



6^e Atelier MODEVAIIA
Le roman de la variabilité
Prieuré de Marcevol

Modèles en variables latentes ou modèles en réseaux ?

Vous en prendrez bien un peu des deux !

Jean-Luc Kop

Université de Lorraine
2LPN - CEMA

Les modèles en variables latentes sont-ils légitimes ?

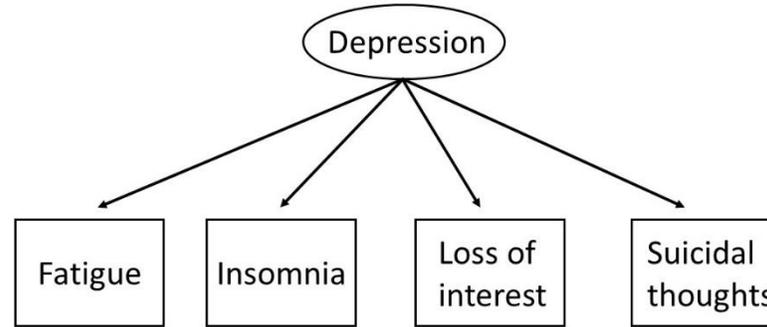


Figure 1 | An illustration of Depression using a Latent Variable model.

Les modèles en réseaux sont-ils une alternative crédible ?

Une causalité directe entre les indicateurs permet de rendre compte de la structure de covariance sans recours à une variable latente

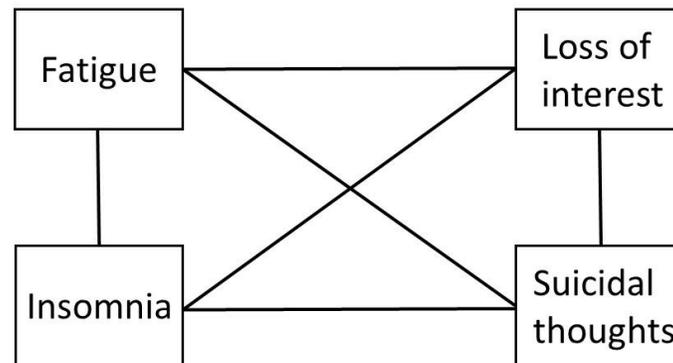


Figure 2 | An illustration of Depression using a Network Analysis model.

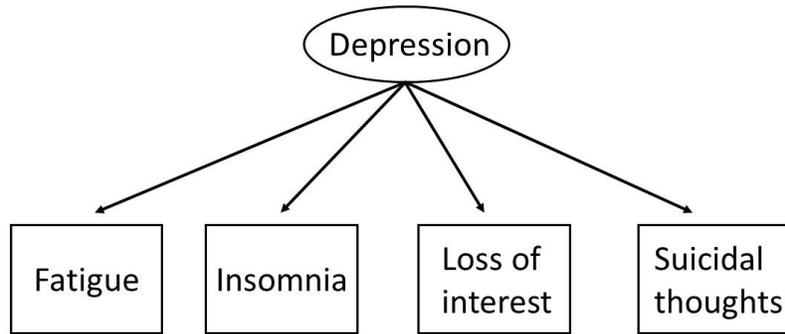


Figure 1 | An illustration of Depression using a Latent Variable model.

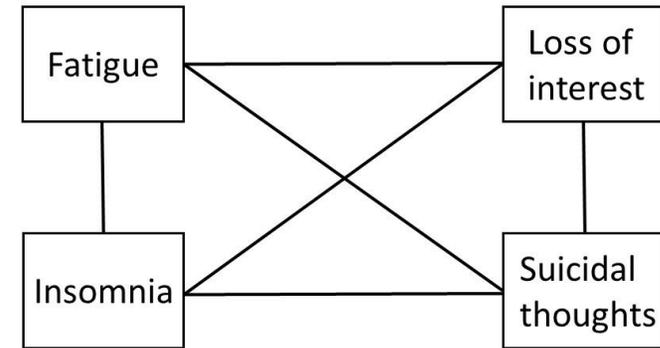


Figure 2 | An illustration of Depression using a Network Analysis model.

Modèles en variables latentes vs. modèle en réseaux : Quelles différences ?

CONCEPTUAL ANALYSIS ARTICLE

Front. Psychol., 18 May 2017 | <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2017.00798>



Modeling Psychological Attributes in Psychology – An Epistemological Discussion: Network Analysis vs. Latent Variables

Hervé Guyon^{1,2*} Bruno Falissard¹ and Jean-Luc Kop³

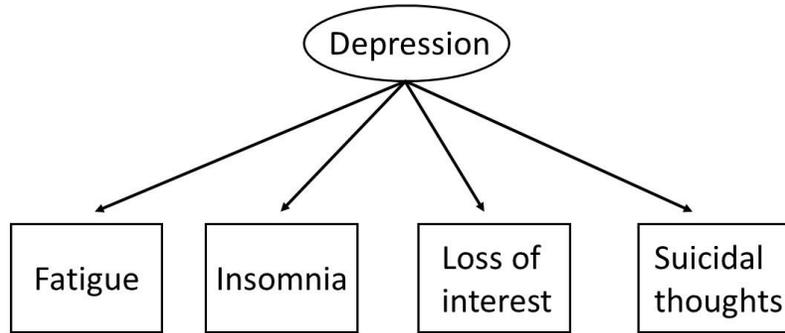


Figure 1 | An illustration of Depression using a Latent Variable model.

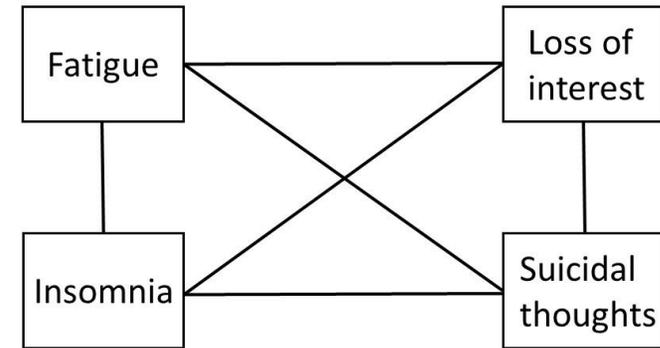


Figure 2 | An illustration of Depression using a Network Analysis model.

Différences ontologiques

Qu'est-ce qu'un attribut psychologique ?

Une cause sous-jacente aux manifestations observables

- Un système complexe de composantes en interaction ?
- L'état d'équilibre d'un système dynamique (i.e. un attracteur, une propriété émergente du système) ?

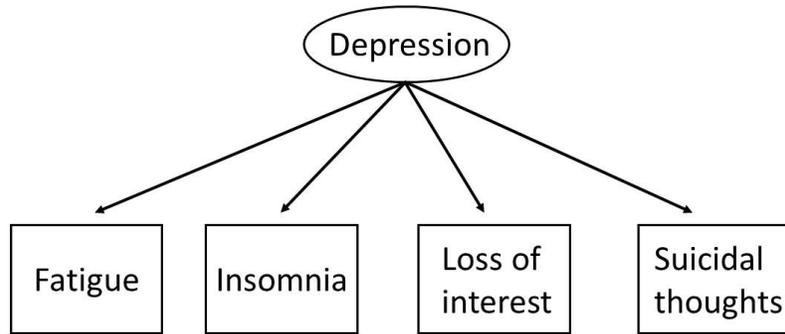


Figure 1 | An illustration of Depression using a Latent Variable model.

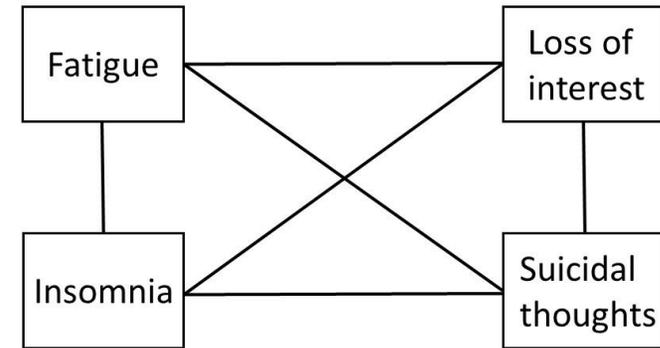


Figure 2 | An illustration of Depression using a Network Analysis model.

Différences épistémologiques

Epistémologie réaliste (les attributs psychologiques existent ; ils sont un support biologique)

Epistémologie instrumentaliste / constructiviste

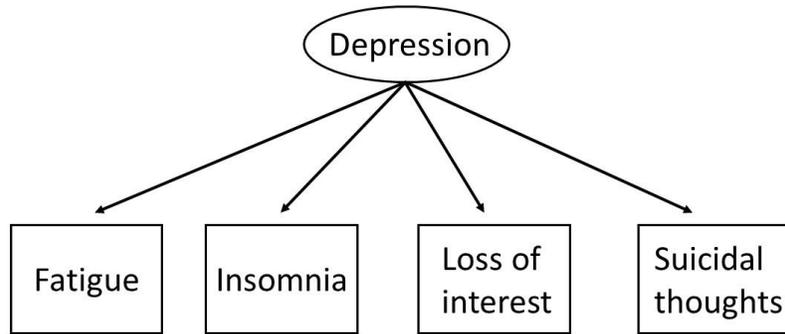


Figure 1 | An illustration of Depression using a Latent Variable model.

