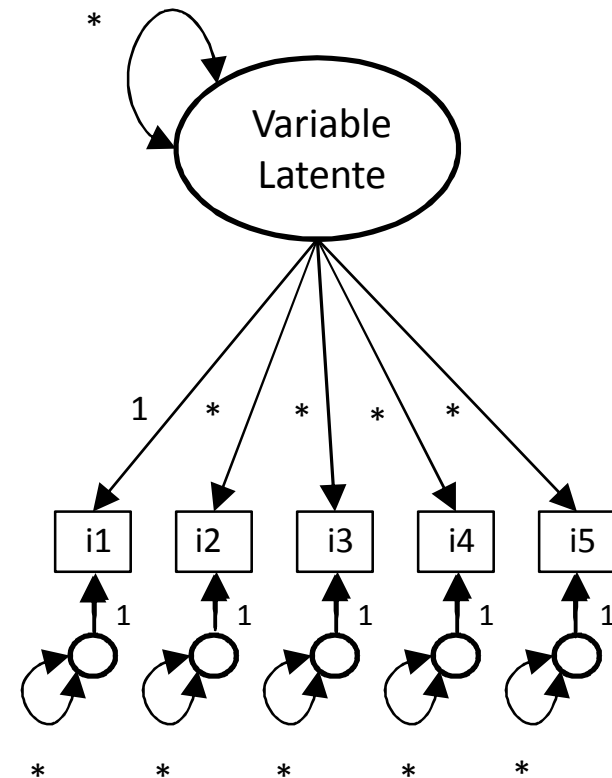
- rien corrèle avec rien
- impossible de faire plus simple
- **Très parcimonieux mais pas du précis (pire ajustement possible)**
- Degrés de liberté maximum

Degrés de liberté

- **Les degrés de liberté représente la simplicité apporté par la théorie** ; plus un modèle est simple, plus il a de degrés de liberté
- Les degrés de liberté sont **également une contrainte technique**; pour être estimable, un modèle doit être identifié, ce qui signifie notamment que les degrés de liberté ne peuvent pas être négatifs
- **Pour calculer les degrés de liberté, on doit savoir**
 - combien de paramètres sont estimés par le modèle?
 - quel est le nombre maximal de paramètres que l'on peut estimer?
- Calculer le nombre maximum de paramètres que l'on peut estimer:
$$\frac{X * (X+1)}{2}$$
où X est le nombre de variables dans la base de données
- **Le nombre maximum de paramètres que l'on peut estimer correspond à toutes les variances + toutes les covariances possibles**
- **Le nombre de degré de liberté correspond au nombre de paramètre «économisés» grâce à notre modèle**

Exemple avec 1 variable latente et 5 indicateurs

- **Nombre de paramètre maximum** = $(5*6)/2 = 15$
- **Nombre de paramètres estimés**
 - Une variance
 - Quatre saturations
 - Cinq variance résiduelle
- **Nombre de degré de liberté :**
 $15 - (1+4+5) = 5$
- **NB. Un des paramètres permettant d'estimer la variable latente doit être fixé à 1**
 - Soit une saturation
 - Soit la variance
- Permet de donner une échelle de mesure à la variable latente



Indices d'ajustement

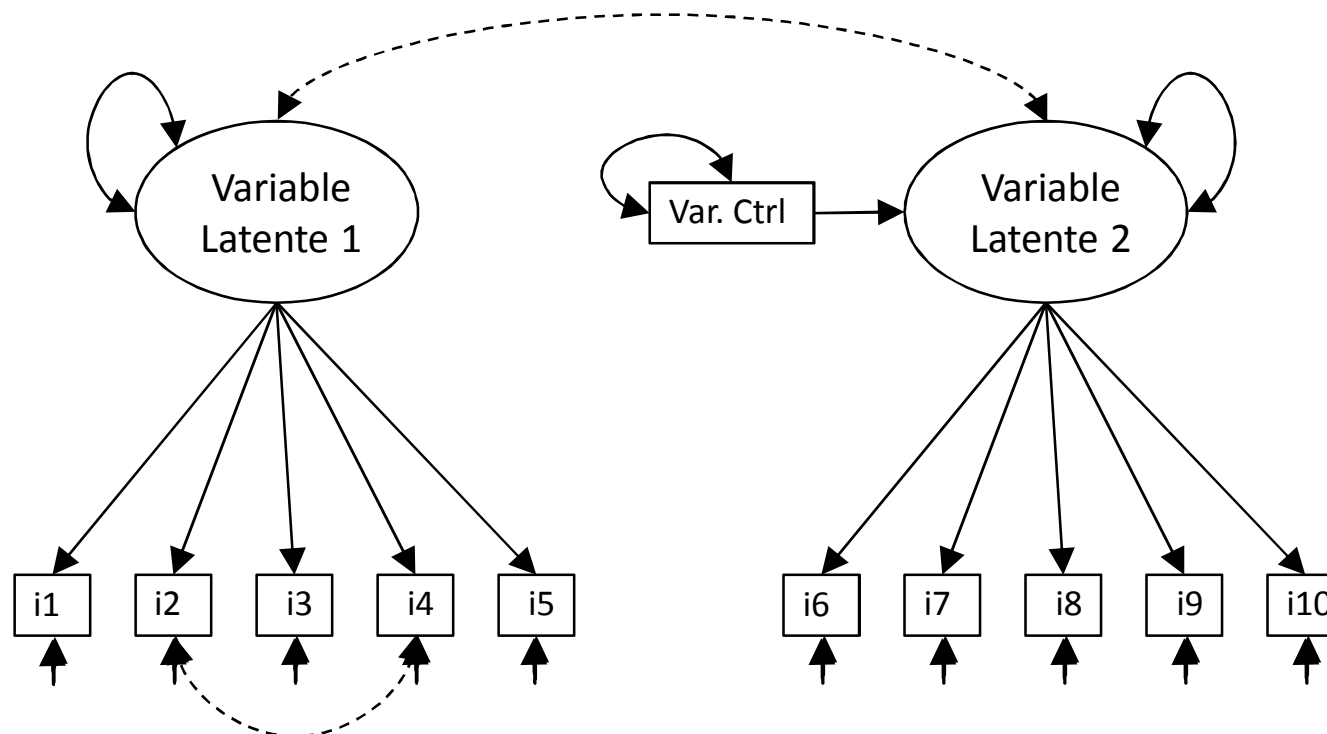
- **χ^2/DF** = rapport le plus simple entre précision et parcimonie. Petites valeurs souhaitées (bon ajustement), autour de 2-3 ou plus petit.
- **AIC** et **BIC** (Akaike's et Bayesian Information Criterion), similaires à χ^2/DF , prennent en compte la taille d'échantillon et pénalisent la complexité du modèle. Petites valeurs souhaitées. Pas normé.
- **RMSEA** (Root Mean Square Error of Approximation), similaire aux précédents. Valeurs proche de 0 souhaitées (au moins < 0.08 , bien si < 0.06). Le RMSEA a un intervalle de confiance (bien s'il inclut 0).
- **CFI** (Comparative Fit Index), compare le modèle testé au modèle d'indépendance. Grandes valeurs souhaitées, bien entre 0.96 et 1, acceptable entre 0.90 et 0.95.
- **SRMR** (Standardized Root Mean Square Residual). Basé sur la «taille» de la matrice résiduelle. Sensible à la covariance résiduelle moyenne. Petite valeur souhaitée, bien si < 0.08 .
- **GFI** (Goodness of Fit Index). Similaire au SRMR. Grandes valeurs souhaitées, bien entre 0.96 et 1, acceptable entre 0.90 et 0.95.

