

Métodos cuantitativos para el registro de procesos y contextos en la investigación educativa

Quantitative methods for capturing processes and contexts in educational research

Dr. Lars-Erik MALMBERG. Profesor Agregado. Universidad de Oxford, Reino Unido (lars-erik.malmberg@education.ox.ac.uk).

Resumen:

Los avances tecnológicos y metodológicos permiten formular nuevas preguntas de investigación fundamentales y aplicar nuevos diseños de estudios en la investigación educativa. Este artículo revisa los métodos emergentes empleados para el registro de los procesos de aprendizaje y enseñanza en el tiempo —las secuencias de eventos de aprendizaje— que tienen lugar en contextos múltiples.

Para este fin, se emplean los conceptos de investigación *nomotética* e *ideográfica* utilizando el cubo de Cattell (1952), que identifica a las personas, las variables y el tiempo como las tres dimensiones clave para describir diseños de estudios. En la investigación educativa es importante tener en cuenta una cuarta dimensión —el contexto— dadas las estructuras anidadas (p. ej. díadas alumno-profesor, relaciones entre pares, grupos de alumnos, aulas, profesores y colegios) en las que se produce el aprendizaje y la enseñanza. Existen varios métodos cuantitativos que permiten a los investigadores: a) determinar la calidad de la medición (p. ej. el análisis de

factores, los modelos de respuesta a ítems), b) en secuencias de puntos temporales (p. ej. modelos autorregresivos), c) en estructuras multinivel complejas (p. ej. modelos multinivel, modelos de efectos aleatorios), empleando también estimadores sólidos en estudios de *n* pequeña (p. ej. modelos bayesianos). Se invita a los investigadores en educación a diseñar estudios apropiados para modelos multinivel con datos clasificados jerárquicamente o con clasificación cruzada, y a pensar en términos de procesos de aprendizaje intraindividuales.

Descriptor: investigación educativa, métodos cuantitativos, modelos estadísticos, modelo multinivel, datos longitudinales intensivos.

Abstract:

Technological and methodological advances enable new substantive research questions to be posed, and new study designs to be implemented, in educational research. In this paper I review emerging methods rele-

Fecha de recepción de la versión definitiva de este artículo: 15-04-2018.

Cómo citar este artículo: Malmberg, L. (2018). Métodos cuantitativos para el registro de procesos y contextos en la investigación educativa | *Quantitative Methods for Capturing Processes and Contexts in Educational Research*. *Revista Española de Pedagogía*, 76 (271), 449-462. doi: <https://doi.org/10.22550/REP76-3-2018-03>

<https://revistadepedagogia.org/>

ISSN: 0034-9461 (Impreso), 2174-0909 (Online)

vant for capturing learning and teaching processes over time —the sequences of learning events— which take place in multiple contexts.

To do so, the concepts of *nomothetic* and *ideographic* research are traced through the use of Cattell's (1952) cube, posing persons, variables and time as the three key dimensions for determining study-designs. For educational research, a fourth dimension —context— is important to consider given the nested structures (e.g. student-teacher dyads, peer-relations, student-groups, classrooms, teachers, and schools) learning and teaching occurs in. Several developments of quantitative methods enable researchers to

a) establish quality of measurement (e.g. factor analysis, item response models), b) across sequences of time-points (e.g. autoregressive models), c) in complex multilevel structures (e.g. multilevel models, random effects models), also using estimators which are robust for small-n studies (e.g. Bayesian models). Educational researchers are encouraged to design studies fitting multilevel models for hierarchically and cross-classified data, and to think in terms of intraindividual learning processes.

Keywords: educational research, quantitative methods, statistical models, multilevel model, intensive longitudinal data.

1. Introducción

Uno de los objetivos esenciales de la investigación educativa es estudiar cómo aprenden los alumnos y cómo se puede favorecer su aprendizaje. El aprendizaje tiene lugar en *procesos*, es decir, en secuencias de situaciones de aprendizaje. En estas situaciones de aprendizaje, los individuos experimentan distintos niveles de desafío, expectativas, implicación, comprensión y afecto positivo y negativo. Recoger y analizar adecuadamente los datos de los procesos (cf. datos microlongitudinales, longitudinales intensivos, intraindividuales) con los que se registran tales secuencias de situaciones nos permite conocer mejor las experiencias de aprendizaje de los alumnos. Una vez determinados el tipo, la forma y la variación de los procesos, los investigadores pueden examinar el modo en el que la enseñanza contribuye al proceso de aprendizaje (Schmitz, 2006).