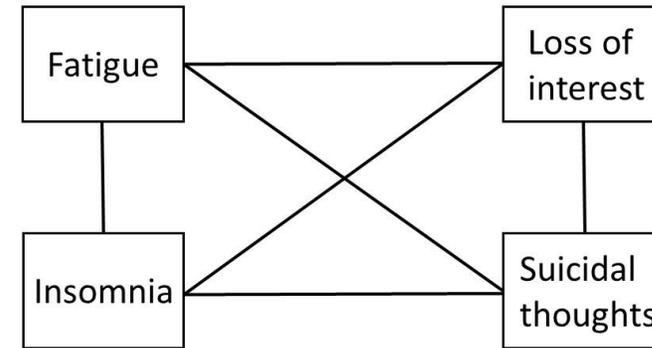


Figure 2 | An illustration of Depression using a Network Analysis model.

Différences statistiques

- Modélisation de la matrice de covariances entre les indicateurs
- Focalisation sur la variance commune aux indicateurs
- Modélisation de l'*inverse* de la matrice de covariances entre les indicateurs
- Focalisation sur la variance unique à chaque paire de variables

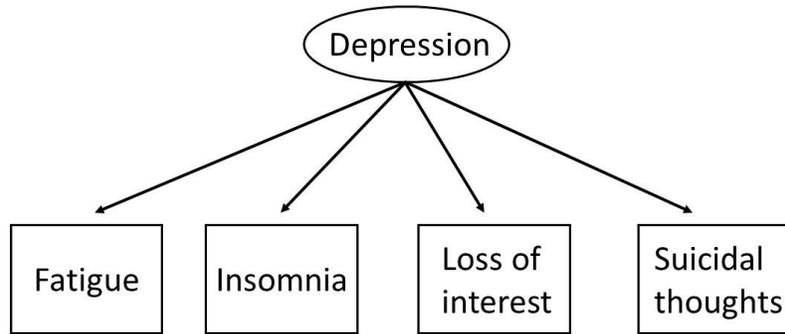


Figure 1 | An illustration of Depression using a Latent Variable model.

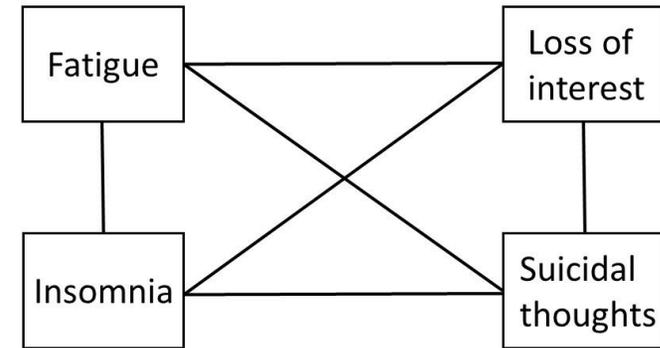


Figure 2 | An illustration of Depression using a Network Analysis model.

Différences psychométriques

- Indépendance locale postulée
- Indicateurs interchangeables
- Indépendance locale rejetée
- Variables non interchangeables

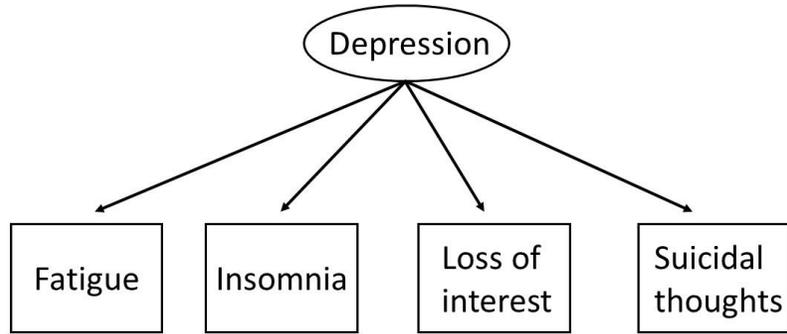


Figure 1 | An illustration of Depression using a Latent Variable model.

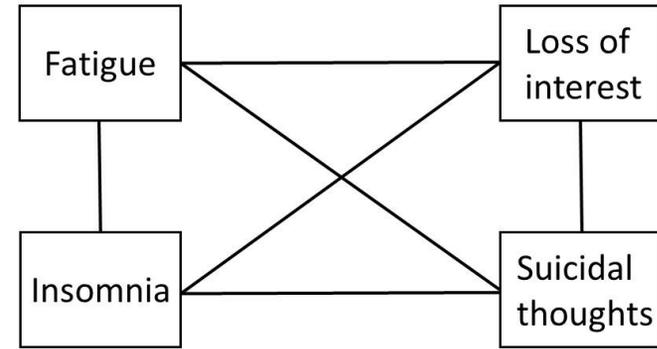
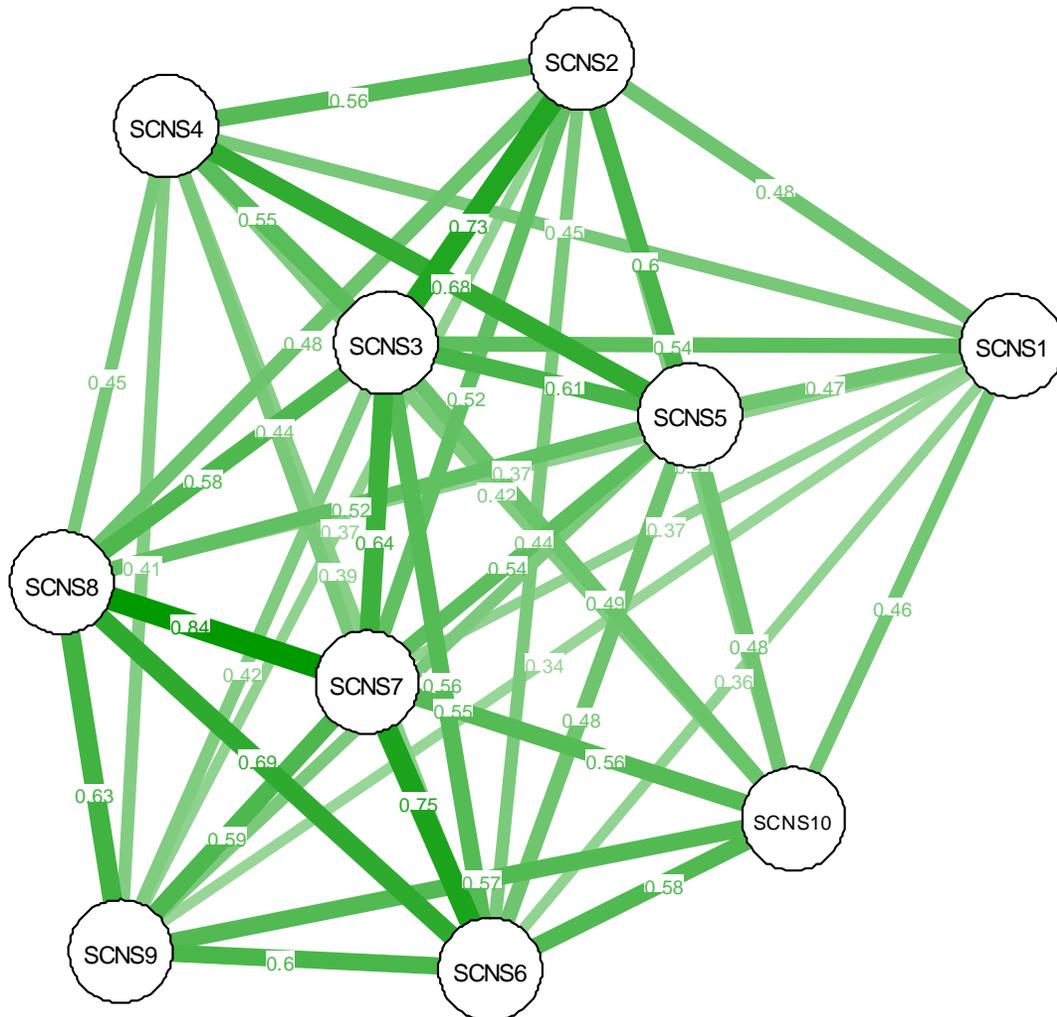


Figure 2 | An illustration of Depression using a Network Analysis model.