Vue d'ensemble de la démarche

- Les étapes clés
 - **spécifier le modèle**
 - ✓ Quels paramètres estimer?
 - ✓ Quels paramètres fixer à 0?
 - ✓ Les variables latentes sont-elle bien identifiées?
 - **estimer le modèle**
 - **interpréter les résultats**
 - ✓ Quel est l'ajustement global?
 - ✓ Quel est la taille et la significativité des paramètres d'intérêt?
(e.g., saturations, relations entre variables latentes)
- Stratégies de modélisation possibles
 - **purement confirmatoire** : un seul modèle est testé et c'est fini. Approche limitée, déconseillée.
 - **amélioration du modèle** : un seul modèle est testé et on cherche à l'améliorer en fonction des résultats. Approche la plus pragmatique, mais à consommer avec modération...
 - **comparaison de modèles** : plusieurs modèles sont spécifiés *a priori*, testés, puis comparés. (Meilleure approche)

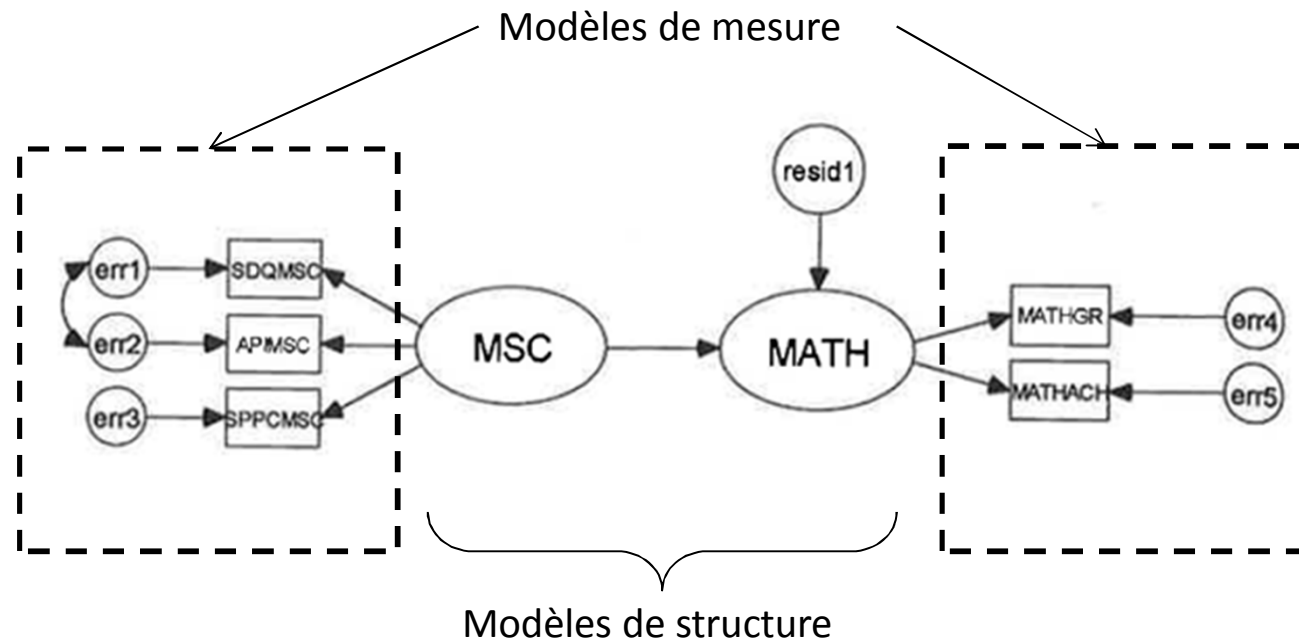
Récapitulation des symboles graphiques

- Carré : **variable observée** (valeurs dans la base de données)
- Rond : **variable latente** non-observée, estimée à partir des manifestes
- Flèche courbe à deux tête :
 - **variance** (concerne 1 seule variable)
 - **covariance/corrélation** (relie 2 variables)
- Flèche droite à une tête :
 - **Saturations** (définissent les variables latentes)
 - **Poids de régression** (représentent des liens de prédictions entre variables)



PARTIE 3 : Raffinements possibles

- **Modèles de mesure** : modèle (ou partie du modèle) qui correspond aux spécifications de variables latentes
- **Modèles de structure** : relations entre variables latentes

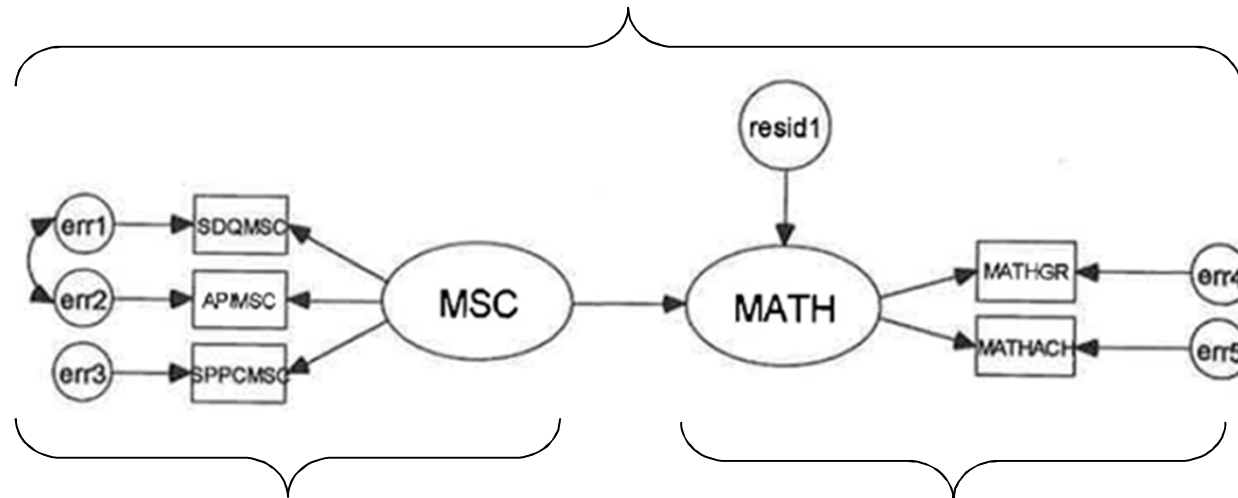


- **Pour des modèles complexes, mieux vaut d'abord tester les modèles de mesures séparément**

Identification locale et globale

- **Identification globale** : le nombre de DL total est non nul
- **Identification locale**: chaque variable latente est correctement identifiés (au moins un paramètre fixé + DL locaux non nuls)

$$DL = (5*6)/2 - (7+4+1) = 15 - 12 = 3$$



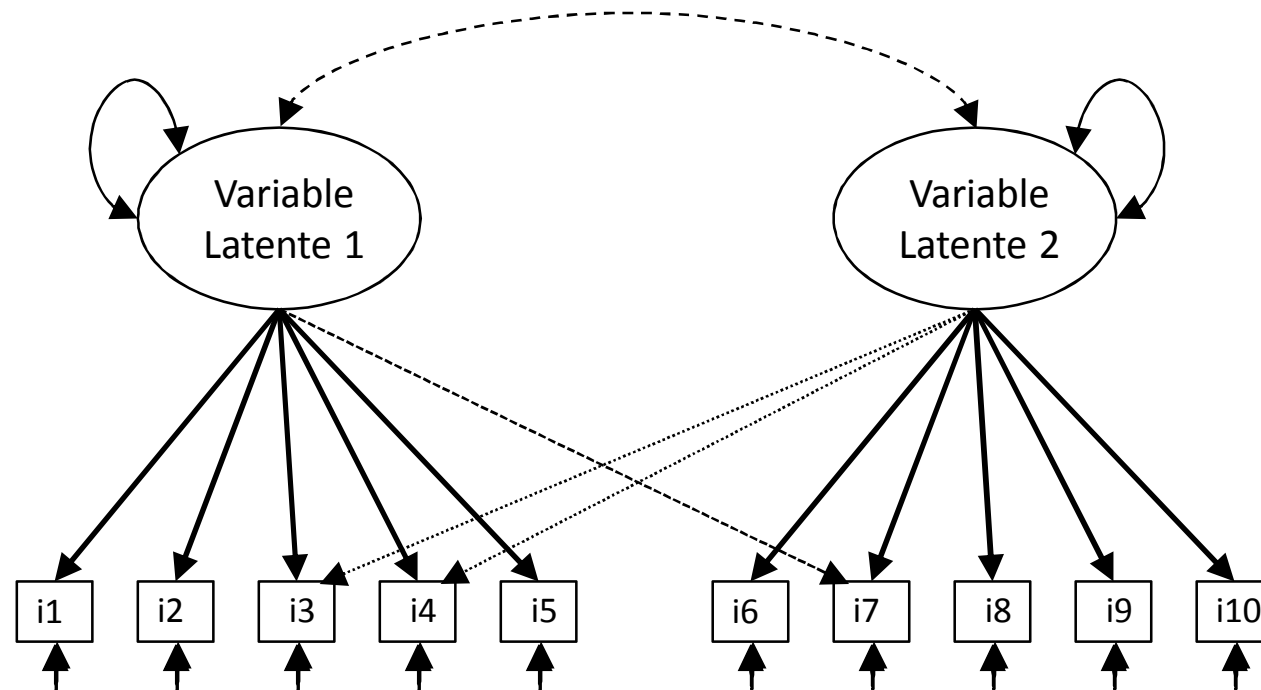
$$DL = (3*4)/2 - 7 = -1$$

$$DL = (2*3)/2 - (4) = -1$$

- **Toujours vérifier l'identification locale et globale**, si nécessaire contraindre des paramètres supplémentaires.
- Rendre explicite sur les figures quels paramètres ont été fixés