La enseñanza es compleja, se compone de múltiples formas de interacción con contenidos de aprendizaje y formatos de enseñanza cuando se estudia en solitario, así como de interacciones alumno-profesor y alumno-pares. Las interacciones también varían según la organización de los grupos de alumnos, las aulas, los profesores y los colegios en los que tienen lugar el aprendizaje y la enseñanza. La finalidad de este artículo es presentar una panorámica de los métodos cuantitativos emergentes para el análisis de procesos en contextos.

Vivimos en una época en la que los modelos estadísticos avanzan a un ritmo vertiginoso, el software libre prolifera, los conjuntos de datos crecen sin cesar, los ordenadores son cada vez más veloces y la inteligencia artificial supera a los humanos en tareas bien definidas. Los avances metodológicos nos incitan a plantear nuevas preguntas de investigación, desarro-

llar nuevos diseños de estudios o analizar antiguas preguntas de investigación con energía renovada. A su vez, las preguntas de investigación que resultan difíciles de responder con los métodos existentes alientan el desarrollo metodológico.

Esta codependencia entre el hallazgo de métodos apropiados para preguntas sin respuesta y el análisis de antiguos hallazgos con nuevas herramientas metodológicas permite el desarrollo de sinergias metodológicas-fundamentales (Marsh y Hau, 2007). Este artículo presenta métodos cuantitativos de vanguardia para la investigación de procesos en contextos. Pero ¿por qué procesos? ¿Y por qué contextos?

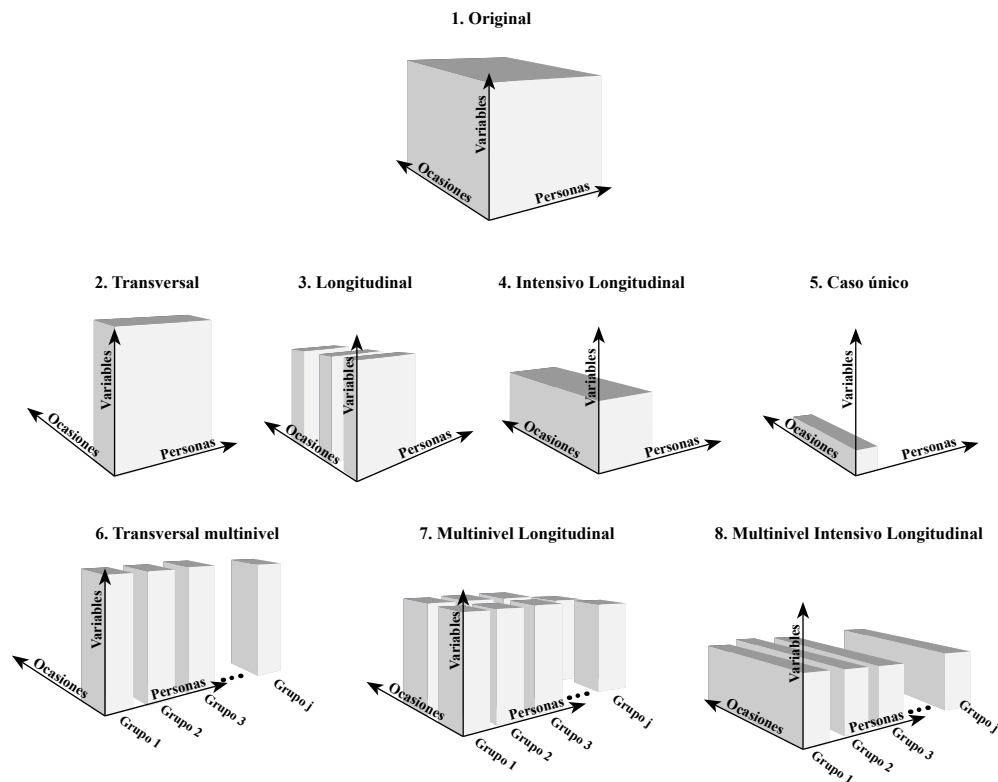
2. Personas, variables, ocasiones y contextos