Différences pratiques

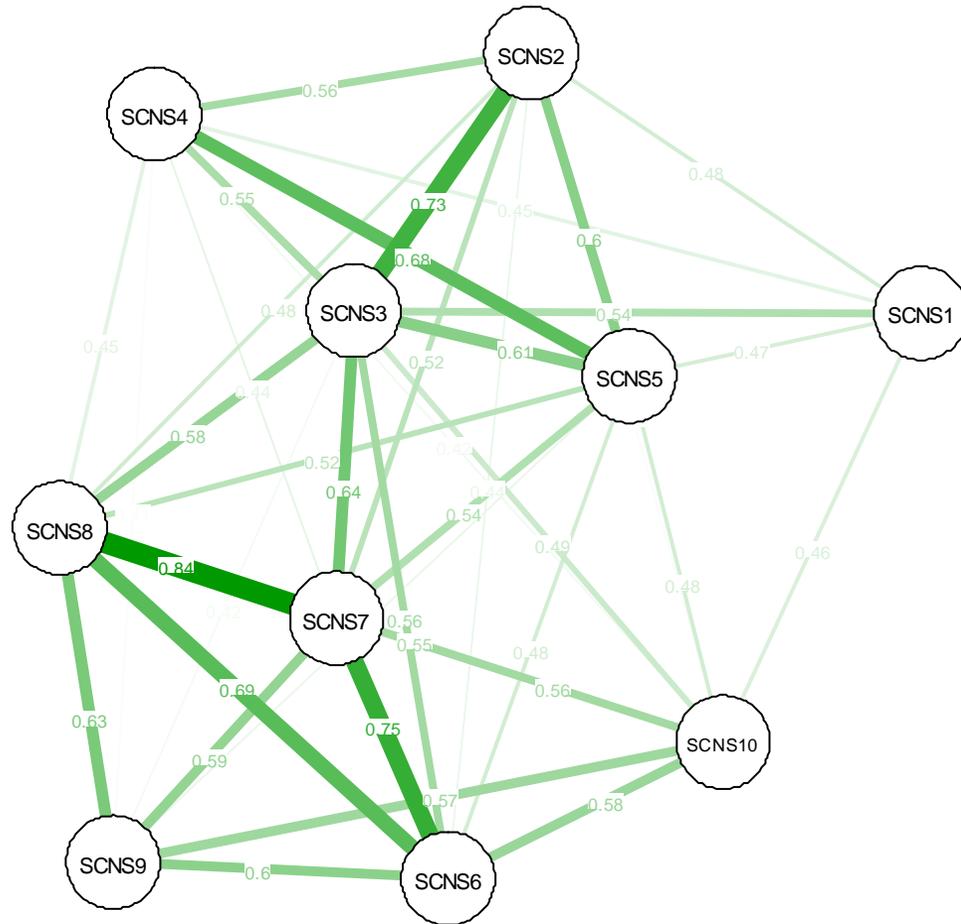
- On peut positionner chaque individu sur un trait latent
- Comment caractériser un individu ?

Quelques notions de base sur les modèles en réseaux



Représentation des **corrélations** entre les 10 premiers items d'une échelle de besoin d'aide en oncologie

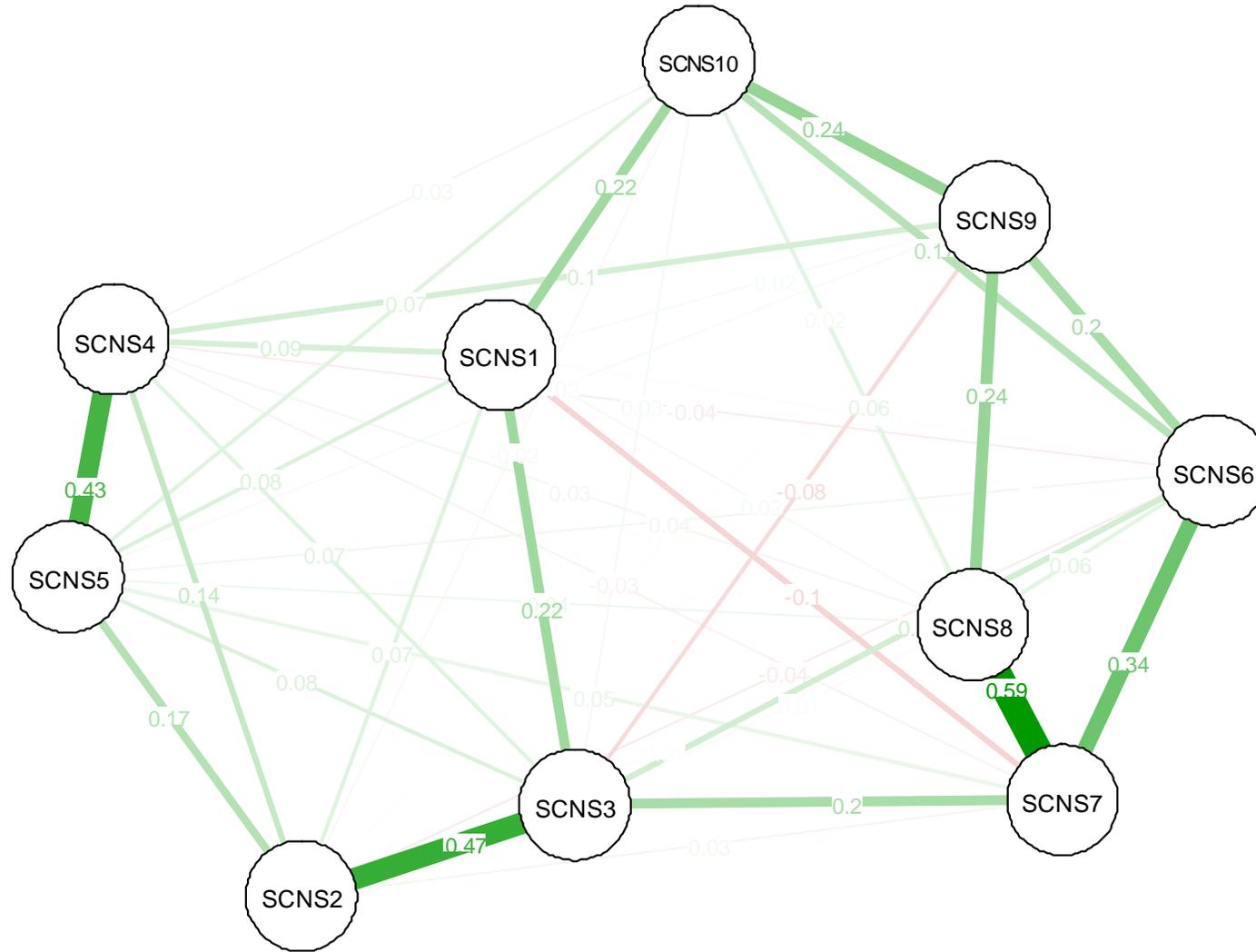
Quelques notions de base sur les modèles en réseaux



Seules les corrélations supérieurs à $|0.40|$ sont représentées

Représentation des **corrélations** entre les 10 premiers items d'une échelle de besoin d'aide en oncologie

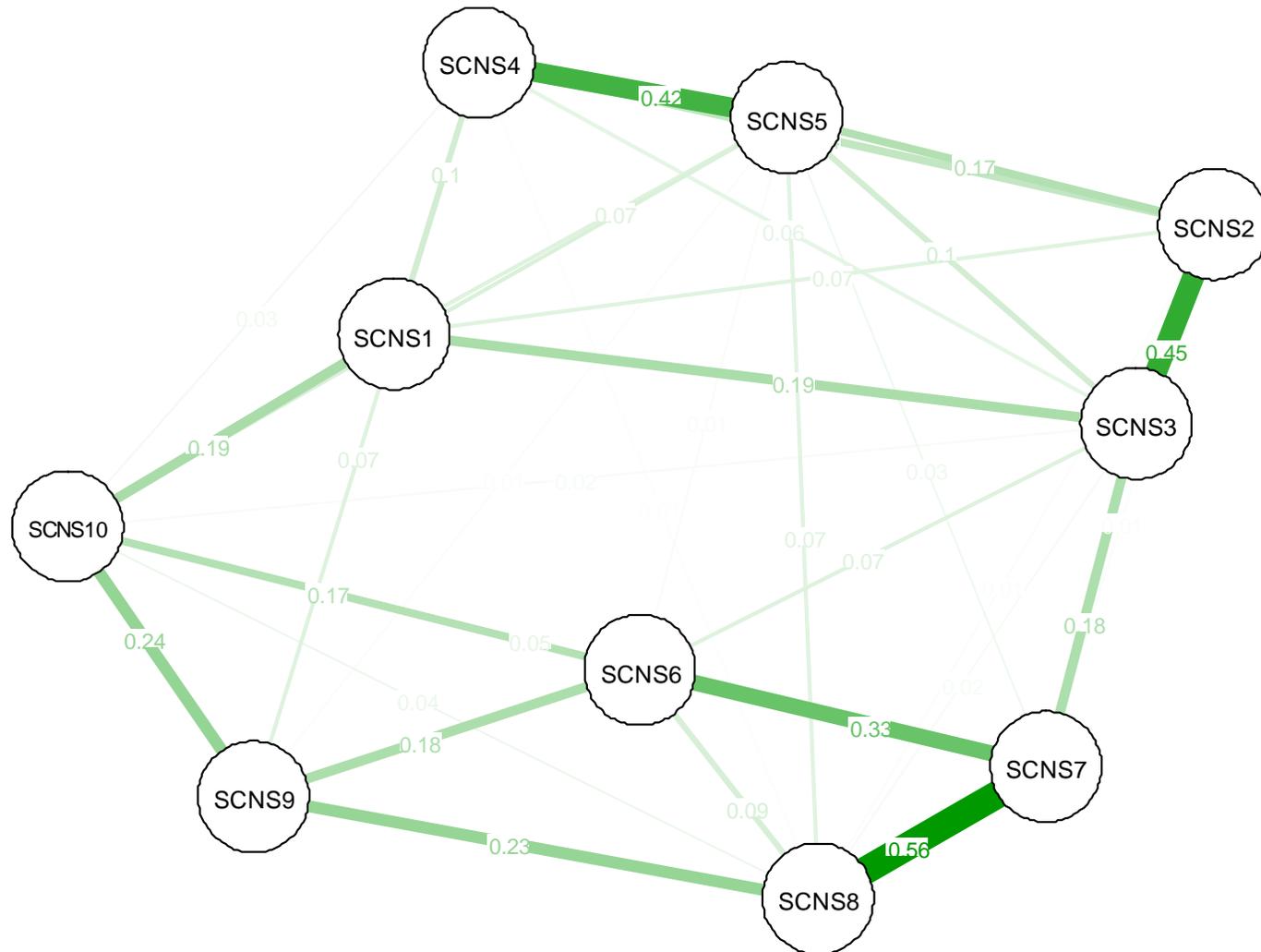
Quelques notions de base sur les modèles en réseaux



