

Modelli longitudinali per tempi discreti (panel model):
per motivi teorici e/o pratici (es. lentezza dei cambiamenti in
sviluppo o invecchiamento, effetto pratica, disponibilità di risorse) ci si
trova di solito a disporre di pochi «fotogrammi
temporali» (*wave* di raccolta dati)

...

a quali quesiti di ricerca possiamo (e **non**
possiamo) rispondere con un numero limitato
di *wave*, es. ~3-6?

La complessità della struttura dei dati, e la natura dei fenomeni in psicologia, impone (sempre?) l'uso di un approccio SEM con variabili latenti

La figura mostra un modello spesso riportato come «ALT-SR» (*autoregressive latent trajectory model with structured residuals*, ma si potrebbe trovare anche con altre definizioni), che opportunamente stima:

- Differenze individuali stabili (intercetta)
- Differenze individuali in traiettoria (slope)
- Fenomeni autoregressivi e cross-lagged (sulla parte non dovuta a differenze individuali, cioè sui residui entro-soggetto)

In pratica combina *latent growth model* e *cross-lagged panel model*

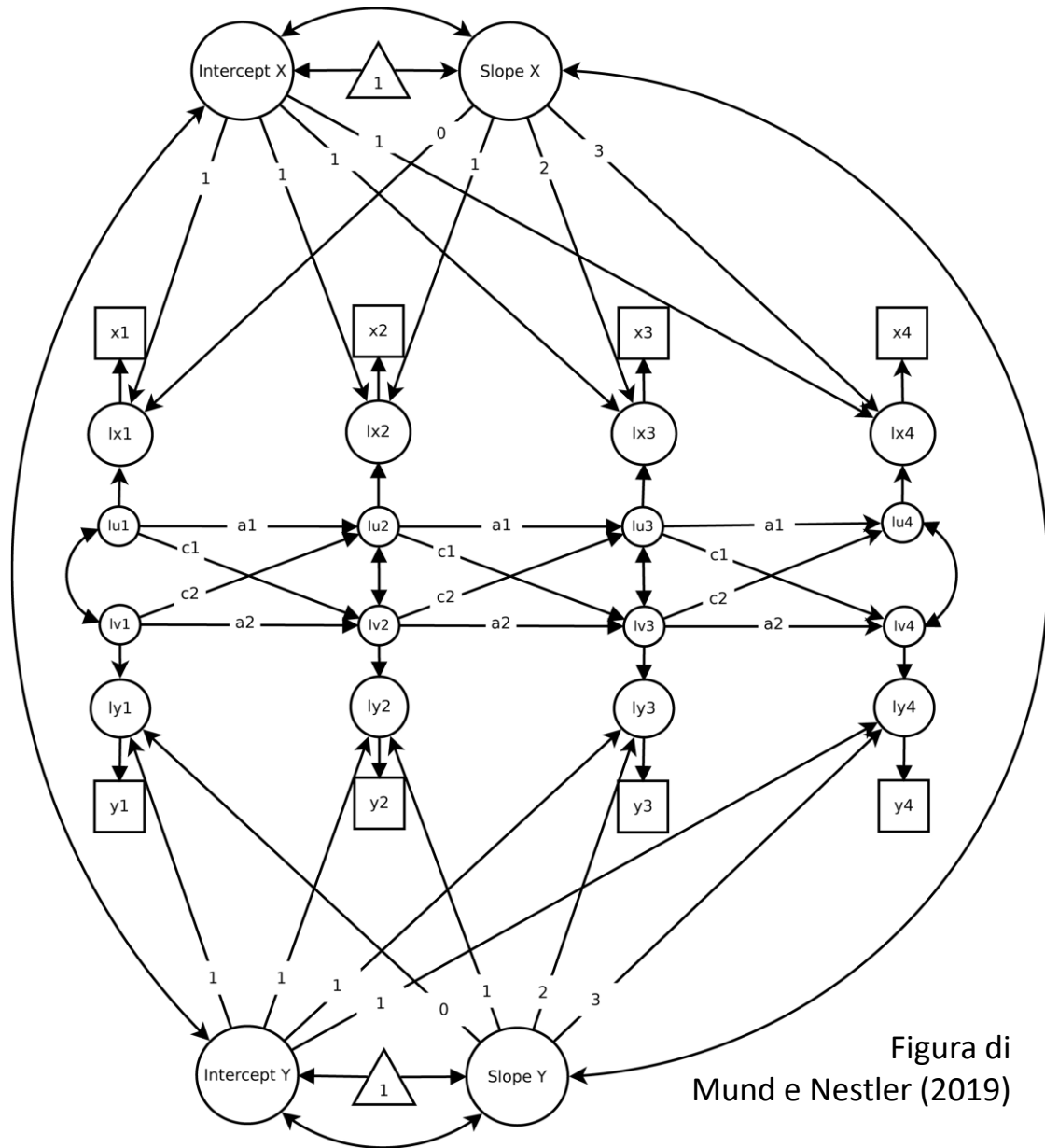
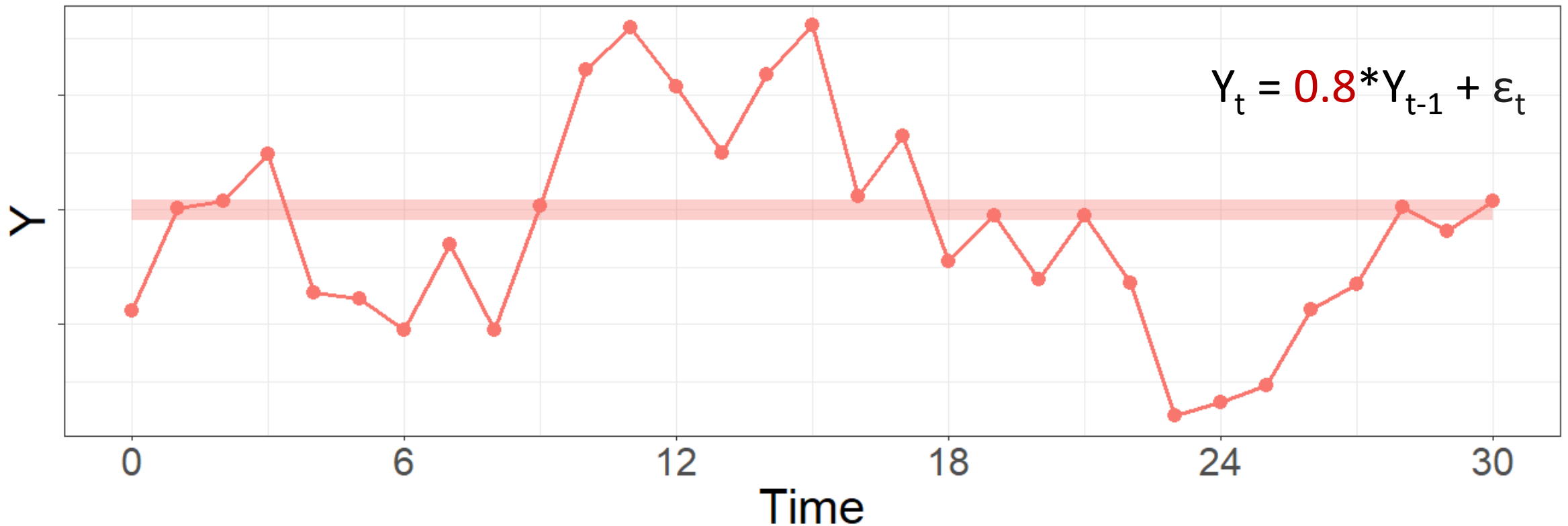


Figura di
Mund e Nestler (2019)