Comparaison de modèle

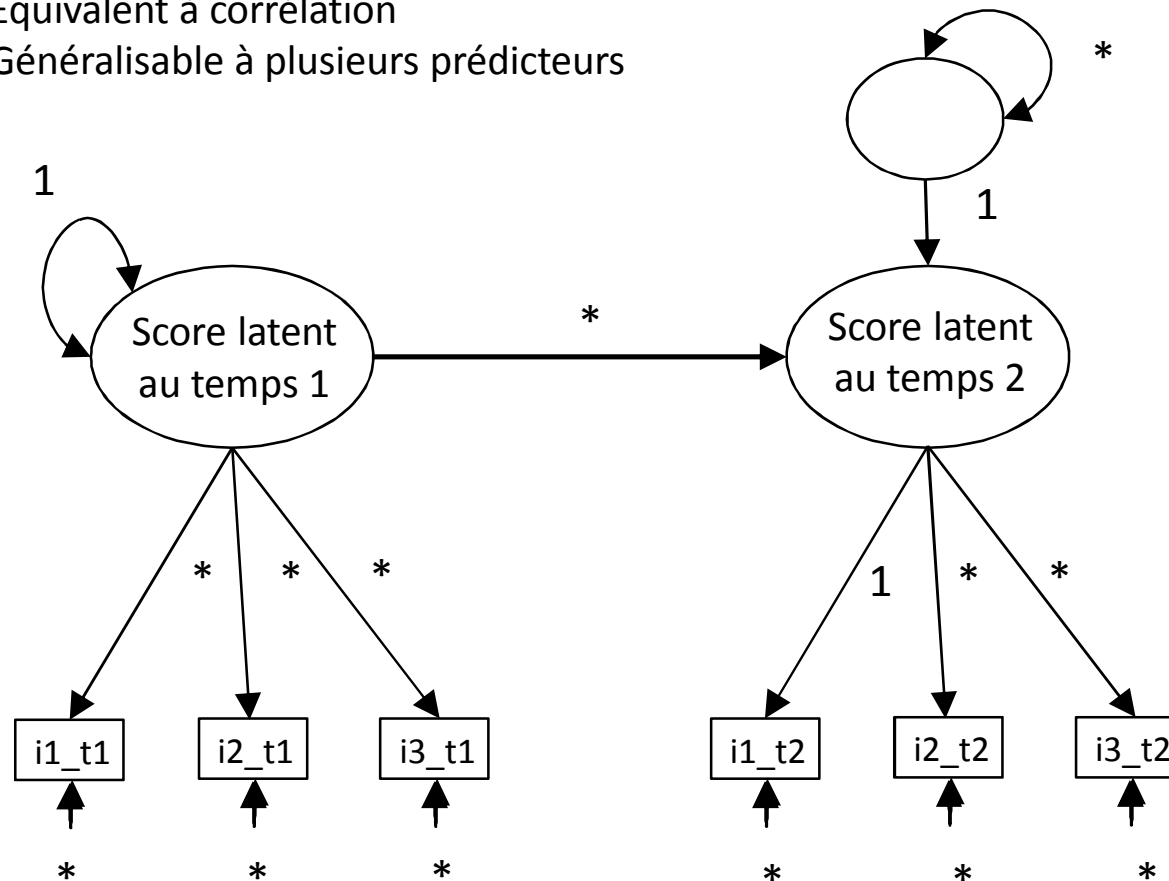
- **Modèles emboîtés** : des modèles sont dits emboîtés si l'un peut être vu comme une spécification plus contrainte de l'autre.



- Les modèles emboîtés peuvent être comparé formellement à l'aide de la distribution χ^2 (cf. exemple plus loin)

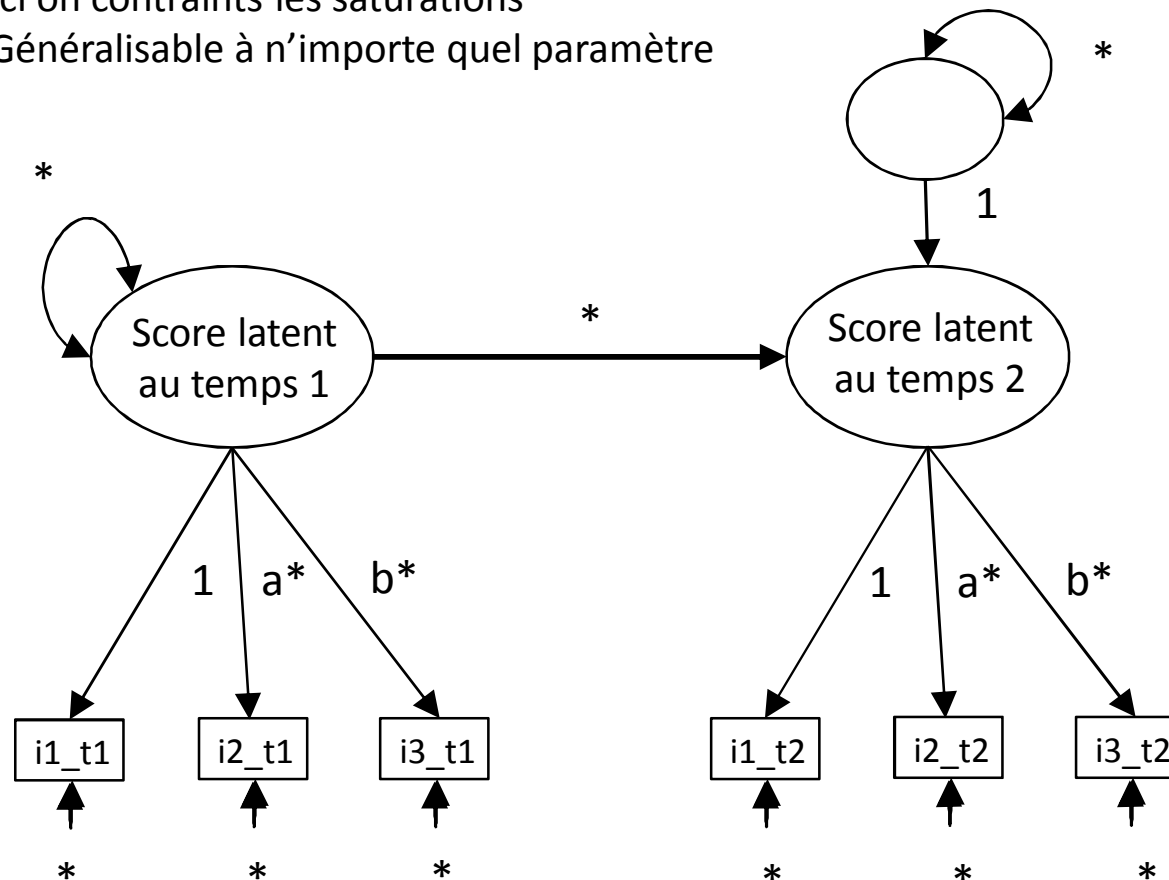
Modèle pour mesures répétées

- Utile p. ex. pour **tester un effet de stabilité temporelle**.
 - Ici exemple de régression
 - Equivalent à corrélation
 - Généralisable à plusieurs prédicteurs