Remontándonos a finales del siglo XIX, en 1894 Windelband definió la investigación *nomotética* como la búsqueda de «lo que siempre es», es decir, de conocimiento generalizable (Lamiell, 1998, p. 27). Este conocimiento incluía las leyes generales, como en las ciencias naturales, y sus aplicaciones en medicina y psiquiatría. La investigación en ciencias naturales se diseña con frecuencia en la mesa del investigador (p. ej. el desarrollo de ecuaciones) y posteriormente se somete a pruebas empíricas. Los estudios de casos, especialmente en medicina y psiquiatría, han sido esenciales durante mucho tiempo en la búsqueda de conocimiento generalizable. El término *ideográfico* se aplicó a la búsqueda de «lo que fue una vez», como en humanidades (Lamiell, 1998, p. 27). Es decir, el estudio de sucesos particulares que no tenían por qué repetirse. Continuando el trabajo de Galton, Pearson y Fisher y de otros investigadores de estudios con muestras grandes, Allport

(1937) empleó el término *nomotético* para expresar «el triunfo de la media» (Lamiell, 1998). La crítica a los estudios nomotéticos es que la suma total no es siempre una representación fiel de lo que es válido en general. Investigación *ideográfica* pasó a ser sinónimo de investigación intraindividual realizada con muestras pequeñas. El cisma entre las dos ha sido alimentado asimismo por las discusiones sobre la distinción entre *cualitativo* y *cuantitativo*. Ya es hora de que superemos tales dicotomías falsas.

Para describir los diseños de investigación, Cattell (1952) concibió un cubo tridimensional donde los tres ejes representaban dimensiones clave del diseño de investigación: personas, variables y puntos temporales (véase la imagen superior del Gráfico 1). El equilibrio entre estas tres dimensiones dependía del tipo de estudio diseñado. El cubo original (1) se ha modificado en (2) para ilustrar un diseño transversal (es decir, múltiples variables de múltiples personas en un punto temporal). En este diseño, la cara del bloque rectangular resultante en el eje de ocasiones es relativamente fina, ya que solo hay un punto temporal, pero ancha en el eje de personas. Un estudio longitudinal (3) a largo plazo con tres puntos temporales se representa mediante tres ocasiones relativamente finas, y con un número de personas menor que en el diseño transversal. El diseño longitudinal intensivo (4) tiene más puntos temporales por persona que un estudio longitudinal, pero los datos se recogen en un marco temporal más corto y corresponden a menos personas. El estudio de caso único (5) es el tipo de diseño *más estrecho* que podemos plantear: un único participante proporciona información relativamente escasa cada vez, pero durante un número relativamente alto de puntos temporales.

GRÁFICO 1. Diseños modernos en investigación educativa utilizando el cubo original de Cattell (1952). Las tres dimensiones en el modelo original (arriba) eran x = personas, y = variables, z = ocasiones. Las estructuras multinivel de los diseños modernos se incluyen en el eje de personas: cubos 6-8.



Fuente: Elaboración propia.

El contexto puede incorporarse en el cubo de dos maneras: la primera opción es incluir variables que registran el contexto (o la experiencia del contexto) en cada ocasión; por ejemplo, la percepción que un alumno tiene del profesor, el nivel de apoyo que recibe o la dificultad de la tarea. La segunda opción es considerar la naturaleza jerárquica de la educación institucionalizada como una cuarta dimensión en el «contexto» del cubo. Las tendencias actuales en los diseños de investigación son combinaciones del número de individuos, variables,

puntos temporales y contextos. Esto se ilustra mediante un estudio transversal multinivel (6) en el que las personas están anidadas en contextos; en este caso, alumnos en colegios. En la figura, los alumnos están agrupados en subsecciones del cubo original: «Grupo 1» a «Grupo j ». Análogamente, en los estudios longitudinal multinivel (7) y longitudinal intensivo multinivel (8) los alumnos se representan anidados en grupos. El estudio de caso único (cubo 5) puede expandirse para mostrar un diseño de caso múltiple añadiendo más personas (no se

ha representado). Tal como se discutirá en breve, estas estructuras multinivel *simples* pueden expandirse para incluir más niveles (p. ej. alumnos en colegios en países) o estructuras más complejas. Se dan ejemplos de estructuras más complejas cuando las personas pertenecen a múltiples contextos simultáneamente (p. ej. alumnos que pertenecen tanto a un colegio como a un barrio) o se emplea clasificación cruzada (p. ej. alumnos que pertenecen a grupos diferentes para asignaturas diferentes). ¿Y qué sucede con los diseños experimentales?