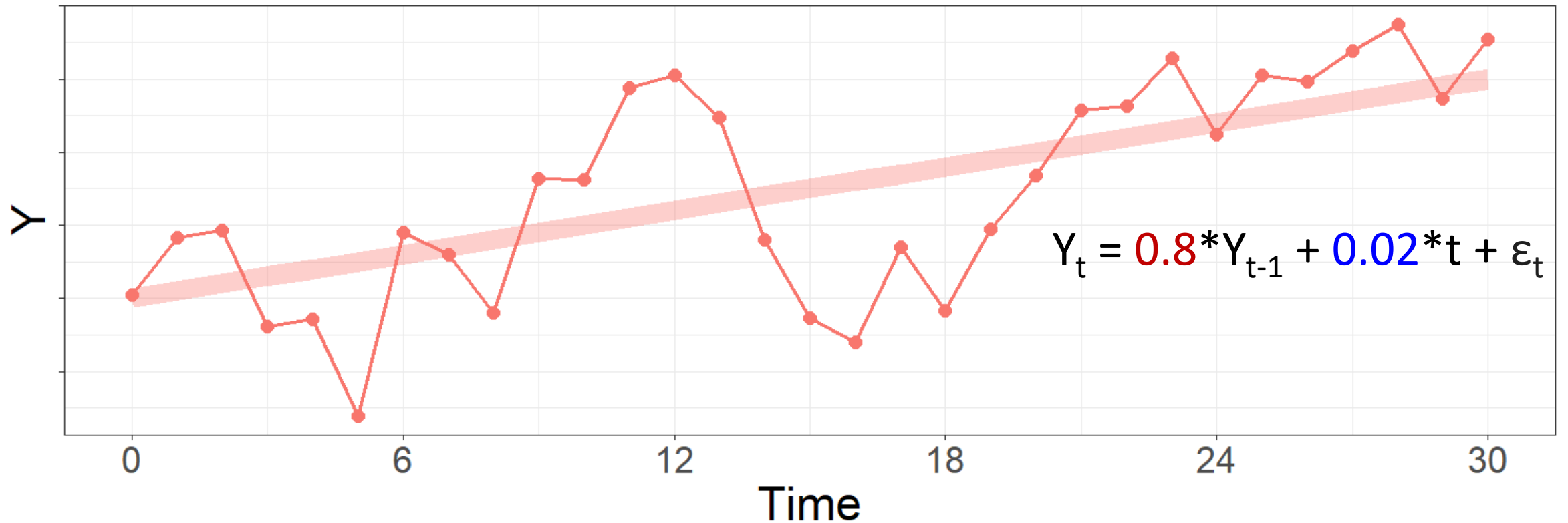
Fenomeno autoregressivo (stazionario)



Il **coefficiente autoregressivo** è inferiore a 1: ciascun punto nel tempo è «predetto» dal precedente (è più simile al precedente rispetto a un altro punto preso a caso; c'è come uno *spillover* da un momento al momento successivo; *una parte del «rumore» che si incontra in un dato punto si trasferisce al punto successivo*), ma nel lungo termine torna sempre verso una media.

Es. Psicologici: espressione di ansia, depressione, benessere, qualità del sonno, motivazione?

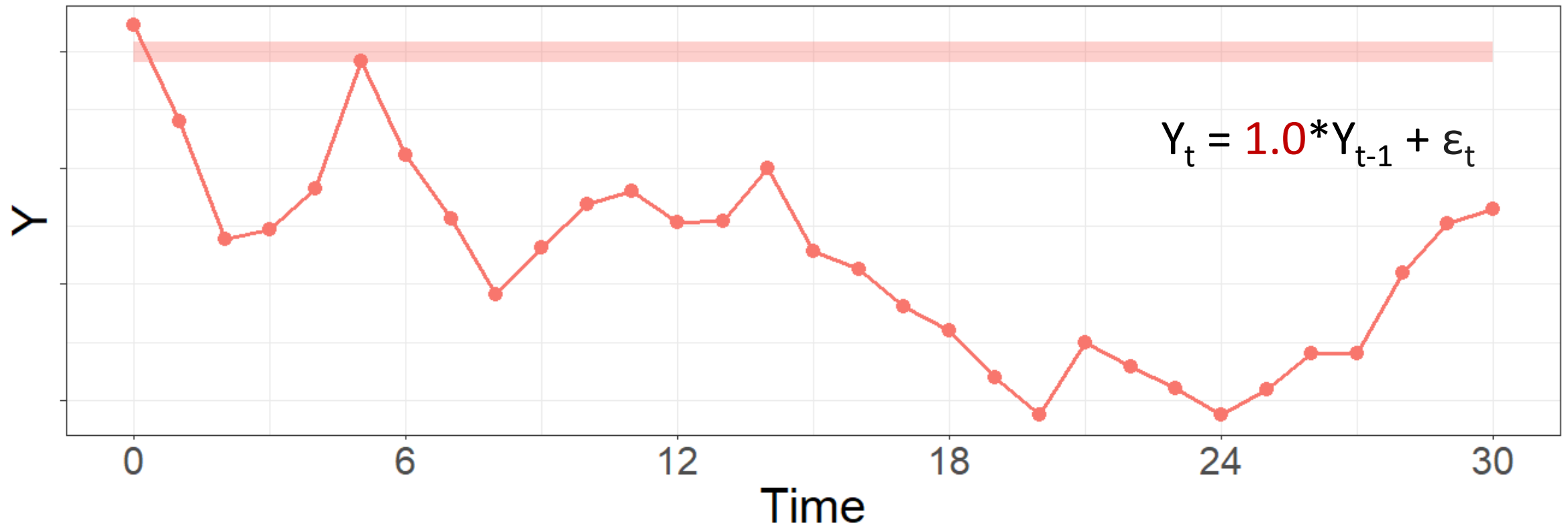
Fenomeno autoregressivo (stazionario)



Anche questo è un fenomeno autoregressivo «stazionario», semplicemente con un **drift**: il fenomeno tende ad allontanarsi dal punto di partenza, ma stando attorno a una traiettoria ben definita (dal **drift**). Nei *latent growth model* combinati con processo autoregressivo sui residui (e.g., ALT-SR) il **drift** è la **slope**.

Es. Psicologici: sviluppo (o declino) di abilità cognitive???

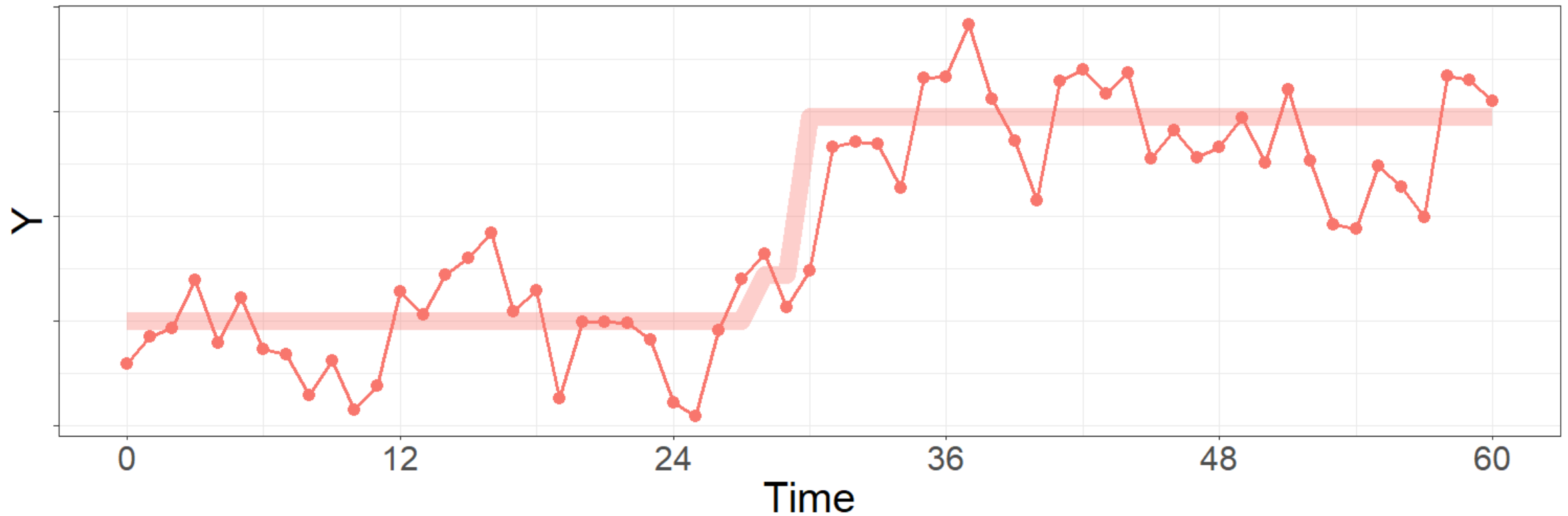
Fenomeno autoregressivo (NON stazionario)



Qui il **coefficiente autoregressivo** è pari o superiore a 1: il fenomeno diventa una «passeggiata casuale» (o passeggiata dell'ubriaco, o tipo moto browniano). *Tutto il «rumore» che si è incontrato in un dato punto si trasferisce al punto successivo.*

Es. Psicologici???