Contraintes d'égalité

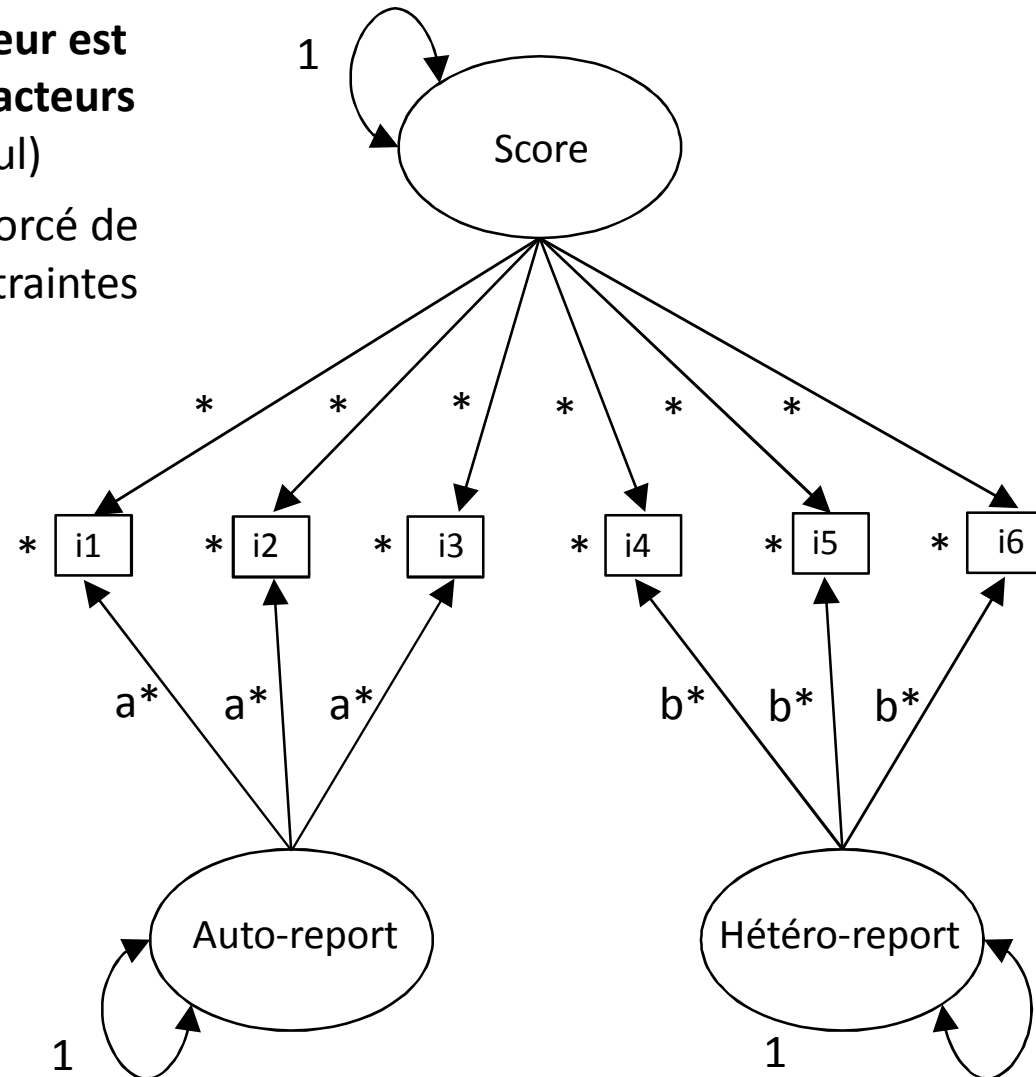
- Dans certain cas il peut être utile de **contraindre des paramètres pour qu'il soit égaux**
 - Ici on contraint les saturations
 - Généralisable à n'importe quel paramètre



Modèle avec effet de méthode

- **Chaque indicateur est en lien avec 2 facteurs** (au lieu d'un seul)
- On est parfois forcé de mettre des contraintes d'égalité

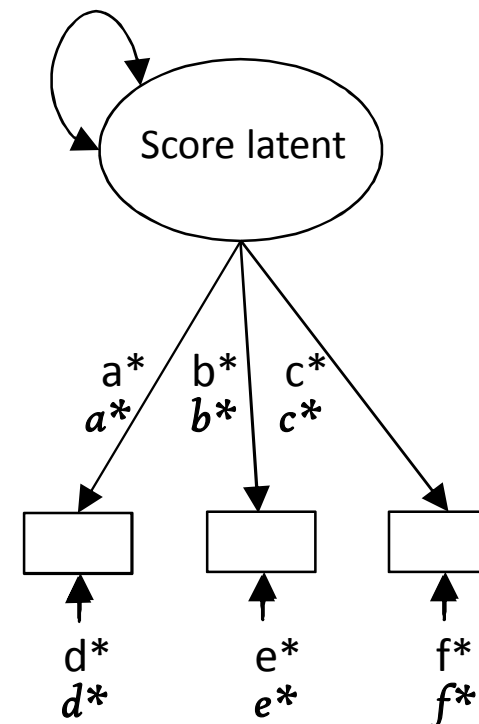
(A la place des facteurs de méthode, on peut aussi simplement mettre des covariances résiduelles)



Modèles multi-groupes

- **Invariance configurale** : la structure est la même dans les groupes (même figure, même type de paramètres estimés)
- **Invariance métrique** (invariance faible) : les saturations peuvent-elle considérées comme identiques?
- **Invariance scalaire** (invariance forte) : les moyennes peuvent-elles être considérées comme identiques?

- On commence par tester le modèle dans chaque groupe en laissant libre le plus de paramètres possibles
- On contraint ensuite les saturation égales dans les deux groupes. On compare les modèles.
- (Même chose avec les moyennes)



Intro
Régression
Analyse fact.
MES et usages

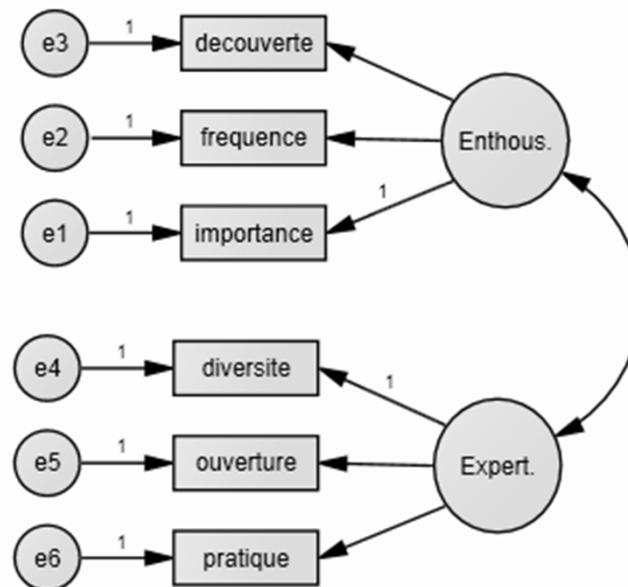
Conditions
Principe
Spécification
Chi-2
Précis. et parcim.
Degré liberté
Exemple
Indices ajust.
Récap. démarche
Récap. symboles

Mesure et struct.
Identification
Modèles emboît.
Mes. répétées
Contraintes égal.
Effet méthode
Multi-groupe

Interprétation
Comparaison
Résumé
Références

PARTIE 4 : exemples

- Pas encore les détails de la démarche AMOS/Statistica
- Deux exemples :
 - Détails des étapes pour **interpréter les résultats**
 - Détails pour **tester et comparer plusieurs modèles**
- On commence avec les détails d'un modèle en deux facteurs



Ci-contre, le modèle tel que spécifié dans AMOS

- ✓ Le modèle est-il identifié?
- ✓ Quels paramètres sont estimés? Fixés à 0?
- ✓ Quels vont être les paramètres d'intérêt?

[Intro](#)
[Régression](#)
[Analyse fact.](#)
[MES et usages](#)

[Conditions](#)
[Principe](#)
[Spécification](#)
[Chi-2](#)
[Précis. et parcim.](#)
[Degré liberté](#)
[Exemple](#)
[Indices ajust.](#)
[Récap. démarche](#)
[Récap. symboles](#)

[Mesure et struct.](#)
[Identification](#)
[Modèles emboît.](#)
[Mes. répétées](#)
[Contraintes égal.](#)
[Effet méthode](#)
[Multi-groupe](#)

[Interprétation](#)
[Comparaison](#)
[Résumé](#)
[Références](#)

Résultats dans AMOS : les variables

The screenshot displays the AMOS software interface. On the left, a tree view shows the project structure for 'Basic.amw', with 'Variable list' highlighted under 'Variable Summary'. The main window on the right is titled 'Your model contains the following variables (Group number 1)'. It lists observed, endogenous variables: importance, frequence, decouverte, diversite, ouverture, and pratique. Below this, it lists unobserved, exogenous variables: Enthous., e1, e2, e3, Expert., e4, e5, and e6.