En la investigación educativa distinguimos entre diseños experimentales y no experimentales. El diseño experimental consiste básicamente en un diseño de medidas repetidas con una intervención experimental entre, por lo menos, dos puntos temporales. Este diseño puede imaginarse como un diseño longitudinal *clásico* (cubo 3 en el Gráfico 1) con dos grupos, pero puede plantearse como un estudio longitudinal intensivo (cubo 4) o como intervenciones de caso único (cubo 5). Los diseños experimentales y de intervención en el mundo real pueden incorporar todas las características de los diseños longitudinales o longitudinales intensivos multinivel. La naturaleza multinivel de ambos diseños, experimentales y no experimentales, tiene implicaciones importantes de cara a nuestro conjunto de herramientas estadísticas, a los cálculos de poder estadístico y a la estimación de efectos en los niveles superiores de la estructura anidada. Se están realizando avances en los métodos cuantitativos para todos los diseños representados en los cubos 5-8. Para la investigación de procesos en contextos, podemos aprender mucho de las metodologías desarrolladas en diseños transversales multinivel de gran escala

(cubo 6), sobre todo en lo concerniente a realizar inferencias sobre las poblaciones de las que provienen los datos y a la calidad de las mediciones. Los diseños longitudinal (cubo 3) y longitudinal multinivel (cubo 7) pueden aportarnos información sobre métodos que tienen en cuenta medidas repetidas, así como sobre la calidad de las mediciones. Los diseños longitudinal intensivo (cubo 4) y longitudinal intensivo multinivel (cubo 8) nos ofrecen información sobre modelos de puntos temporales anidados en personas y sobre el papel de la conceptualización del tiempo. Por su parte, los estudios de caso único y múltiple (cubo 5) nos aportan información sobre métodos especialmente aptos para diseños de n pequeña con datos de numerosas ocasiones.

3. Efectos aleatorios y contextuales y estructuras jerárquicas

Las estrategias multinivel han evolucionado rápidamente en las corrientes desarrolladas a partir del trabajo de Robinson sobre efectos contextuales (Robinson, 1950) y el de Henderson sobre efectos aleatorios entre padres y prole (Henderson, 1982) (véase la sección de investigación intraindividual). Un tema clave en la década de 1950 era el efecto del contexto en el individuo y cómo tenerlo en cuenta en los modelos estadísticos, de modo que las inferencias pudieran realizarse en el nivel adecuado para evitar falacias individuales (es decir, atribuir un efecto contextual al individuo) y falacias ecológicas (atribuir un efecto individual al contexto). El modelo multinivel se desarrolló rápidamente sobre la base del modelo lineal general (MLG), que hizo florecer la investigación de la eficacia escolar. El estudio

de referencia de la eficacia escolar incluye un número suficiente de colegios para extraer conclusiones sobre los efectos de los colegios en los individuos. A continuación, el modelo estima la mejora en los logros de los alumnos al incluir el logro simultáneo como resultado de control del logro anterior (para una revisión, véase Goldstein, 1997). Otros estudios modernos aplican la lógica de las estructuras anidadas jerárquicamente tanto a la recopilación como al análisis de datos.

Cada vez se incorporan más países a las comparaciones internacionales. En 2015, por ejemplo, más de medio millón de alumnos de 72 países realizaron el examen de ciencia del Programa para la Evaluación Internacional de los Alumnos (PISA). Los programas de comparación internacional han desarrollado procedimientos de muestreo multietapa y procedimientos avanzados de ponderación de los datos para extraer inferencias sobre los resultados a nivel nacional (es decir, comparaciones de medias nacionales y efectos diferenciales de varias covariables). Actualmente hay en marcha un debate sobre los avances metodológicos que buscan la mejor forma de determinar la validez estructural de los resultados de los exámenes y de los constructos de autoinforme (como la motivación) y, en particular, de determinar la compatibilidad de las medidas entre los distintos países teniendo en cuenta la estructura multinivel.