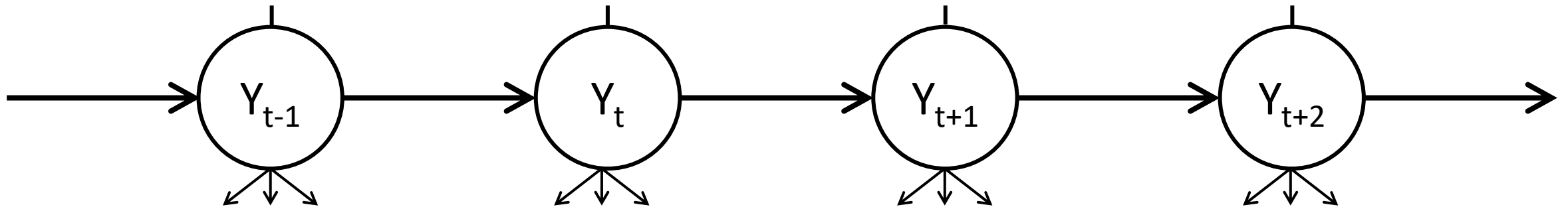
Fenomeno autoregressivo (stazionario con media mobile)



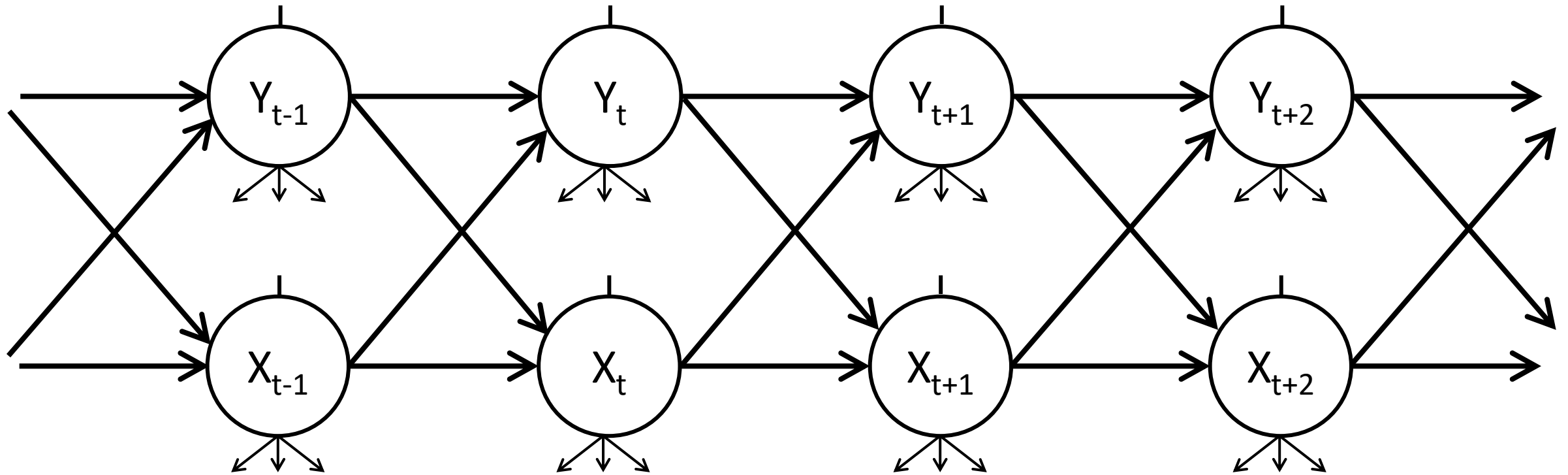
In psicologia è plausibile: seguo una persona nel tempo e a un certo punto un evento discreto (es. cambio lavoro, trasferimento, nascita di un figlio) può far cambiare il livello di una variabile. Il «livello stabile»/di *tratto* (*intercetta individuale*) è infatti spesso descritto come *insieme stabile di (con)cause*

MA a meno di avere decine di *wave*, NON riusciremo a modellare la media mobile!

Classicamente un modello autoregressivo si rappresenta così



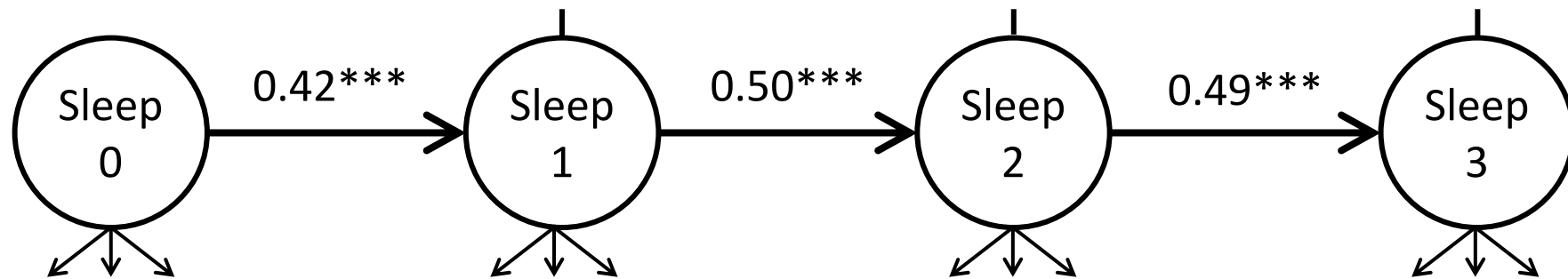
qui l'aggiunta di una seconda variabile con l'inserimento di relazioni *cross-lagged*



dalle relazioni *cross-lagged* si vorrebbe di solito inferire la causalità, ma a rigore si può stabilire solo la predittività (ci torneremo)

Ma attenzione alle differenze individuali in psicologia...