Basic.amw

- Analysis Summary
 - Date and Time
 - Title
 - Notes for Group
- Variable Summary
 - Variable list**
 - Variable counts
 - Parameter summary
- Notes for Model
 - Computation of degrees of freedom
 - Result
- Estimates
 - Minimization History
- Model Fit
 - Execution Time

Your model contains the following variables (Group number 1)

Observed, endogenous variables

- importance
- frequence
- decouverte
- diversite
- ouverture
- pratique

Unobserved, exogenous variables

- Enthous.
- e1
- e2
- e3
- Expert.
- e4
- e5
- e6

[Intro](#)
[Régression](#)
[Analyse fact.](#)
[MES et usages](#)

[Conditions](#)
[Principe](#)
[Spécification](#)
[Chi-2](#)
[Précis. et parcim.](#)
[Degré liberté](#)
[Exemple](#)
[Indices ajust.](#)
[Récap. démarche](#)
[Récap. symboles](#)

[Mesure et struct.](#)
[Identification](#)
[Modèles emboît.](#)
[Mes. répétées](#)
[Contraintes égal.](#)
[Effet méthode](#)
[Multi-groupe](#)

[Interprétation](#)
[Comparaison](#)
[Résumé](#)
[Références](#)

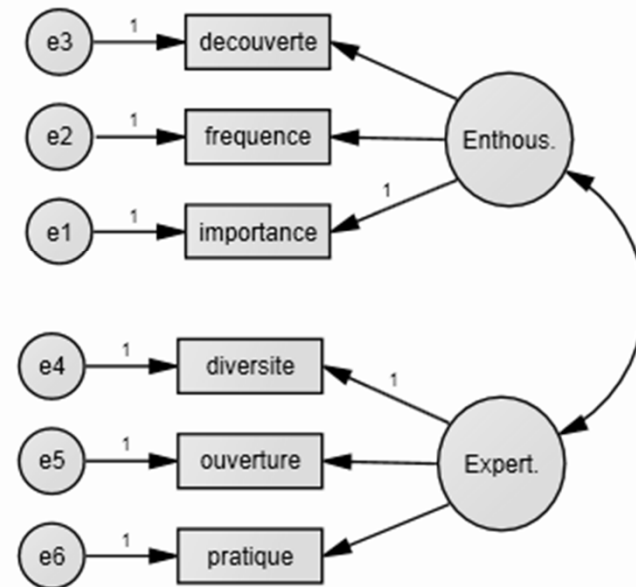
Résultats dans AMOS : les spécifications

Basic.amw

- Analysis Summary
 - Date and Time
 - Title
 - Notes for Group
- Variable Summary
 - Variable list
 - Variable counts
 - Parameter summary**
- Notes for Model
 - Computation of degrees of freedom
 - Result
- Estimates
 - Minimization History
- Model Fit
 - Execution Time

Parameter summary (Group number 1)

	Weights	Covariances	Variances	Means	Intercepts	Total
Fixed	8	0	0	0	0	8
Labeled	0	0	0	0	0	0
Unlabeled	4	1	8	0	0	13
Total	12	1	8	0	0	21



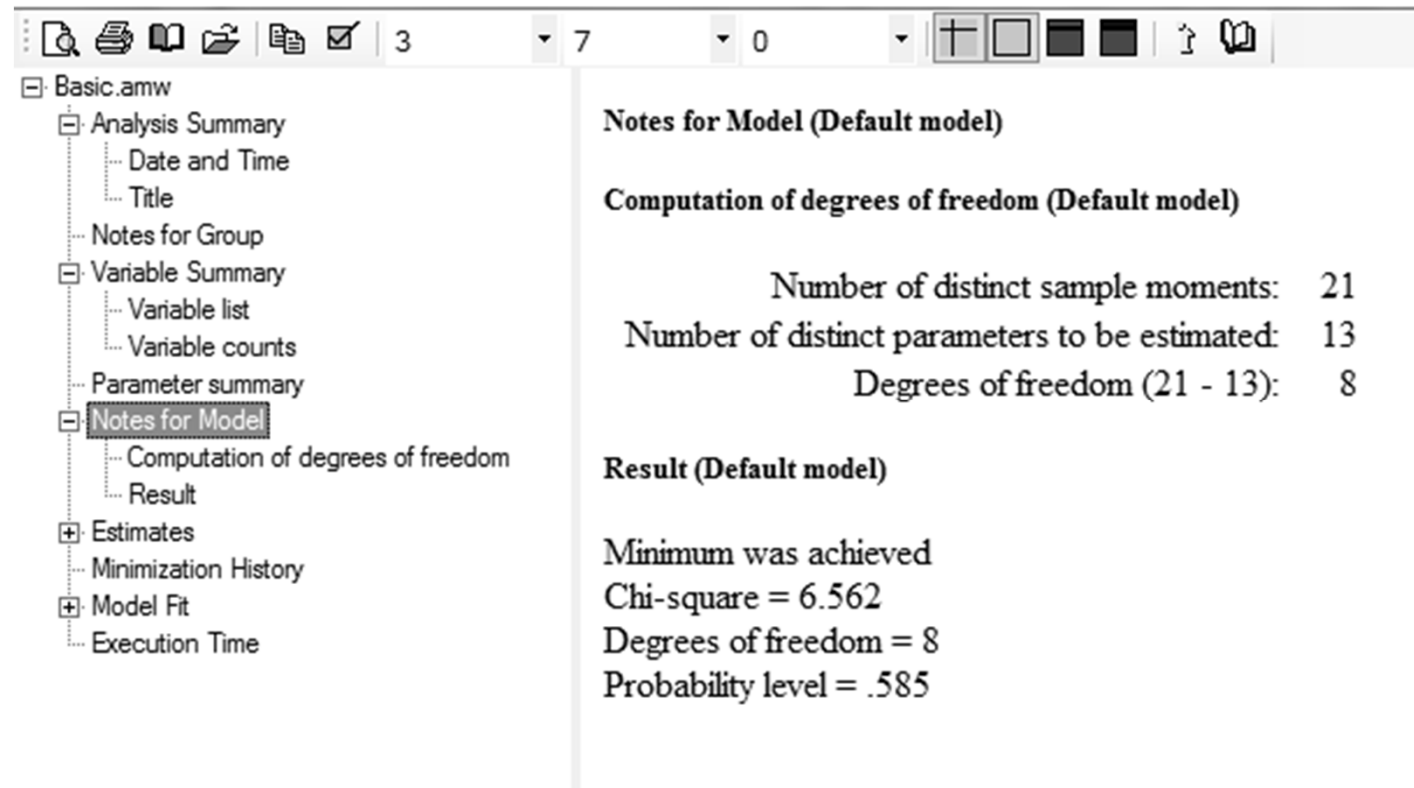
[Intro](#)
[Régression](#)
[Analyse fact.](#)
[MES et usages](#)

[Conditions](#)
[Principe](#)
[Spécification](#)
[Chi-2](#)
[Précis. et parcim.](#)
[Degré liberté](#)
[Exemple](#)
[Indices ajust.](#)
[Récap. démarche](#)
[Récap. symboles](#)

[Mesure et struct.](#)
[Identification](#)
[Modèles emboît.](#)
[Mes. répétées](#)
[Contraintes égal.](#)
[Effet méthode](#)
[Multi-groupe](#)

[Interprétation](#)
[Comparaison](#)
[Résumé](#)
[Références](#)

Résultats dans AMOS : identification et χ^2



The screenshot displays the AMOS software interface. On the left, a tree view shows the project structure for 'Basic.amw', with 'Notes for Model' selected. The main window on the right displays the following information:

Notes for Model (Default model)

Computation of degrees of freedom (Default model)

Number of distinct sample moments:	21
Number of distinct parameters to be estimated:	13
Degrees of freedom (21 - 13):	8

Result (Default model)

Minimum was achieved
Chi-square = 6.562
Degrees of freedom = 8
Probability level = .585