Les corrélations représentées ne peuvent pas être expliquées par d'autres variables présentes dans le réseau. Elles correspondent potentiellement à des relations causales (éventuellement réciproques)

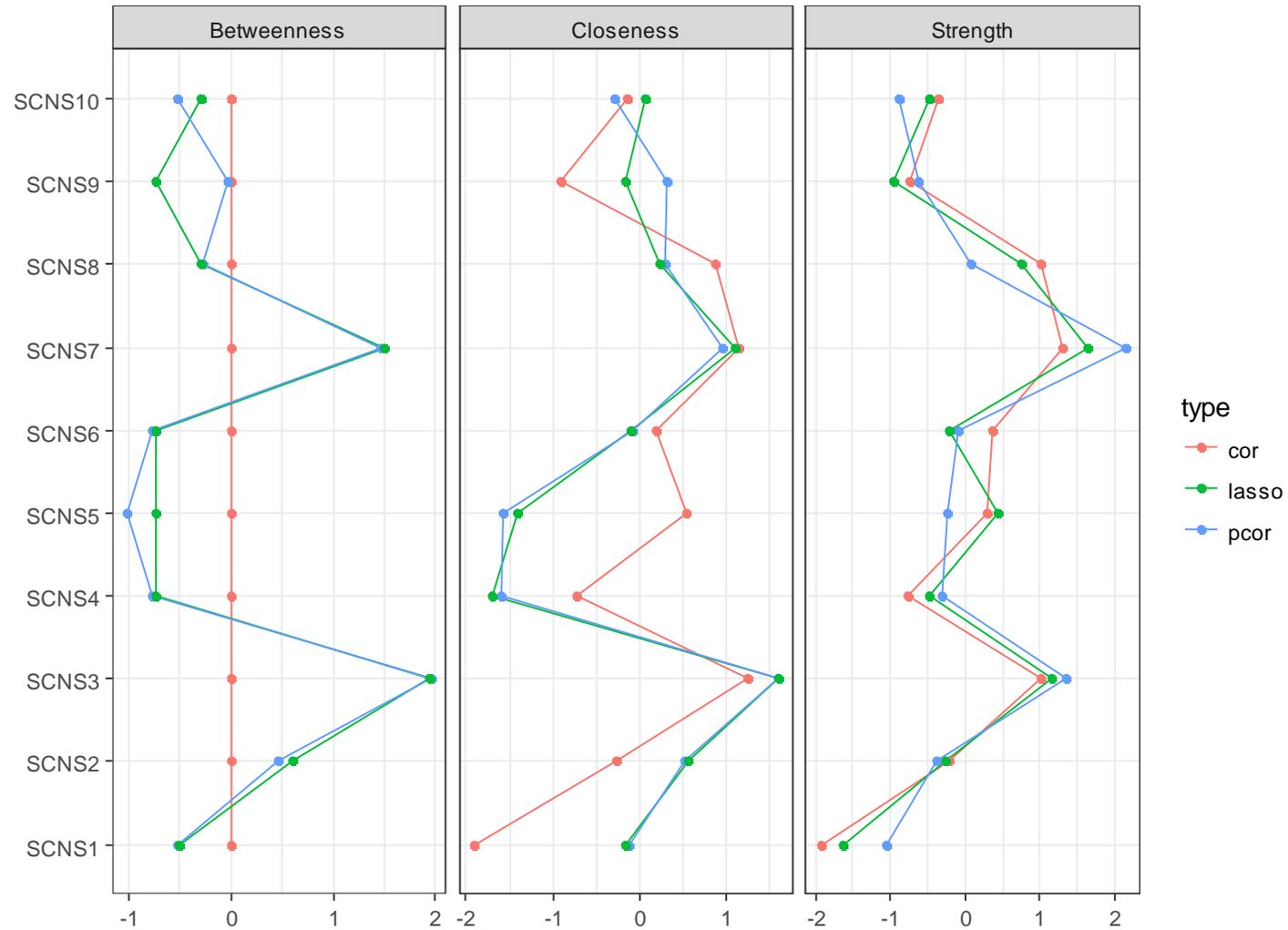
Représentation des **corrélations partielles** entre les 10 premiers items d'une échelle de besoin d'aide en oncologie

Quelques notions de base sur les modèles en réseaux



Représentation modélisée du réseau des corrélations partielles : estimation clairsemée optimale des corrélations partielles (algorithme graphical LASSO avec critère EBIC)

Quelques notions de base sur les modèles en réseaux



Centralité des variables dans le réseau

Les données

BRÉDART A., KOP J.-L., GRIESSER A.-C., ZAMAN K., PANES-RUEDIN B., JEANNERET W., DELALOYE J.-F., ZIMMERS S., JACOB A., BERTHET V., FISZER C. & DOLBEAULT S. (2012) *European Journal of Cancer Care* 21, 450–459

Validation of the 34-item Supportive Care Needs Survey and 8-item Breast module French versions (SCNS-SF34-Fr and SCNS-BR8-Fr) in breast cancer patients

❖ Une échelle : *Supportive Care Needs Survey* (SCNS) (Boyes et al., 2009)

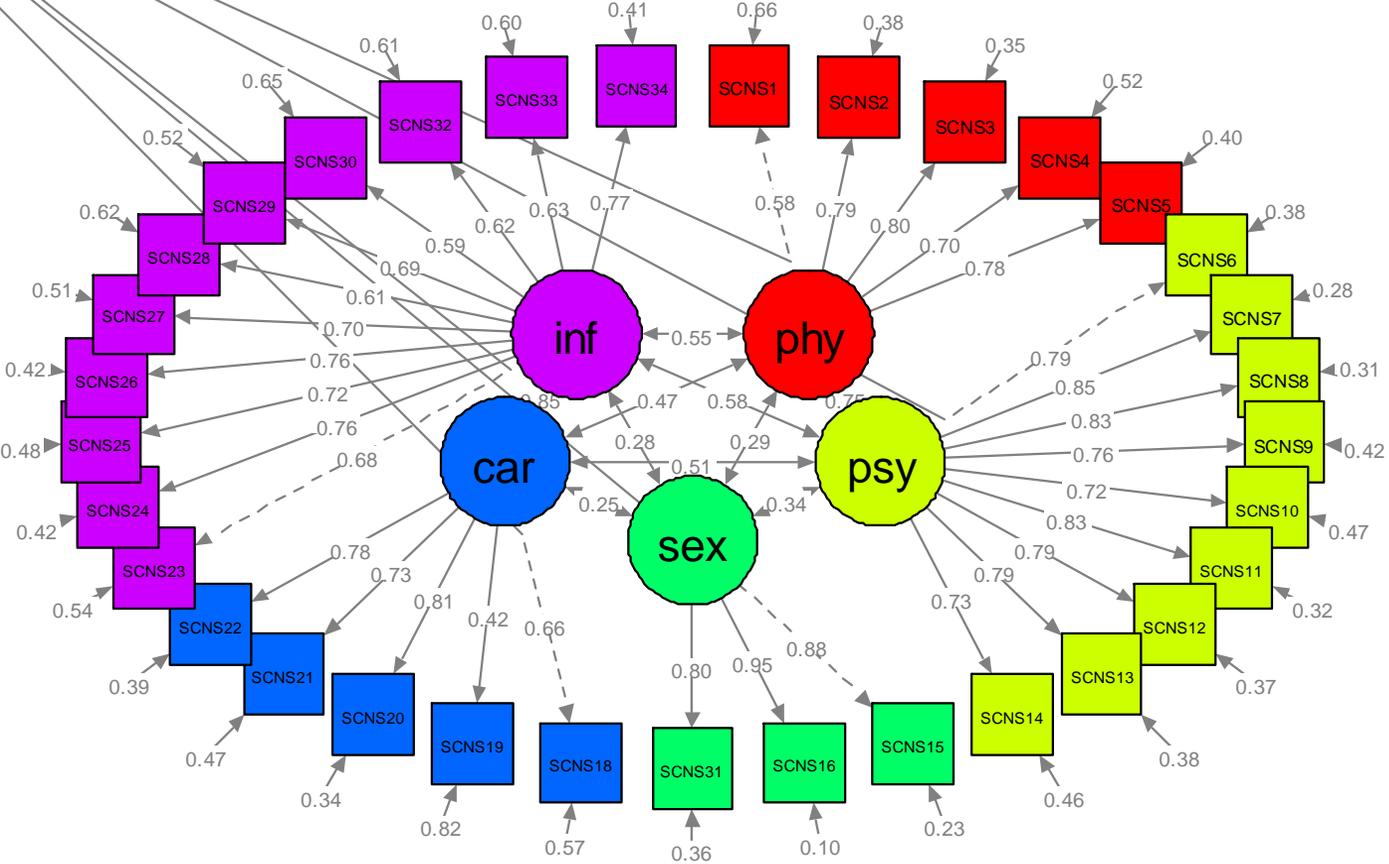
✓ Dans le mois qui vient de s'écouler, dans quelle mesure avez-vous eu besoin d'aide pour :