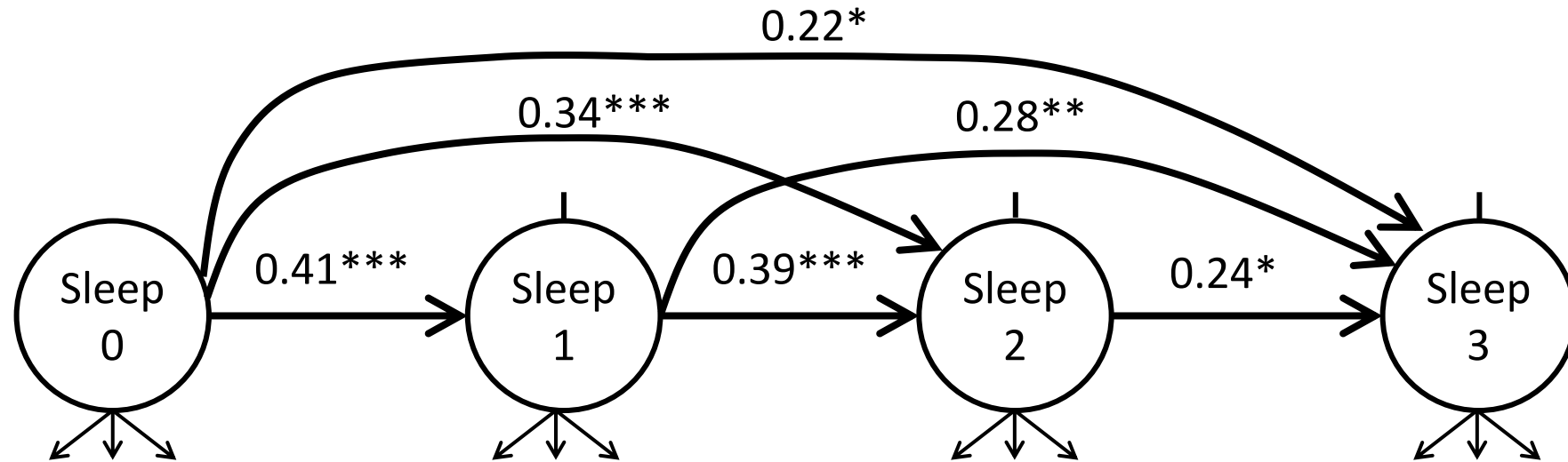
Misuro la qualità del sonno su 4 wave su N = 100 partecipanti, faccio un modello autoregressivo, ottengo questo:



I coefficienti autoregressivi sembrano plausibili, se avessi raccolto i dati in 4 giorni successivi... ma li ho raccolti in 4 *anni* successivi! Come può succedere questo?

Gli *fit indices* sono molto scarsi, RMSEA=0.29, CFI=0.74. I *modification indices* mi suggeriscono di aggiungere effetti autoregressivi di secondo e addirittura terzo ordine! Così facendo, il *fit* diventa perfetto...

Ma attenzione alle differenze individuali in psicologia...

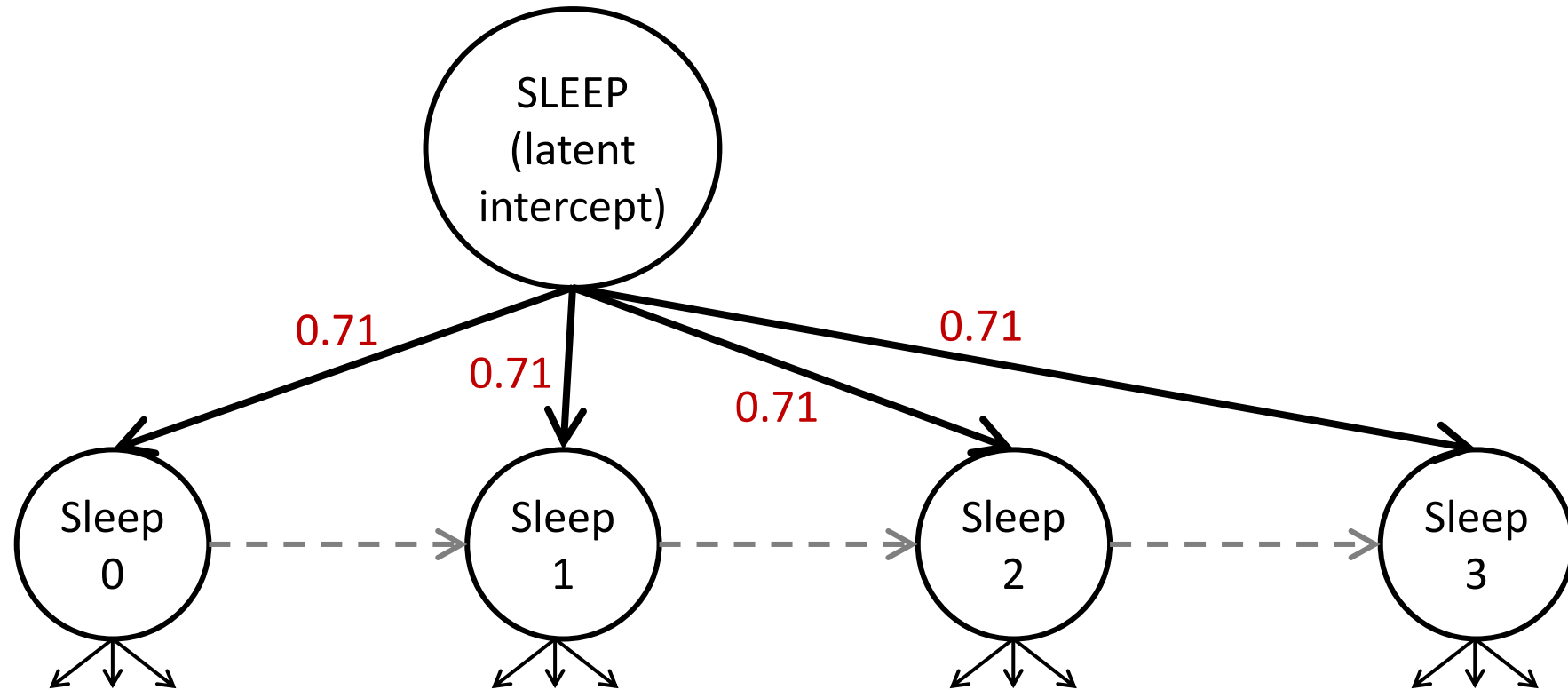


Fit indices *perfetti*... RMSEA=0.00, CFI=1.00



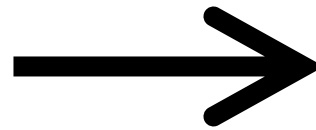
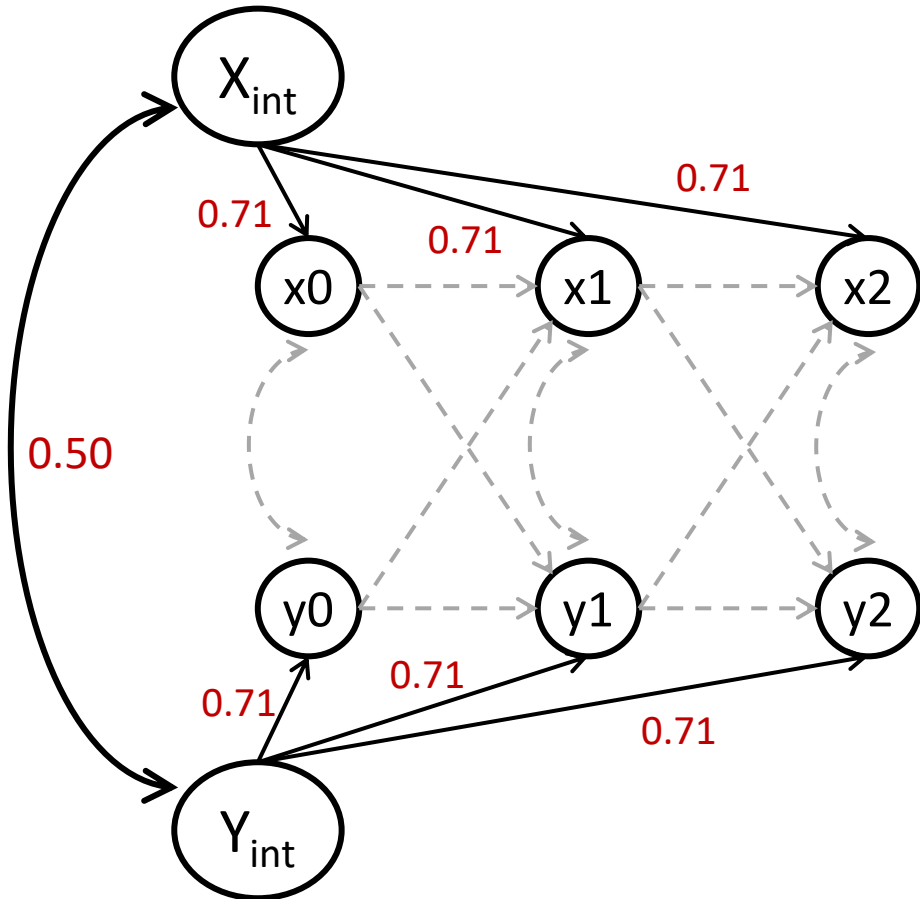
Oppure no?!