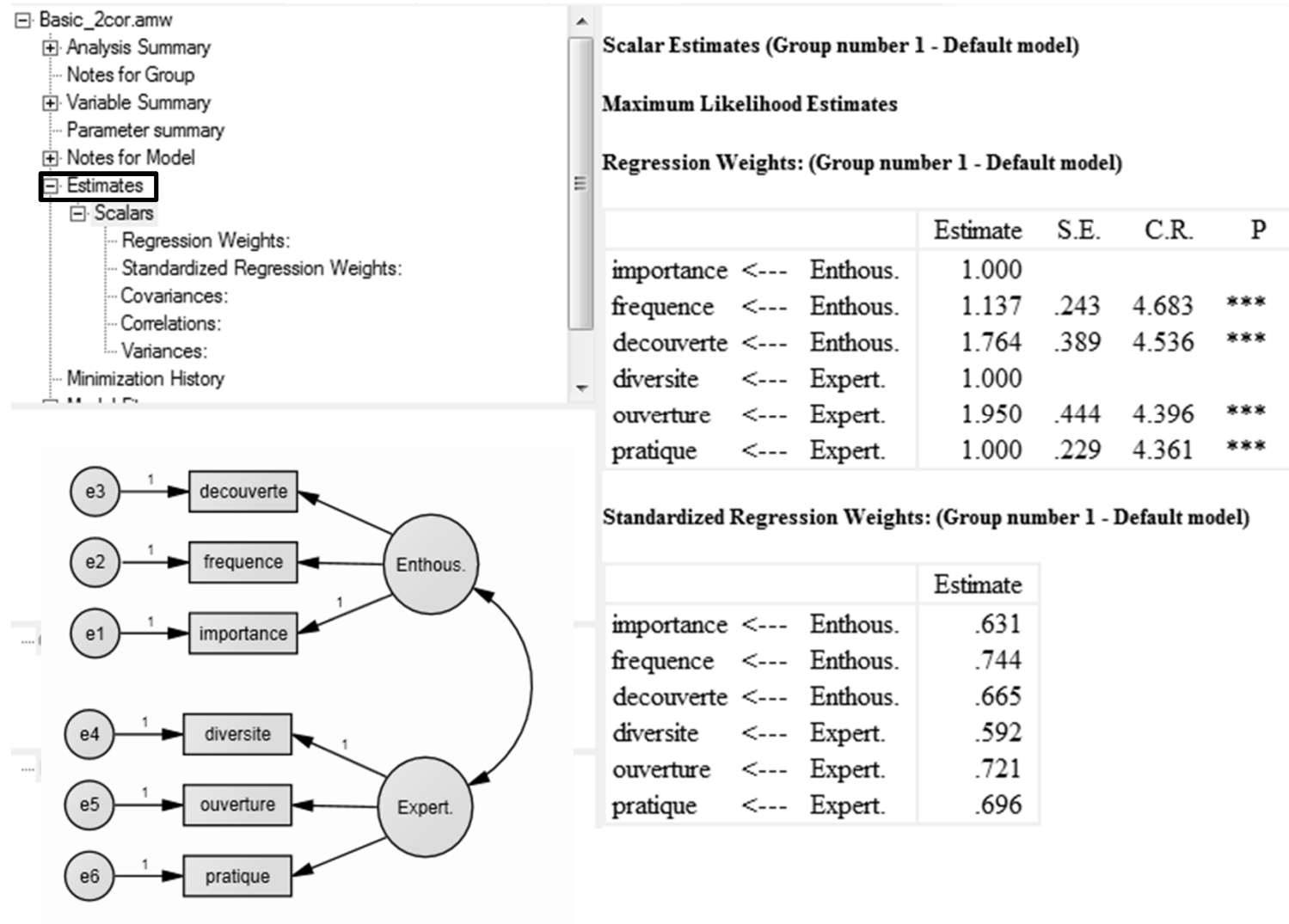
[Intro](#)
[Régression](#)
[Analyse fact.](#)
[MES et usages](#)

[Conditions](#)
[Principe](#)
[Spécification](#)
[Chi-2](#)
[Précis. et parcim.](#)
[Degré liberté](#)
[Exemple](#)
[Indices ajust.](#)
[Récap. démarche](#)
[Récap. symboles](#)

[Mesure et struct.](#)
[Identification](#)
[Modèles emboît.](#)
[Mes. répétées](#)
[Contraintes égal.](#)
[Effet méthode](#)
[Multi-groupe](#)

[Interprétation](#)
[Comparaison](#)
[Résumé](#)
[Références](#)

Résultats dans AMOS : les estimations



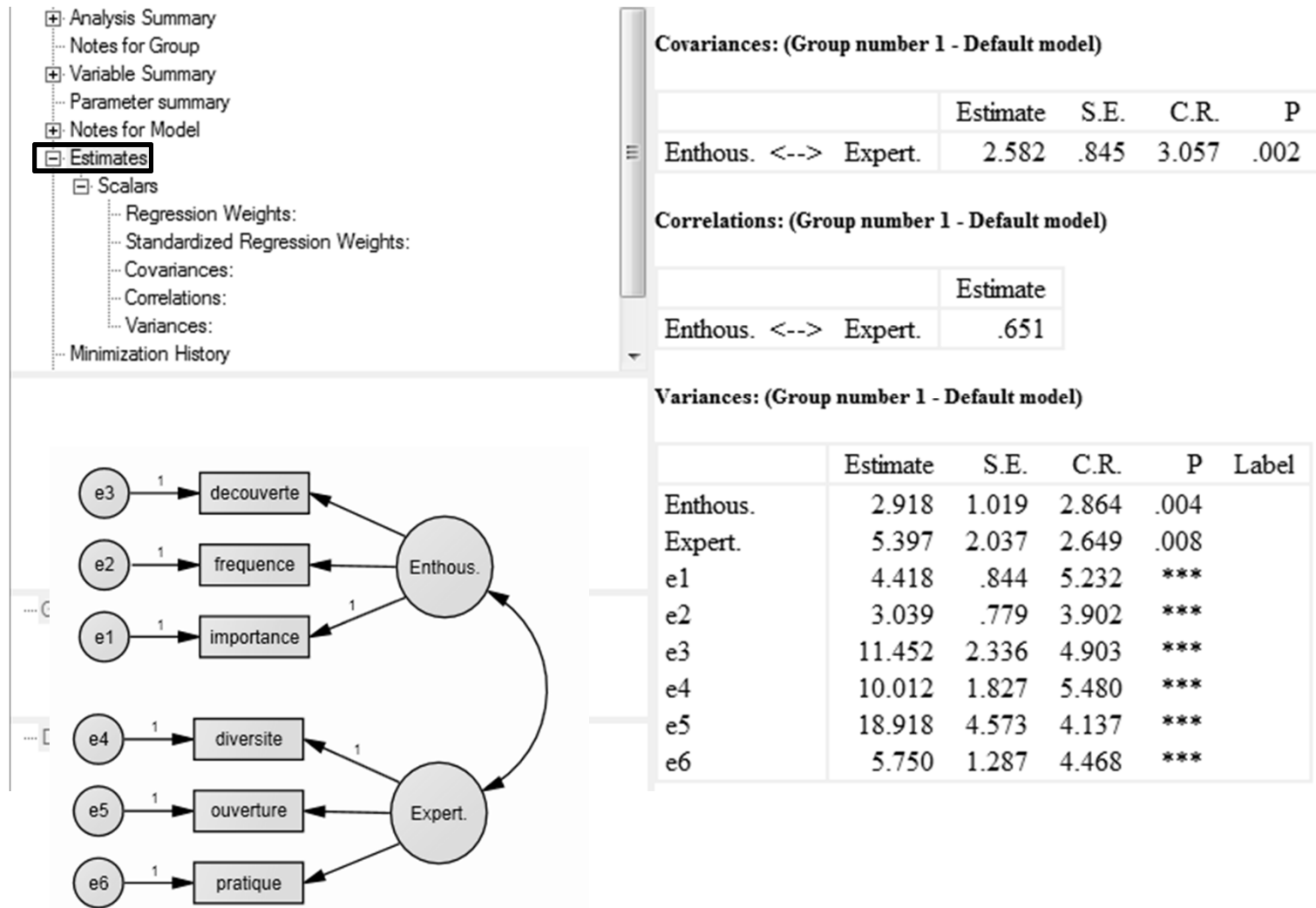
[Intro](#)
[Régression](#)
[Analyse fact.](#)
[MES et usages](#)

[Conditions](#)
[Principe](#)
[Spécification](#)
[Chi-2](#)
[Précis. et parcim.](#)
[Degré liberté](#)
[Exemple](#)
[Indices ajust.](#)
[Récap. démarche](#)
[Récap. symboles](#)