- Apprendre à vous sentir maître de la situation (échelle “besoins psychologiques” [psy], 10 items)
- Recevoir des explications sur les examens (échelle “b. information et système de santé” [inf], 11 items)
- Être rassuré par l'équipe médicale que ce que vous éprouvez est normal” (échelle “b. soins et soutien” [care], 5 items)
- Vos tâches ménagères (échelle “b. physiques et vie quotidienne” [phy], 5 items)
- Des changements dans les relations sexuelles (échelle “b. sexualité” [sex], 3 items)
- 384 patientes soignées pour un cancer du sein, dans les services de chimiothérapie et de radiothérapie (Institut Curie et CHU Lausanne) ou de chirurgie (Lausanne)

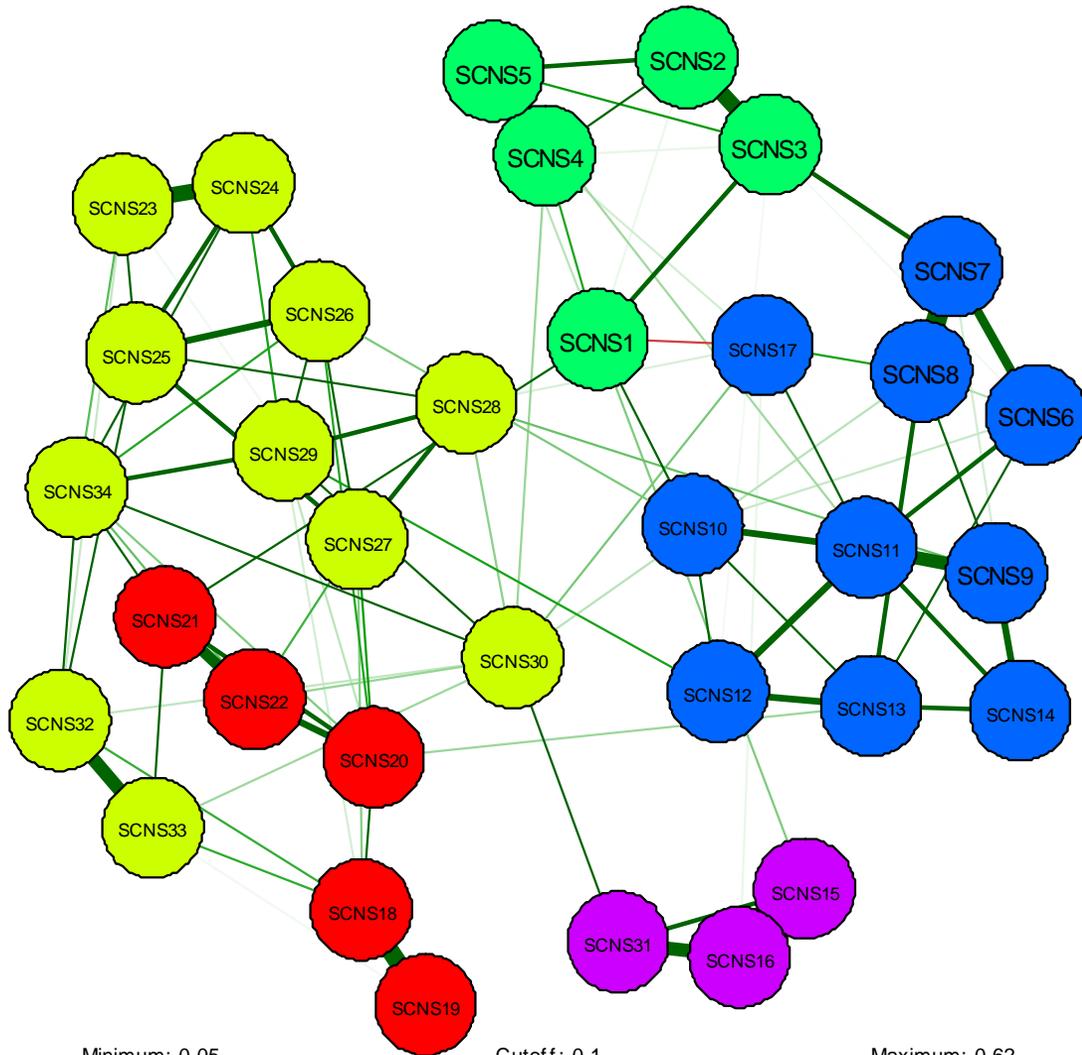
❖ 384 patientes soignées pour un cancer du sein, dans les services de chimiothérapie et de radiothérapie (Institut Curie et CHU Lausanne) ou de chirurgie (Lausanne)

Modèle en variables latentes (CFA)

ddl = 485
Chi² = 1327,6 (p < 0,001)
CFI = 0,862
RMSEA = 0,078



Modèle en réseau

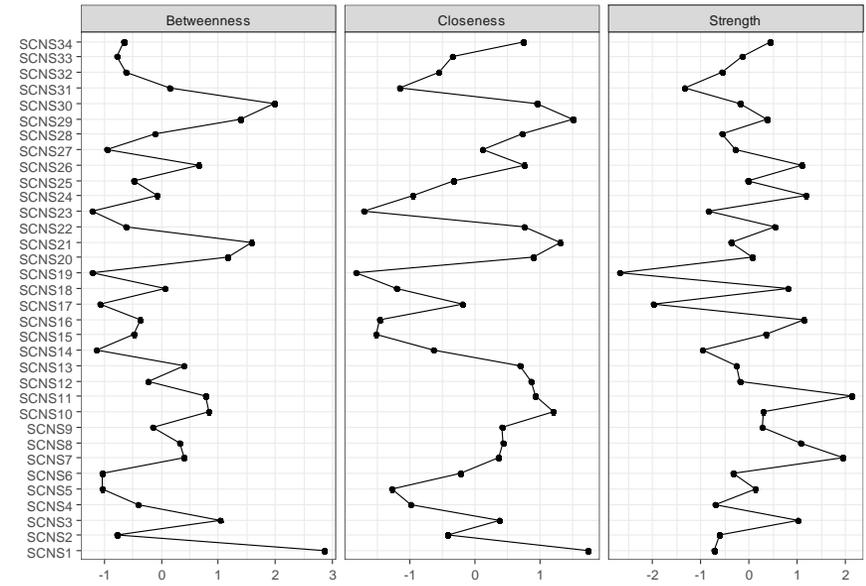


Minimum: 0.05

Cutoff: 0.1

Maximum: 0.62

- care
- inf
- phy
- psy
- sex



Combiner/généraliser les deux modélisations

PSYCHOMETRIKA
DOI: 10.1007/s11336-017-9557-x



© 2017 The Psychometric Society
Published online: 13 March 2017

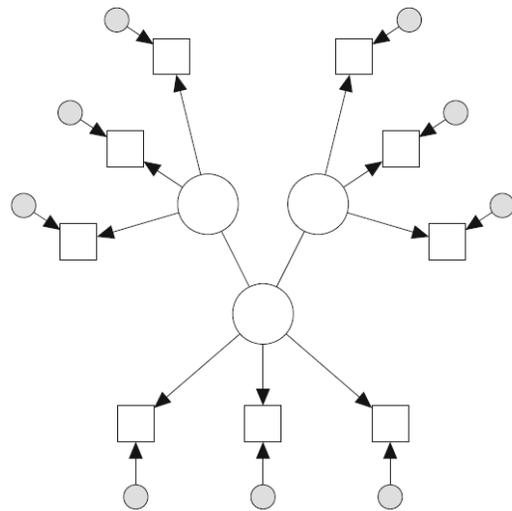
GENERALIZED NETWORK PSYCHOMETRICS: COMBINING NETWORK AND
LATENT VARIABLE MODELS

SACHA EPSKAMP, MIJKE RHEMTULLA AND DENNY BORSBOOM
UNIVERSITY OF AMSTERDAM

LVNET : Latent Variable Network

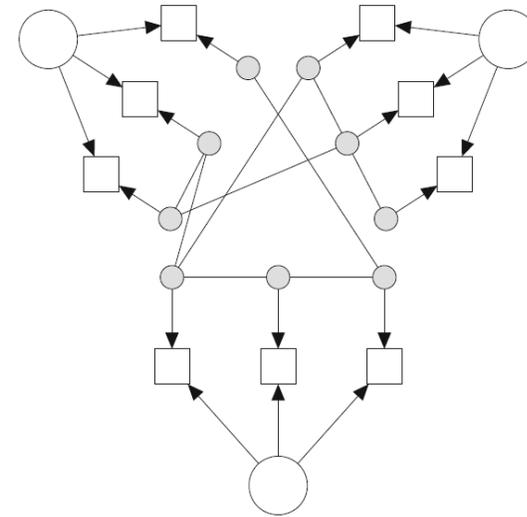
Latent Network Modeling (LNM)

$$\hat{\Sigma} = \Lambda (I - B)^{-1} \Psi (I - B)^{-1T} \Lambda^T + \Theta$$



$$\hat{\Sigma} = \Lambda \Psi \Lambda^T + \Theta$$

Residual Network Modeling (LNM)



Réseau non orienté entre variables latentes (« a bridge between the correlational and causal worlds »)

$$\Psi = \Delta_{\Psi} (I - \Omega_{\Psi})^{-1} \Delta_{\Psi}$$

Les covariances entre indicateurs sont pour partie dues à des causes communes et pour partie à des interactions directes entre eux

$$\Theta = \Delta_{\Theta} (I - \Omega_{\Theta})^{-1} \Delta_{\Theta}$$

Ω = matrice des coefficients du réseau ; Λ = matrice diagonale de scaling

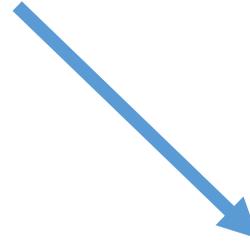
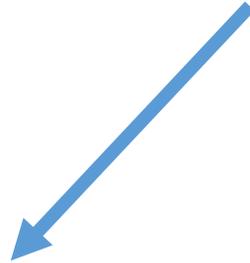
LVNET : Latent Variable Network

Le meilleur des mondes ?