Ma attenzione alle differenze individuali in psicologia...
ecco il **VERO** modello (*ground truth*) che aveva generato i dati :



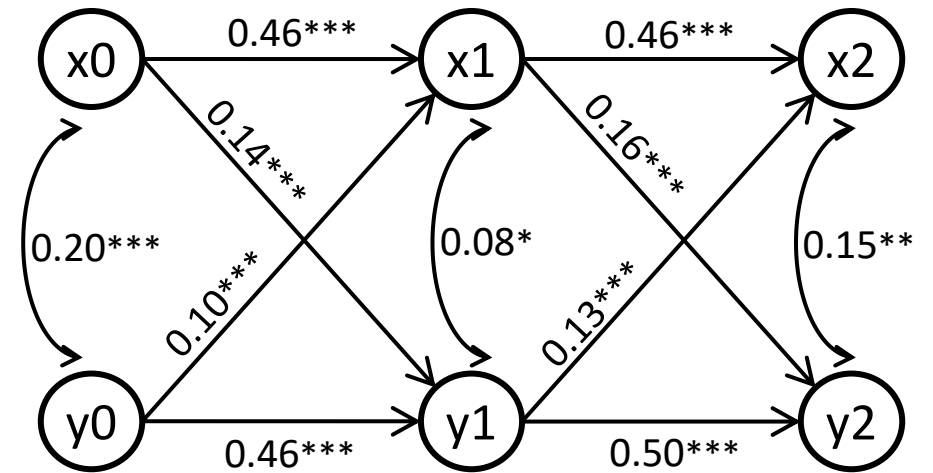
Questa cosa succede anche per la parte *cross-lagged*

Ground truth



CLPM (che si dimentica delle differenze individuali)

(es. N = 1000)



TUTTI questi effetti sono FALSI

(non erano nella «ground truth» da cui ho simulato)

mitico Ulrich Schimmack!

<https://replicationindex.com/2020/08/22/cross-lagged/>




Why Most Cross-Lagged Models Are False

🕒 August 22, 2020 📁 Cross-Lagged Panel Model, Depression, DOI: 10.1037/pspp0000358, Longitudinal Data, Panel Data, Self-Esteem, Spurious Correlations

Abstract

Ulrich Orth, Angus Clark, Brent Donnellan, Richard W. Robins (DOI: [10.1037/pspp0000358](https://doi.org/10.1037/pspp0000358)) present 10 studies that show the cross-lagged panel model (CLPM) does not fit the data. This does not stop them from interpreting a statistical artifact of the CLPM as evidence for their vulnerability model of depression. Here I explain in great detail why the CLPM does not fit the data and why it creates an artifactual cross-lagged path from self-esteem to de-

Why the Cross-Lagged Panel Model Is Almost Never the Right Choice

Richard E. Lucas 

Department of Psychology, Michigan State University, East Lansing, Michigan

Advances in Methods and
Practices in Psychological Science
January-March 2023, Vol. 6, No. 1,
pp. 1–22

© The Author(s) 2023

Article reuse guidelines:

sagepub.com/journals-permissions

DOI: 10.1177/25152459231158378

www.psychologicalscience.org/AMPPS



Abstract

The cross-lagged panel model (CLPM) is a widely used technique for examining reciprocal causal effects using longitudinal data. Critics of the CLPM have noted that by failing to account for certain person-level associations, estimates of these causal effects can be biased. Because of this, models that incorporate stable-trait components (e.g., the random-intercept CLPM) have become popular alternatives. Debates about the merits of the CLPM have continued, however, with some researchers arguing that the CLPM is more appropriate than modern alternatives for examining common psychological questions. In this article, I discuss the ways that these defenses of the CLPM fail to acknowledge well-known limitations of the model. I propose some possible sources of confusion regarding these models and provide alternative ways of thinking about the problems with the CLPM. I then show in simulated data that with realistic assumptions, the CLPM is very likely to find spurious cross-lagged effects when they do not exist and can sometimes underestimate these effects when they do exist.

Keywords

cross-lagged panel model, longitudinal, structural equation modeling

A Critique of the Cross-Lagged Panel Model

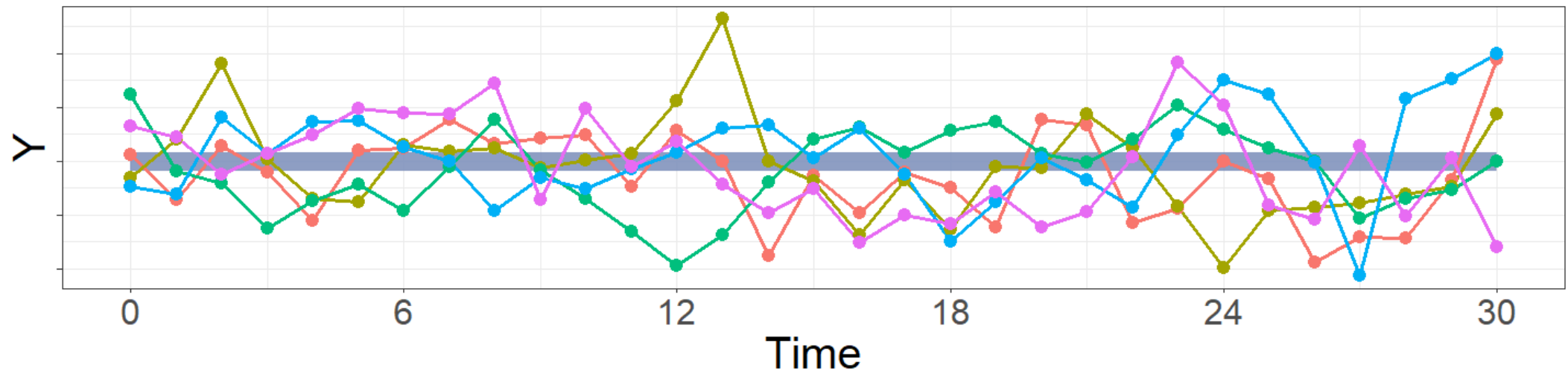
Ellen L. Hamaker and Rebecca M. Kuiper
Utrecht University

Raoul P. P. P. Grasman
University of Amsterdam

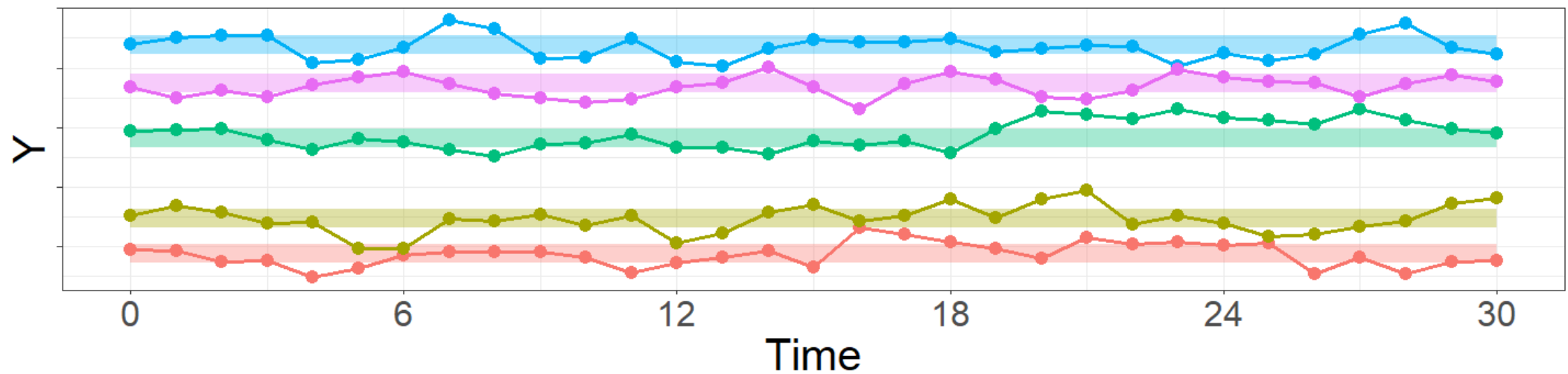
The cross-lagged panel model (CLPM) is believed by many to overcome the problems associated with the use of cross-lagged correlations as a way to study causal influences in longitudinal panel data. The current article, however, shows that if stability of constructs is to some extent of a trait-like, time-invariant nature, the autoregressive relationships of the CLPM fail to adequately account for this. As a result, the lagged parameters that are obtained with the CLPM do not represent the actual within-person relationships over time, and this may lead to erroneous conclusions regarding the *presence*, *predominance*, and *sign* of causal influences. In this article we present an alternative model that separates the within-person process from stable between-person differences through the inclusion of random intercepts, and we discuss how this model is related to existing structural equation models that include cross-lagged relationships. We derive the analytical relationship between the cross-lagged parameters from the CLPM and the alternative model, and use simulations to demonstrate the spurious results that may arise when using the CLPM to analyze data that include stable, trait-like individual differences. We also present a modeling strategy to avoid this pitfall and illustrate this using an empirical data set. The implications for both existing and future cross-lagged panel research are discussed.