[Mesure et struct.](#)
[Identification](#)
[Modèles emboît.](#)
[Mes. répétées](#)
[Contraintes égal.](#)
[Effet méthode](#)
[Multi-groupe](#)

[Interprétation](#)
[Comparaison](#)
[Résumé](#)
[Références](#)

Résultats dans AMOS : les estimations



[Intro](#)
[Régression](#)
[Analyse fact.](#)
[MES et usages](#)

[Conditions](#)
[Principe](#)
[Spécification](#)
[Chi-2](#)
[Précis. et parcim.](#)
[Degré liberté](#)
[Exemple](#)
[Indices ajust.](#)
[Récap. démarche](#)
[Récap. symboles](#)

[Mesure et struct.](#)
[Identification](#)
[Modèles emboît.](#)
[Mes. répétées](#)
[Contraintes égal.](#)
[Effet méthode](#)
[Multi-groupe](#)

[Interprétation](#)
[Comparaison](#)
[Résumé](#)
[Références](#)

Résultats dans AMOS : le fit

- Analysis Summary
 - Notes for Group
- Variable Summary
 - Parameter summary
- Notes for Model
- Estimates
- Minimization History
- Model Fit
 - CMIN
 - RMR, GFI
 - Baseline Comparisons
 - Parsimony-Adjusted Measures
 - NCP
 - FMIN
 - RMSEA**

RMSEA

Model	RMSEA	LO 90	HI 90	PCLOSE
Default model	.000	.000	.108	.725
Independence model	.295	.250	.342	.000

- Basic.amw
 - Analysis Summary
 - Notes for Group
 - Variable Summary
 - Parameter summary
 - Notes for Model
 - Estimates
 - Minimization History
 - Model Fit
 - CMIN
 - RMR, GFI
 - Baseline Comparisons
 - Parsimony-Adjusted Measures
 - NCP
 - FMIN
 - RMSEA
 - AIC**

AIC

Model	AIC	BCC	BIC	CAIC
Default model	32.562	34.729	65.346	78.346
Saturated model	42.000	45.500	94.958	115.958
Independence model	145.951	146.951	161.082	167.082

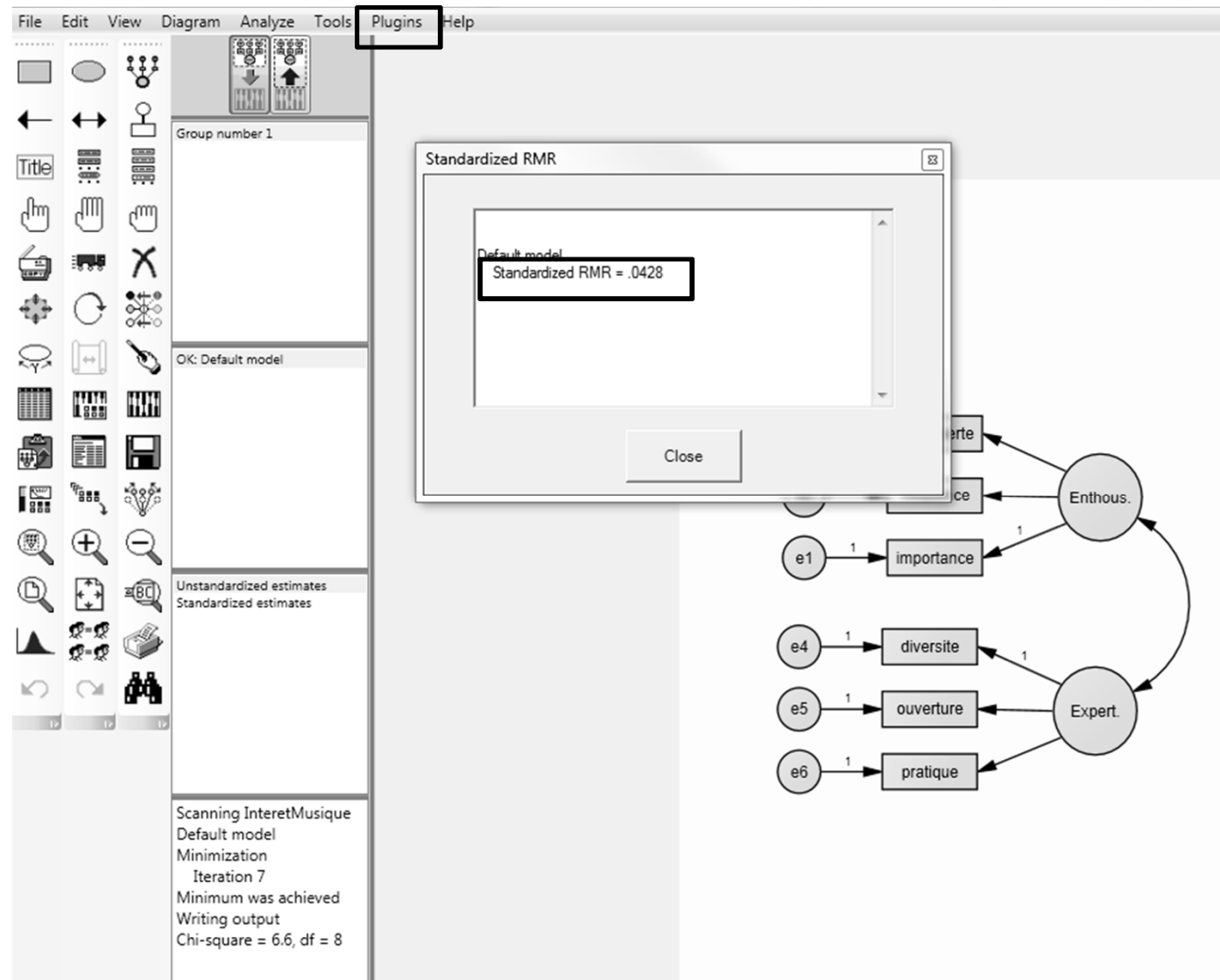
[Intro](#)
[Régression](#)
[Analyse fact.](#)
[MES et usages](#)

[Conditions](#)
[Principe](#)
[Spécification](#)
[Chi-2](#)
[Précis. et parcim.](#)
[Degré liberté](#)
[Exemple](#)
[Indices ajust.](#)
[Récap. démarche](#)
[Récap. symboles](#)

[Mesure et struct.](#)
[Identification](#)
[Modèles emboît.](#)
[Mes. répétées](#)
[Contraintes égal.](#)
[Effet méthode](#)
[Multi-groupe](#)

[Interprétation](#)
[Comparaison](#)
[Résumé](#)
[Références](#)

Les résultats dans AMOS : le SRMR...



Intro
Régression
Analyse fact.
MES et usages

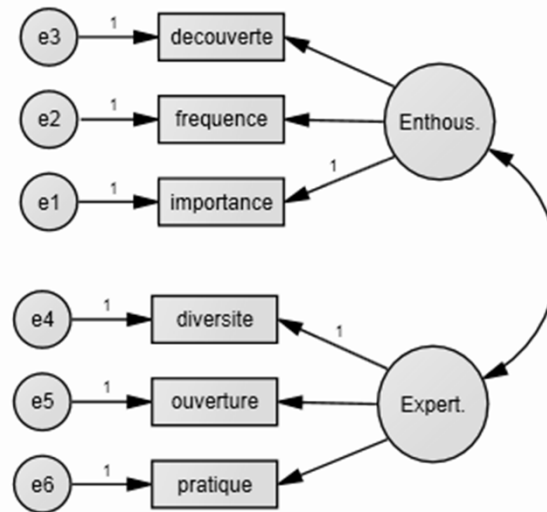
Conditions
Principe
Spécification
Chi-2
Précis. et parcim.
Degré liberté
Exemple
Indices ajust.
Récap. démarche
Récap. symboles

Mesure et struct.
Identification
Modèles emboît.
Mes. répétées
Contraintes égal.
Effet méthode
Multi-groupe