- Les indicateurs peuvent à la fois être en interactions (violation de l'indépendance locale) et relever d'une cause sous-jacente
 - Pas de contradiction ontologique
 - Les interrelations entre résidus peuvent être étudiées en tant que telles
- L'approche en VL permet de conserver une épistémologie réaliste pour les attributs psychologiques
- Pas de nécessité d'avoir des hypothèses a priori fortes sur les relations entre variables latentes (postulat implicite de directionnalité des relations entre variables latentes pour identifier les modèles structuraux)
 - Ne sont pas forcément les plus à même de refléter la complexité psychologique
 - Engendrent des modèles équivalents indécidables
- Possibilité de tenir compte des erreurs de mesure dans les modèles en réseaux
- Les deux postulats discutables (indépendance locale et absence de cause commune sous-jacente) sont contournés

Application pratique

Le package `lvnet`



Approche exploratoire

- Estimation stepwise (`lvnetSearch`)
- Estimation LASSO [AIC, BIC, EBIC] (`lvnetLasso`)

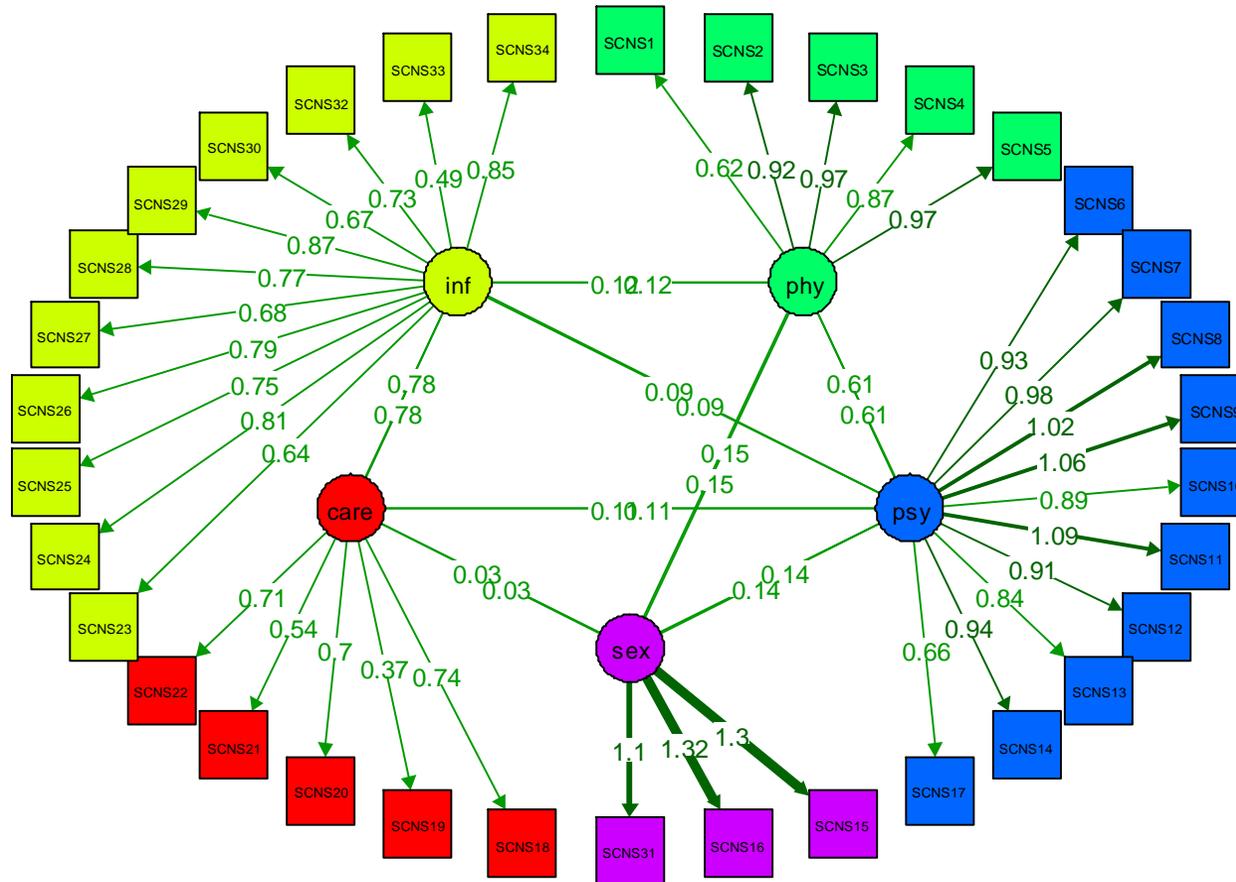
Approche confirmatoire

$$\hat{\Sigma} = \Lambda \Psi \Lambda^T + \Theta$$

$$\Psi = \Delta_{\Psi} (I - \Omega_{\Psi})^{-1} \Delta_{\Psi} \quad \Theta = \Delta_{\Theta} (I - \Omega_{\Theta})^{-1} \Delta_{\Theta}$$

Application pratique

I) LNM

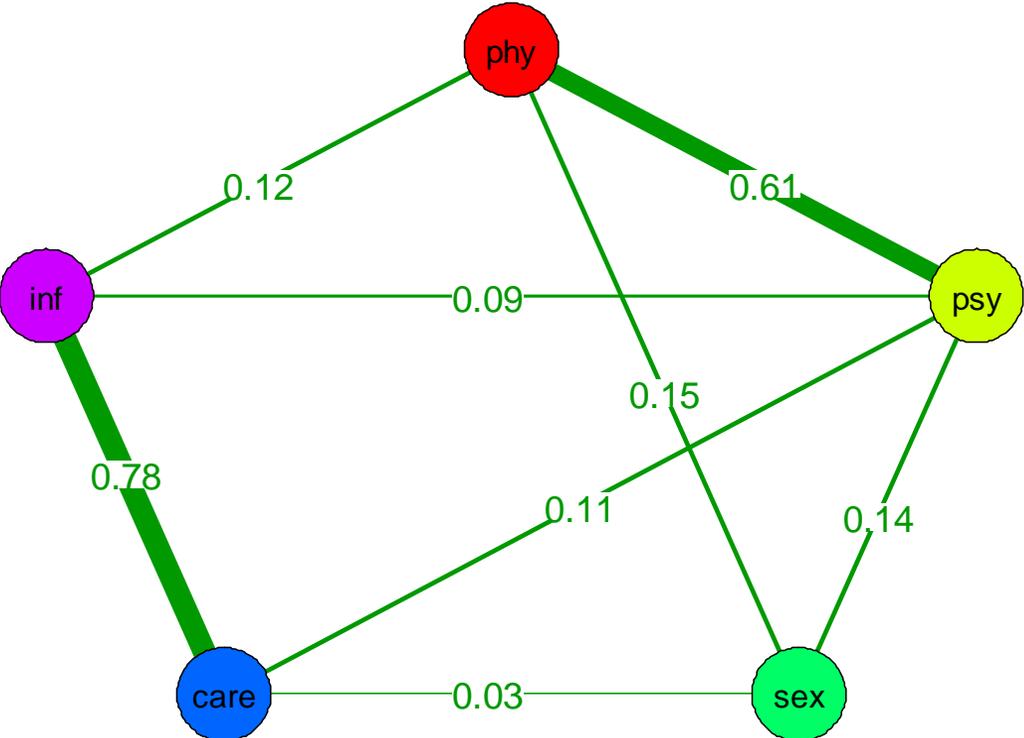


	CFA	LNLM
CFI	0,857	0,857
NFI	0,809	0,809
TLI	0,845	0,846
RFI	0,792	0,793
IFI	0,858	0,858
RNI	0,857	0,857
RMR	0,078	0,078
SRMR	0,060	0,060
RMSEA	0,078	0,078