Keywords: cross-lagged panel, reciprocal effects, longitudinal model, trait–state models, within-person dynamics

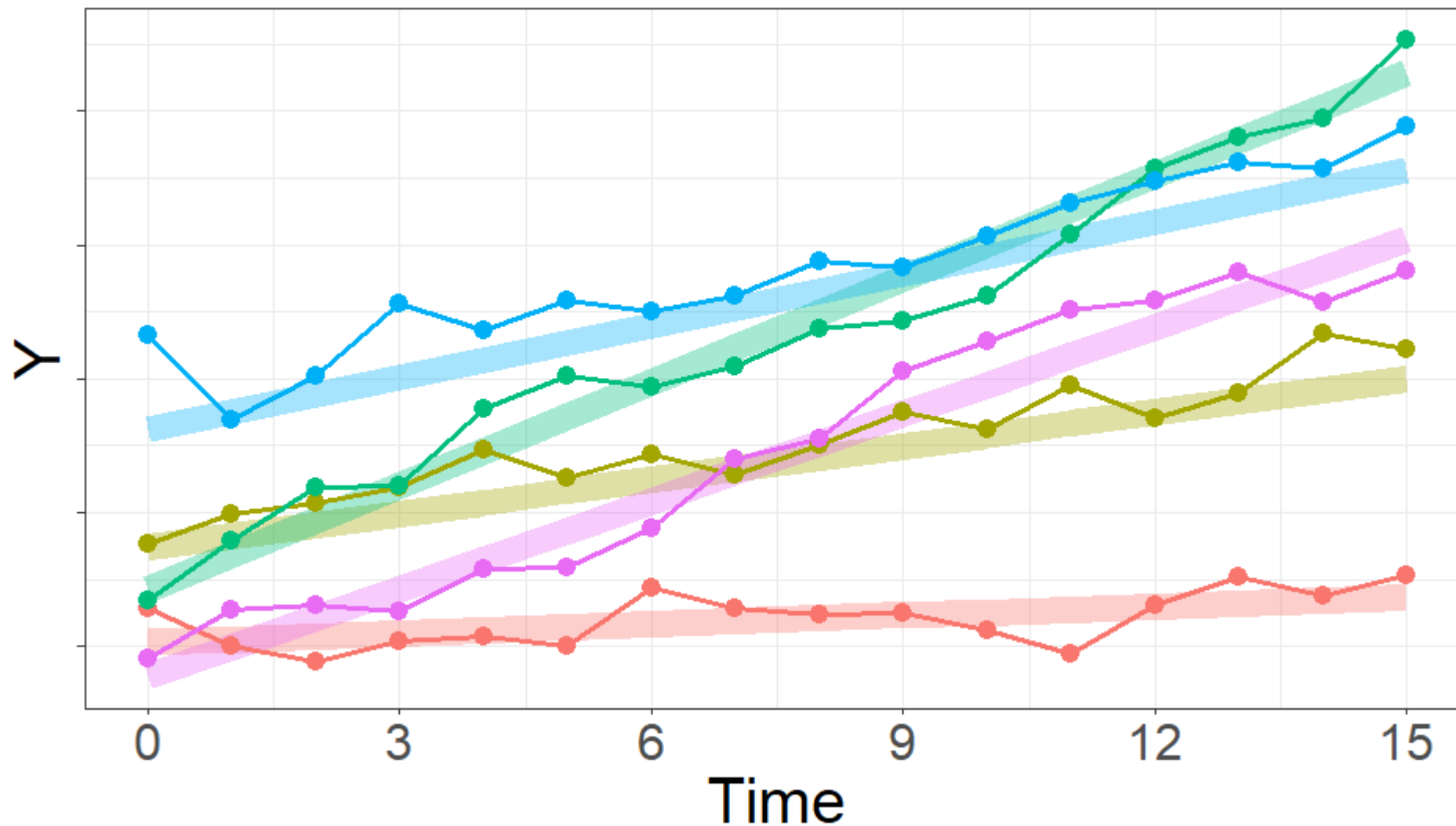
in psicologia infatti non è molto plausibile che la realtà sia questa



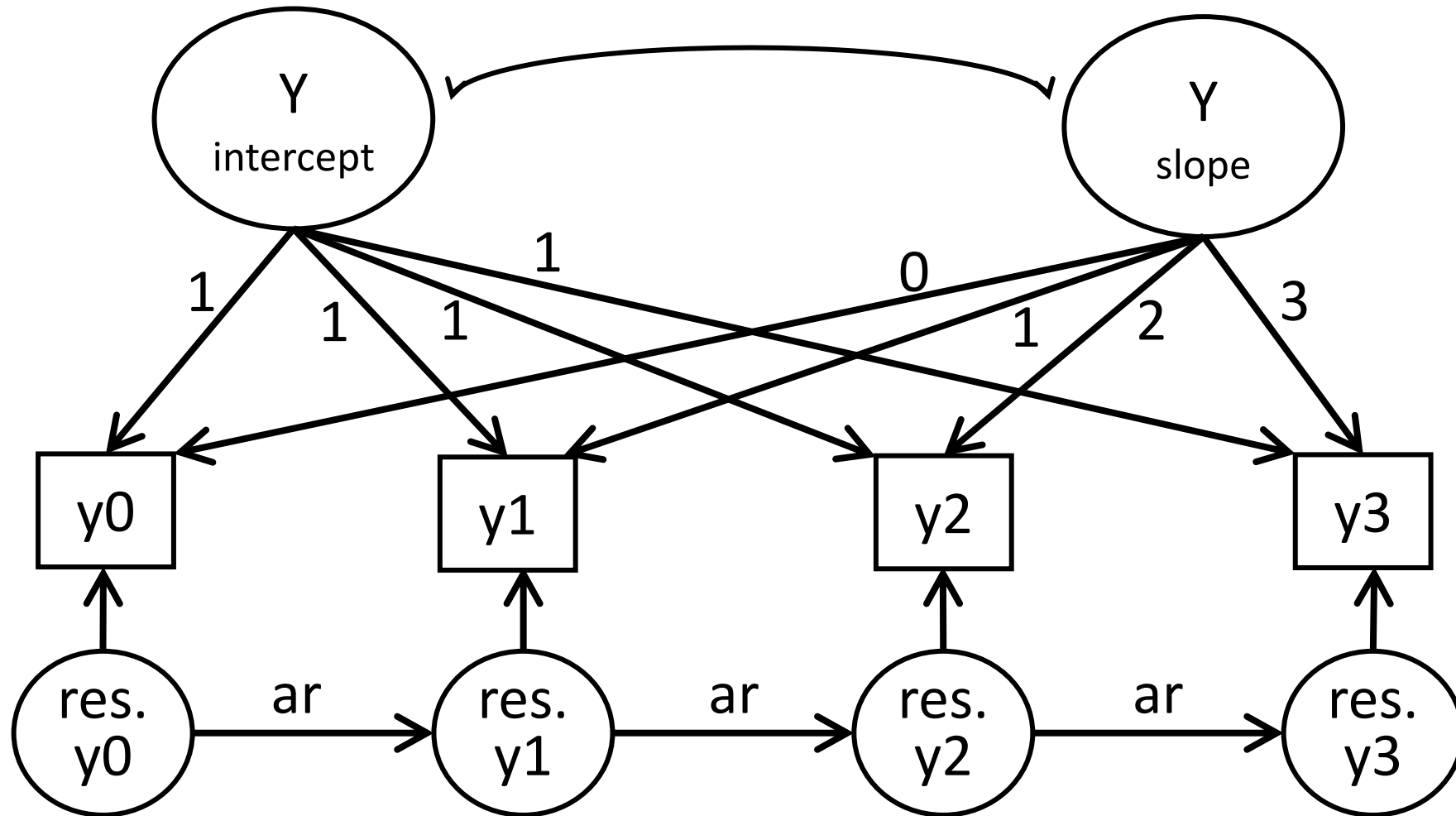
è più ragionevole che sia una cosa tipo questa