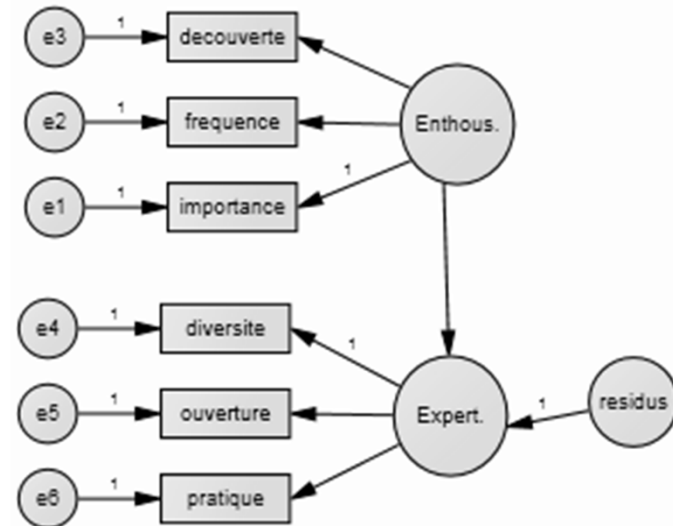
Interprétation
Comparaison
Résumé
Références

Comparer des modèles

• Modèle A



• Modèle B

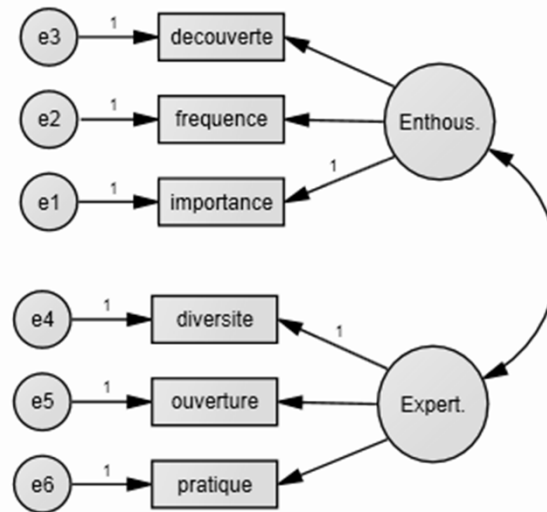


	Param.	DL	χ^2	χ^2/DF	RMSEA	SRMR	BIC	GFI	CFI
Modèle A	13	8	6.56	0.82	0 (0, 0.108)	0.0428	34.7	0.98	1
Modèle B	13	8	6.56	0.82	0 (0, 0.108)	0.0428	34.7	0.98	1

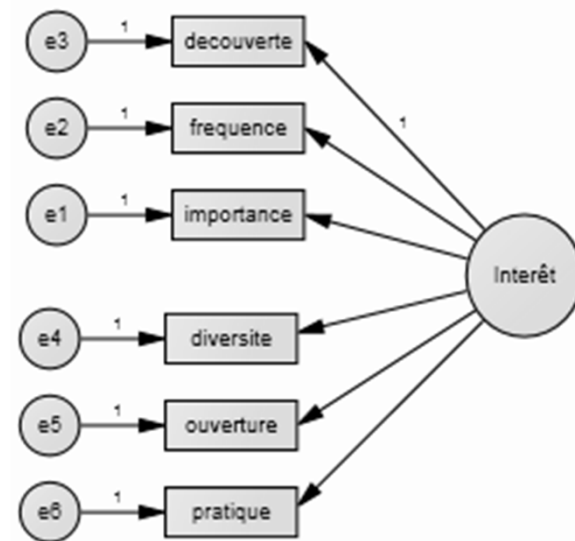
-> les deux modèles sont strictement équivalents

Comparer des modèles

• Modèle A



• Modèle B



	Param.	DL	χ^2	χ^2/DF	RMSEA	SRMR	BIC	GFI	CFI
Modèle A	13	8	6.56	0.82	0 (0, 0.108)	0.0428	34.7	0.98	1
Modèle B	12	9	21.76	2.41778	0.12 (0.06; 0.19)	0.0735	76	0.92	0.89

-> les deux modèles sont bien différents
 -> le A est semble meilleur

Comparer des modèles, test de différence

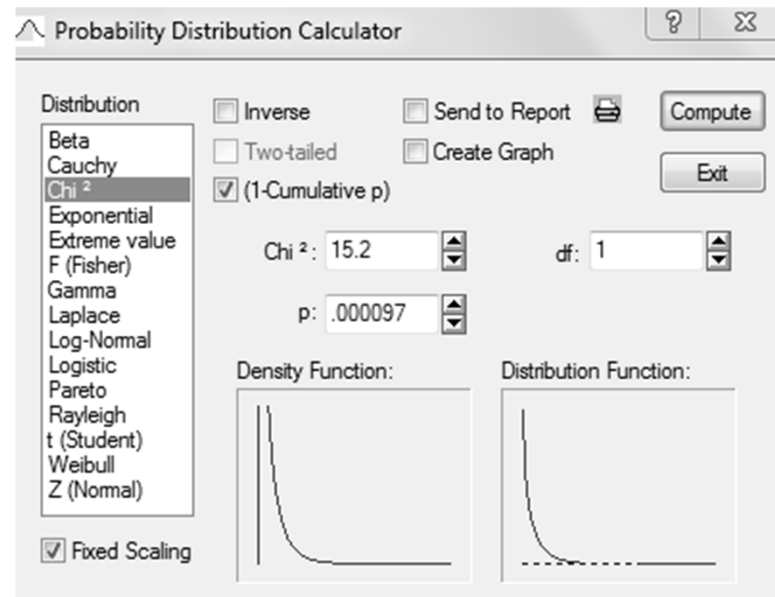
	Param.	DL	χ^2	χ^2/DF	RMSEA	SRMR	BIC	GFI	CFI
Modèle A	13	8	6.56	0.82	0 (0, 0.108)	0.0428	34.7	0.98	1
Modèle B	12	9	21.76	2.41778	0.12 (0.06; 0.19)	0.0735	76	0.92	0.89

$$\Delta\chi^2 = 21.76 - 6.56 = 15.2 \quad \Delta DL = 13 - 12 = 1$$

$$p = 0.00097$$

-> Le modèle plus simple est *vraiment* moins bon; il est trop simple

-> Il faut garder le modèle le plus complexe



NB. Ce test ne fonctionne que pour les modèles emboîtés. Pour comparer des modèles non-emboîtés, utiliser RMSEA, SRMR, CFI.

Résumé : Les 10 commandements des AEC

- I. Pas de (trop) petits échantillons
- II. Attention aux types de variables
- III. Attention à la normalité
- IV. Attention à la spécification et l'identification du modèle
- V. Pour les modèles complexes, tester d'abord les modèles de mesure, puis le modèle de structure
- VI. Utiliser plusieurs indices pour évaluer le fit
- VII. Tester si possible plusieurs modèles concurrents
- VIII. Ne modifier le modèle que si ça a un sens théorique
- IX. Ne pas perdre de vue les paramètres d'intérêt!
- X. Ne jamais conclure qu'on a prouvé un modèle

Intro
Régression
Analyse fact.
MES et usages

Conditions
Principe
Spécification
Chi-2
Précis. et parcim.
Degré liberté
Exemple
Indices ajust.
Récap. démarche
Récap. symboles

Mesure et struct.
Identification
Modèles emboît.
Mes. répétées
Contraintes égal.
Effet méthode
Multi-groupe

Interprétation
Comparaison
Résumé
Références

Références

Livres

- Bollen, K. A. (1989). *Structural equations with latent variables*. New York: John Wiley and Sons.
- Byrne, B. M. (2001). *Structural Equation Modeling With Amos: Basic Concepts, Applications, and Programming*. Mahwah, NJ: Routledge.
- Kline, R. B. (2005). Principles and practice of structural equation modeling (2nd ed.). New York: Guilford Press.

Articles

- Hu, L., & Bentler, P. M. (1999). Cutoff Criteria for Fit Indexes in Covariance Structure Analysis: Conventional Criteria versus New Alternatives. *Structural Equation Modeling*, 6(1), 1-55.
- Beauducel, A., & Wittmann, W. W. (2005). Simulation Study on Fit Indexes in CFA Based on Data With Slightly Distorted Simple Structure. *Structural Equation Modeling*, 12(1), 41-75.

Web

- D. Kenny *Structural Equation Modeling* <http://davidakenny.net/cm/causalm.htm>
- Introduction to AMOS Part 1 <http://www.youtube.com/watch?v=GA2hco5604M>
- Introduction to AMOS Part 2 <http://www.youtube.com/watch?v=6tZFOsp7vfw>