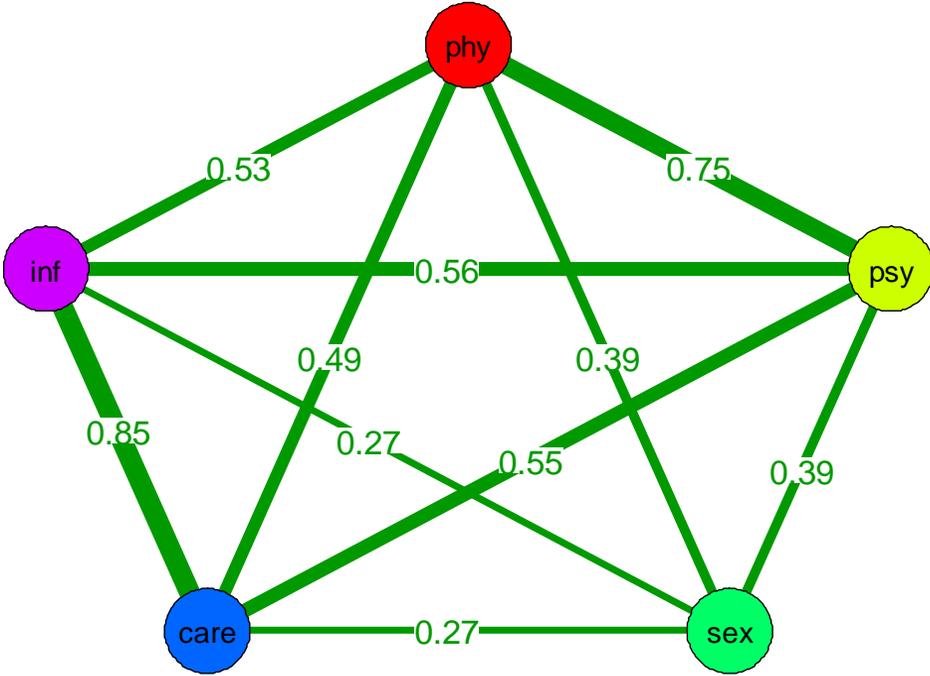
	Df	AIC	BIC	EBIC	Chisq	Chisq diff	Df diff	Pr(>Chisq)
cfa	517	32928.94	33237.09	34165.39	1719.708	1.719708e+03	517	6.164934e-129
lnm	519	32925.00	33225.25	34129.75	1719.772	6.438566e-02	2	9.683198e-01

Application pratique

I) LNM



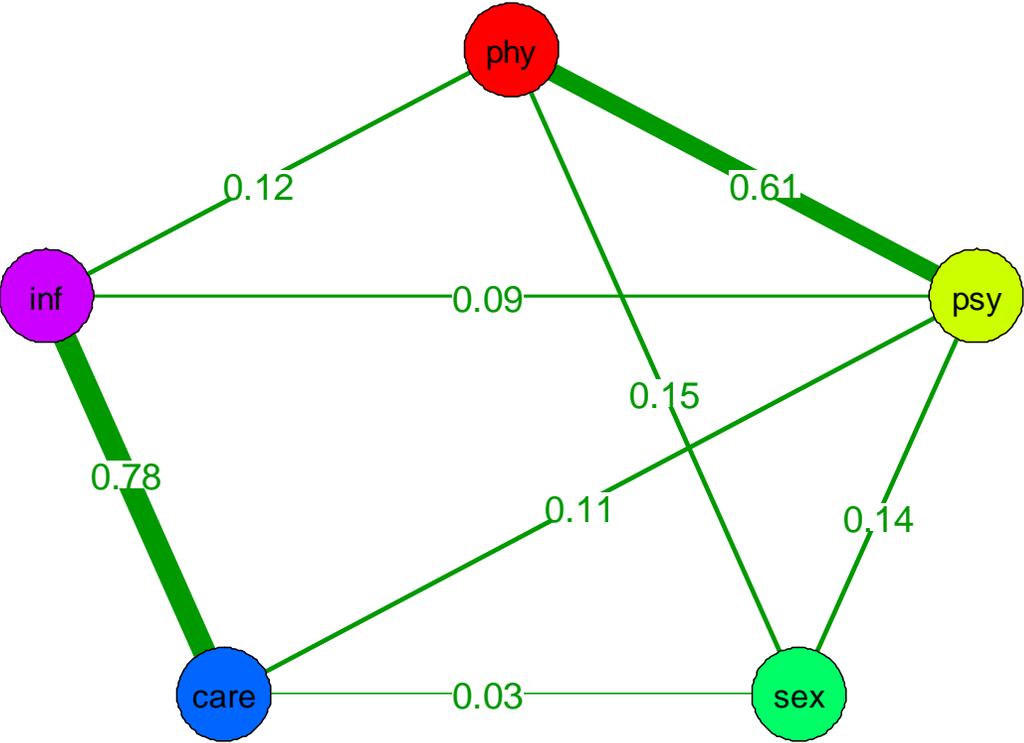
Le réseau entre les variables latentes (LNM)



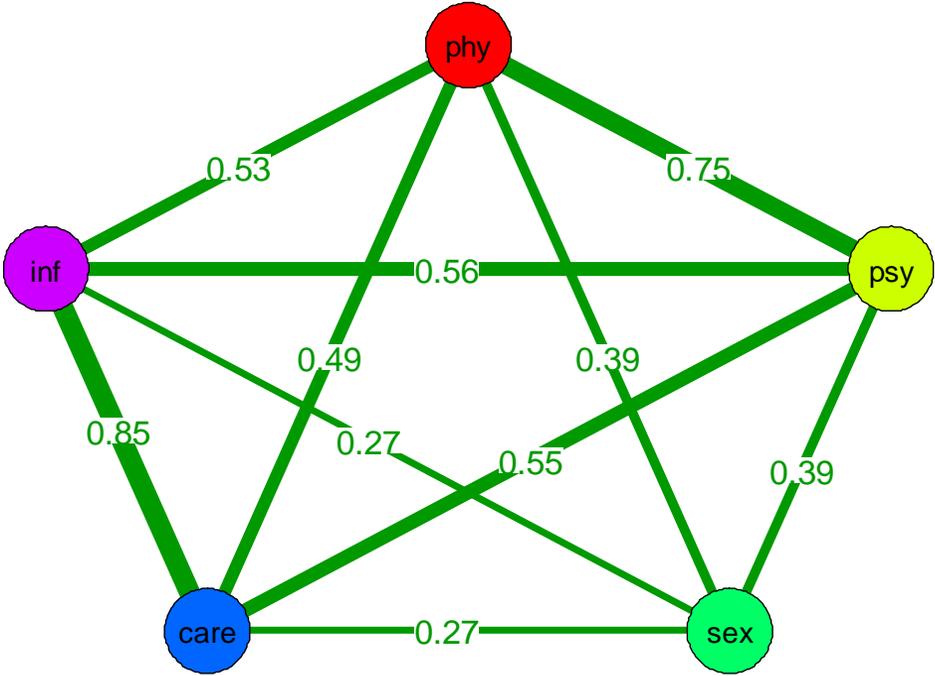
Les corrélations entre les variables latentes (CFA)

Application pratique

I) LNM



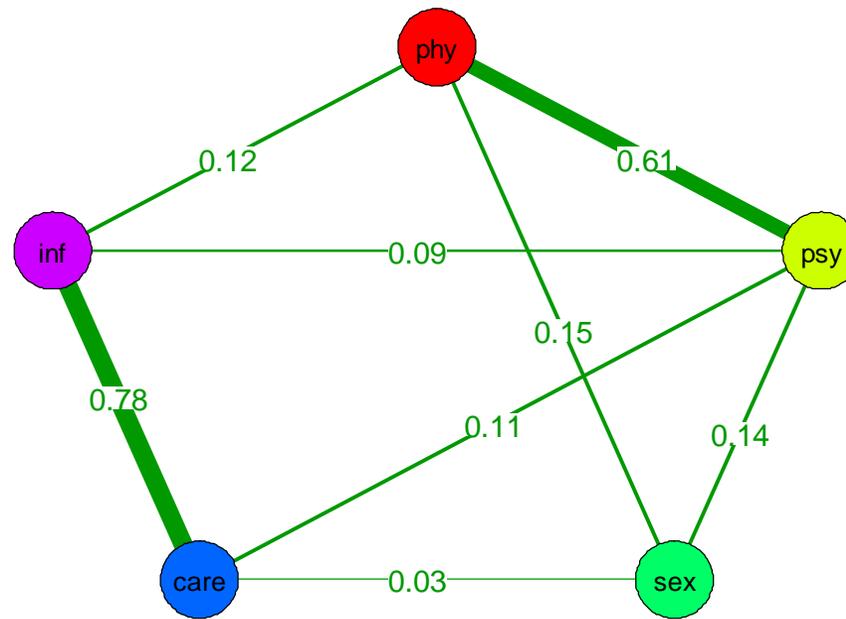
Le réseau entre les variables latentes (LNM)



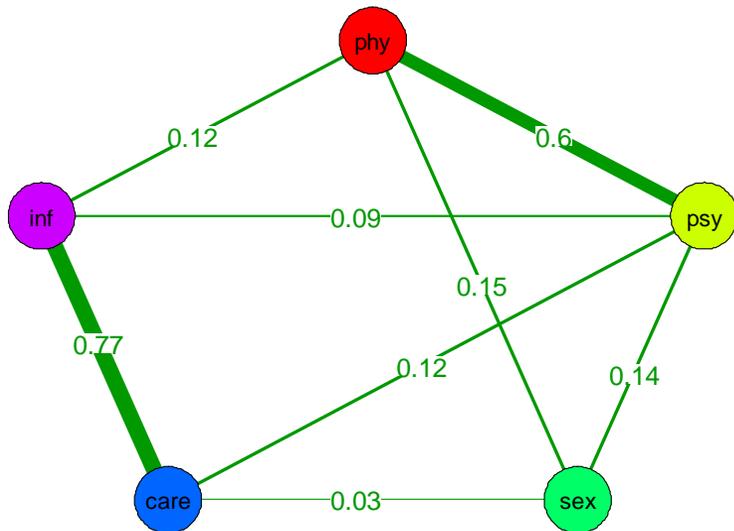
Les corrélations entre les variables latentes (CFA)