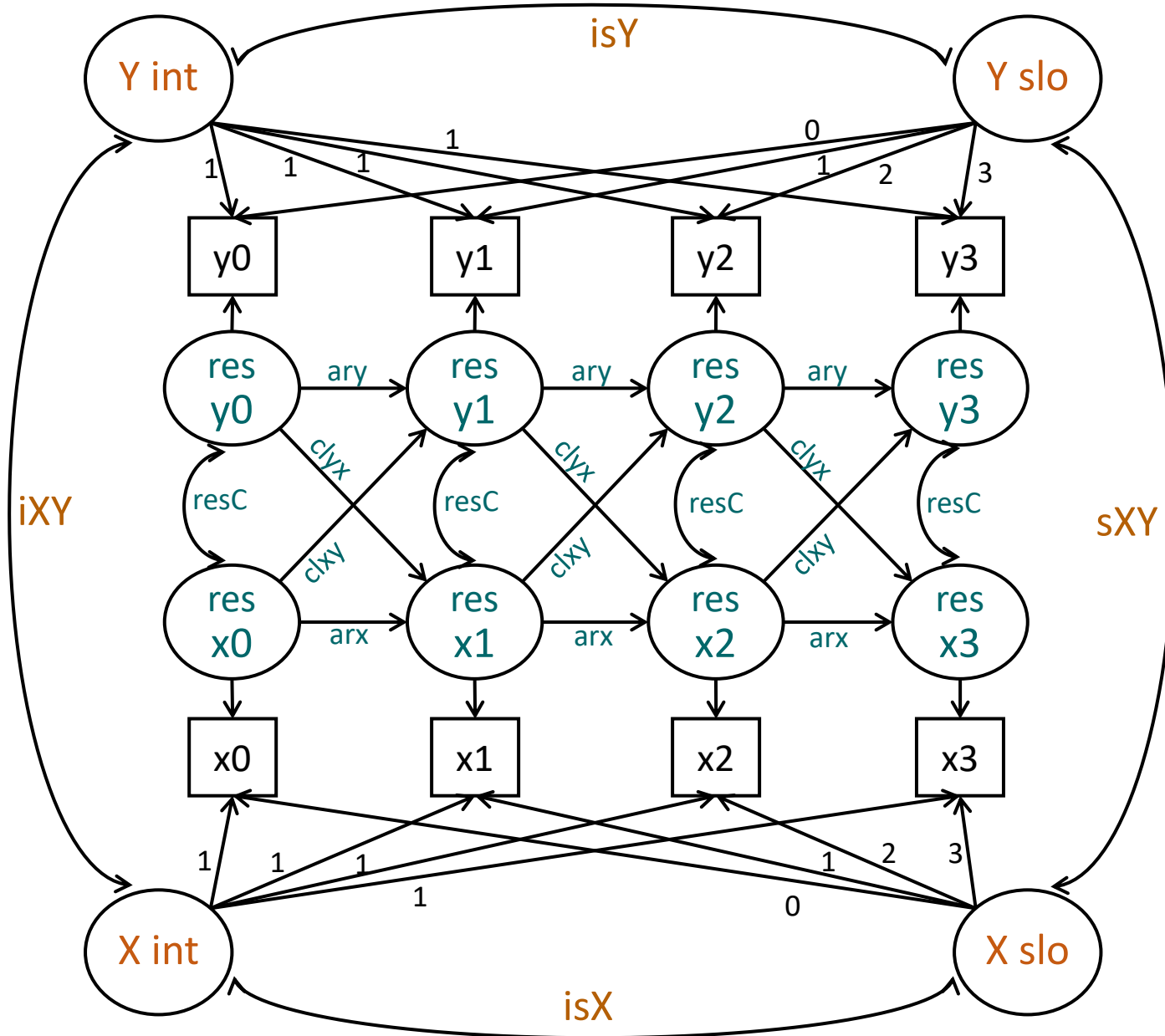
in ambito di sviluppo (e invecchiamento) è opportuno tenere conto anche di questo



in ambito di sviluppo (e invecchiamento) è opportuno tenere conto anche di questo



Questo (ALT-SR) potrebbe essere un buon modello generale (richiede almeno 4 wave)



Effetti BETWEEN-SUBJECT

- Y_{int} e X_{int} : c'è variabilità individuale stabile?
- Y_{slo} e X_{slo} : c'è variabilità nelle traiettorie di crescita/slope?
- iXY : il tratto stabile di X è correlato col tratto stabile di Y?
- isY e isX : il tratto stabile predice la traiettoria di crescita/slope?
- sXY : le traiettorie di crescita/slope di X e Y sono correlate/simili?

Effetti WITHIN-SUBJECT

- $res_{y...}$ e $res_{x...}$: variazioni/oscillazioni entro-soggetto non spiegate da tratto stabile né da traiettoria di crescita/slope individuale
- ary e arx : coefficienti autoregressivi di y e x (una variazione entro-soggetto in un dato momento si trasferisce, in parte, al tempo successivo?)
- $clxy$: coefficiente cross-lagged da x a y (una variazione entro-soggetto in x predice una variazione entro-soggetto in y al tempo successivo?)
- $clyx$: coefficiente cross-lagged da y a x (una variazione entro-soggetto in y predice una variazione entro-soggetto in x al tempo successivo?)
- $resC$: una variazione in x è correlata a una variazione in y in un determinato istante temporale?

Are these the effects you are looking for?

Si ritiene spesso che i coefficienti cross-lagged (vedi modello precedente) ci possano informare sulla direzione causale degli effetti. Ad esempio, se una variazione in X osservata oggi predice una variazione in Y domani, allora X è causa di Y.

In realtà questo è vero solo sotto certe (forti) assunzioni teoriche. In particolare, come sempre, non devono esserci terze variabili intervenienti (segue esempio).

A rigore, tutto quello che possiamo dire sulla base del modello è che una variazione in X oggi predice una variazione in Y domani.

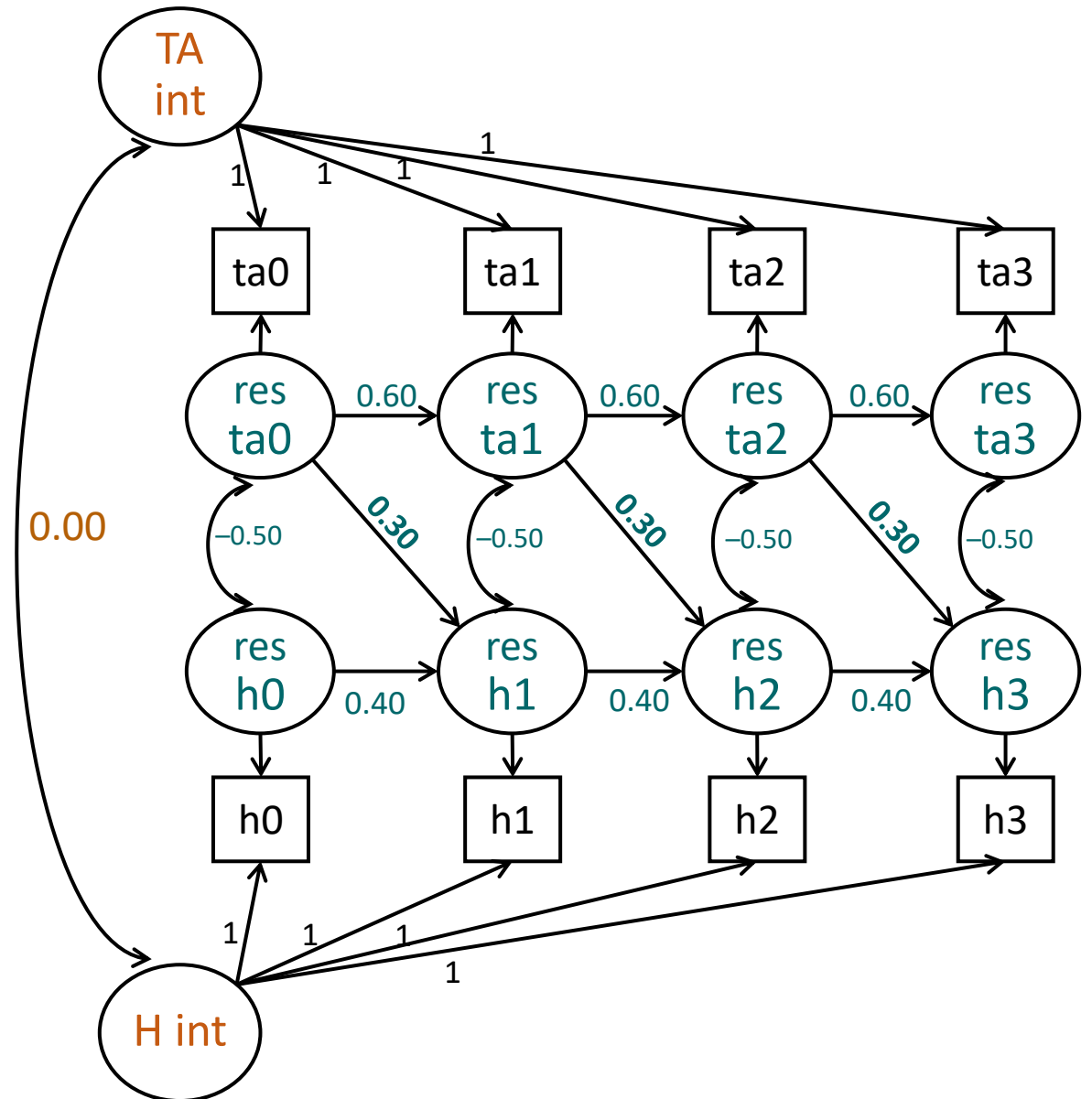
Are these the effects you are looking for?

Poniamo che esistano differenze individuali stabili nella frequenza del mal di testa (alcune persone lo hanno più di altre) e nella loquacità (alcune persone chiacchierano di più e più spesso di altre). Poniamo che le due cose NON siano associate a livello *between-subject*

Ci saranno verosimilmente effetti *autoregressivi*: al netto delle differenze individuali, se io ho mal di testa oggi, è più probabile che lo abbia anche domani; se io sono più loquace (del solito) oggi, è più probabile che lo sia anche domani

Scopriamo però che ci sono anche effetti cross-lagged! Essere più loquaci (del solito) oggi predice l'aver più mal di testa (del solito) domani. Dunque, a livello within-subject, i due fenomeni sono associati!

Parlare di più causa il mal di testa?!

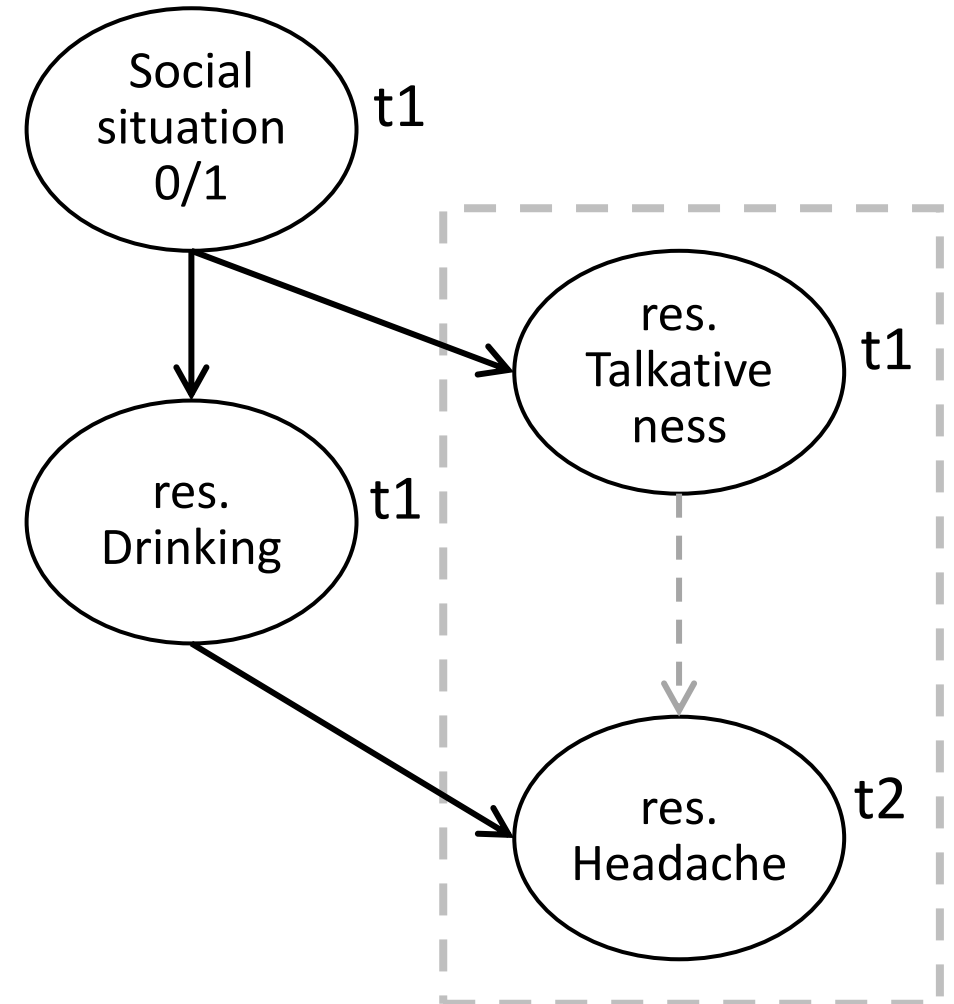


Are these the effects you are looking for?

La spiegazione più plausibile potrebbe essere una terza variabile interveniente:

- trovarsi casualmente in situazioni sociali oggi porta a parlare di più e anche a bere di più;
- bere di più oggi porta ad avere più facilmente mal di testa domani;
- dunque, essere stati più loquaci del solito oggi è in effetti predittivo dell'avere più mal di testa domani... ma la loquacità NON è la causa del mal di testa

Possibile *ground truth model*



 Open access |  | Research article | First published online February 21, 2023

These Are Not the Effects You Are Looking for: Causality and the Within-/Between-Persons Distinction in Longitudinal Data Analysis

[Julia M. Rohrer](#)   and [Kou Murayama](#)

<https://doi.org/10.1177/25152459221140842>

<https://doi.org/10.1177/25152459221140842>