Application pratique

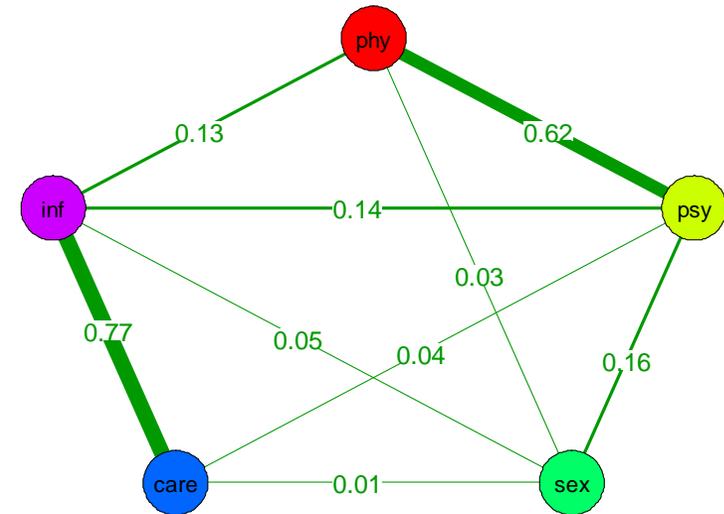
I) LNM



Le réseau entre les variables latentes (LNM)



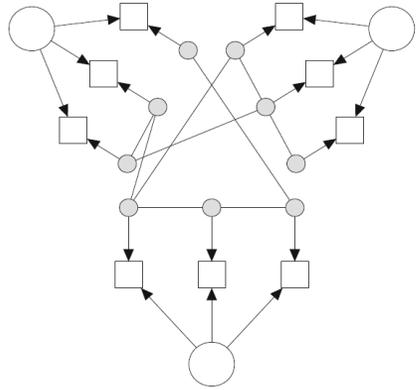
Le réseau régularisé (LASSO-EBIC, qqgraph) calculé directement sur les corrélations estimées entre les variables latentes (openMX/lvnet)



Le réseau régularisé (LASSO-EBIC, qqgraph) calculé directement sur les corrélations estimées entre les variables latentes (lavaan)

Application pratique

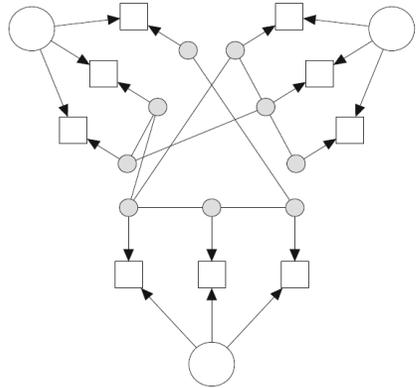
II) RNM



Quelques dizaines d'heures de calcul plus tard.... et toujours rien....

Application pratique

II) RNM



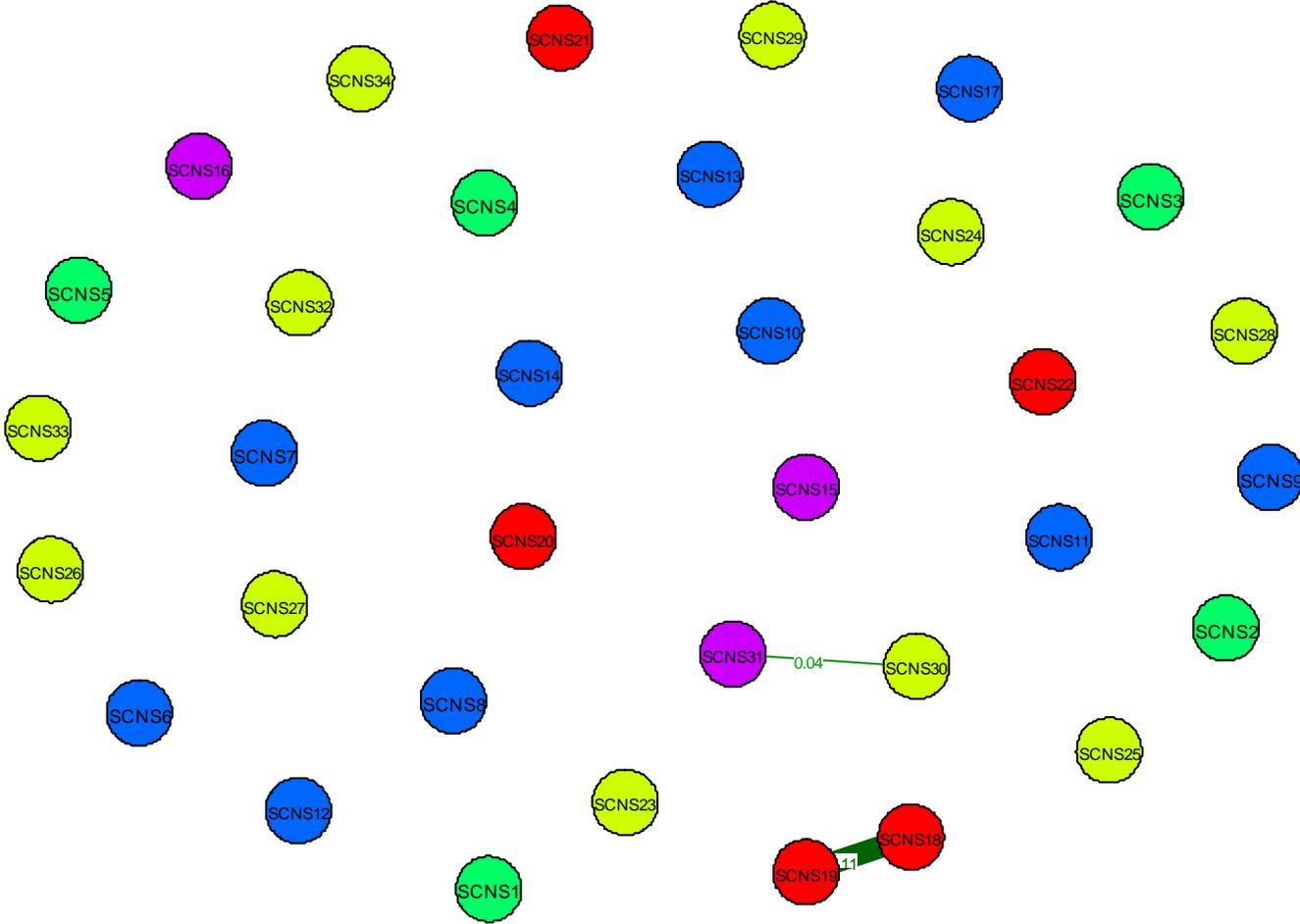
Un RNM sans `lvnet`...

- Partir du modèle CFA estimé par `lvnet`
- Extraire la matrice des résidus des résultats du modèle ($S - \sigma$)
- Estimer le modèle en réseaux sur les résidus avec `qgraph`
- Calculer les indicateurs d'adéquation

Application pratique

II) RNM

Le réseau modélisé
des résidus



Application pratique

II) RNM

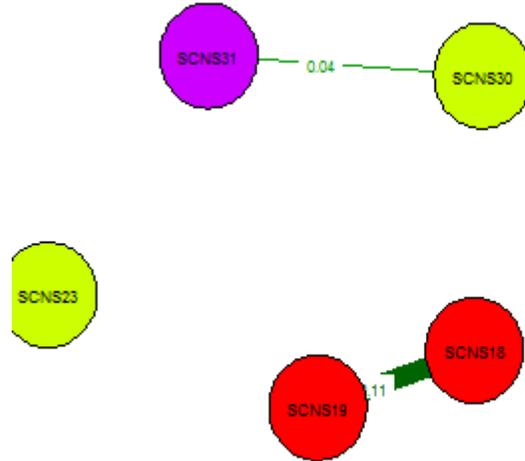
Indicateurs d'adéquation (approximation pour RNM) des différents modèles

	Df	AIC	BIC	Chisq
cfa	517	32928.94	33237.09	1719.708
lnm	519	32925.00	33225.25	1719.772
rnm	515	32883.02	33199,07	1669.788

Application pratique

II) RNM

Le réseau modélisé
des résidus



SCNS30	SCNS31	0.4074420
SCNS19	SCNS18	0.3354137
SCNS30	SCNS8	0.2734571
SCNS30	SCNS17	0.2729284
SCNS30	SCNS7	0.2508425
SCNS28	SCNS9	0.2430538
SCNS30	SCNS12	0.2402518
SCNS29	SCNS12	0.2363780
SCNS28	SCNS10	0.2311852
SCNS29	SCNS10	0.2263527

**Les résidus les plus élevés du
modèle CFA (openMX/1vnet)**

SCNS7	SCNS8	86.641
SCNS18	SCNS19	69.044
SCNS32	SCNS33	48.884
SCNS23	SCNS24	43.587
SCNS9	SCNS11	42.927
SCNS4	SCNS5	29.553
SCNS2	SCNS3	28.815
SCNS25	SCNS26	26.923
SCNS9	SCNS14	23.086
SCNS3	SCNS5	22.263
SCNS8	SCNS12	21.946
SCNS1	SCNS10	21.770
SCNS6	SCNS7	21.181
SCNS10	SCNS30	21.168

**Les indices de modification les plus
élevés du modèle CFA (lavaan)**

Application pratique

III) LNM + RNM



Conclusions

Modèle(s) conceptuellement pertinent(s)

Des résultats qui ne miment pas totalement ceux des indices de modification

Mise en œuvre pratique très délicate pour le moment (attendre une nouvelle version de `lvnet` ?)