Se han propuesto muchos métodos para determinar los resultados de los exámenes (lectura, matemáticas, ciencia); por ejemplo, los «valores plausibles» (von Davier, González y Mislevy, 2009), basados en el modelo de Rasch, es decir, el

modelo logístico de un parámetro o 1PL, de dos parámetros o 2PL (que incluye un parámetro de discriminación del ítem) o de tres parámetros o 3PL (que corrige el acierto por azar). Hay dificultades para establecer la equivalencia entre países de los resultados de los exámenes y de los constructos de autoinforme. Los modelos en los que las estructuras factoriales tienen las mismas cargas factoriales para distintos países (es decir, invariancia débil) suelen ajustarse mejor que aquellos en los que se impone la misma estructura media (invariancia fuerte). Si son nuestros modelos o nuestras conjeturas sobre la invariancia los que resultan demasiado estrictos es asimismo un tema de discusión. Por ejemplo, se demostró (Scherer, Nilsen y Jansen, 2016) que era posible obtener invariancia estricta (es decir, las mismas cargas factoriales, medias y residuos) entre los países anglosajones, pero no en todos los países de los estudios PISA. Marsh y sus colaboradores propusieron el método de alineamiento extendido para el análisis multigrupo (Marsh et al., 2017).

Además de las comparaciones internacionales de gran escala y los estudios de eficacia escolar, otros estudios investigan las estructuras próximas en las que están integrados los alumnos en su aprendizaje diario. Aplicando modelos de análisis de diadas (p. ej. padres-niño, marido-mujer, actor-contraparte), Mainhard y sus colaboradores partieron de un modelo en el que los alumnos están anidados en profesores para examinar cómo los profesores varían entre los grupos de alumnos a los que enseñan y cómo, al mismo tiempo, los grupos de alumnos tienen una composición distinta con sus distintos profesores (Mainhard, Oudman, Hornstra, Bosker y Goetz,

2018). Encontraron variaciones considerables en las relaciones alumno-profesor y profesor-alumno-grupo. Hasta ahora, tales modelos se han aplicado con variables manifiestas (observables).

Hay un conjunto creciente de programas informáticos capaces de admitir este tipo de diseños multinivel (es decir, alumnos anidados en colegios anidados en países). MLWin (p. ej. Rasbash, Steele, Goldstein y Browne, 2017) es capaz, desde hace tiempo, de manejar estructuras multinivel de tres o más niveles, así como estructuras complejas de clasificación cruzada. Las estructuras más complejas están habilitadas gracias al algoritmo de Montecarlo de Cadena Múltiple (MCMC). MLWin también permite la interacción con R por medio del paquete R2MLwiN. Para el modelado de constructos latentes en estas estructuras complejas, Mplus puede manejar tres niveles de análisis multinivel (o dos niveles y una clasificación cruzada, Muthén, 1994) y xxM más aún (Mehta, 2013). Al modelar datos de dos niveles (o más), hay tres formas habituales de tratar los efectos de niveles múltiples. En primer lugar, cuando hay suficientes unidades en el nivel superior de datos —más unidades que los parámetros que queremos estimar—, el nivel superior puede modelarse eficientemente (véase p. ej. Morin, Marsh, Nagengast y Scalas, 2014). En segundo lugar, los errores estándar de las estimaciones de los parámetros se ajustan para la estructura anidada de los datos. En tercer lugar, muchos investigadores recurren a una estimación bayesiana (p. ej. Praetorius, Koch, Scheunpflug, Zeinz y Dresel, 2017), ya que permite estimaciones sólidas con un número menor de unidades de nivel superior.

4. Diseños longitudinales

La investigación educativa longitudinal se funde con el estudio del desarrollo humano. Los investigadores recogen meticulosamente datos de seguimiento en estudios de cohorte (p. ej. un estudio de cohorte de nacimientos sigue a una muestra representativa de recién nacidos en un determinado número de ocasiones, normalmente en intervalos de años), diseños longitudinales prospectivos (p. ej. seguimiento de un grupo a lo largo del tiempo) o diseños secuenciales transversales o acelerados (p. ej. seguimiento de dos o más poblaciones a lo largo del tiempo). Muchos de estos diseños se planifican para que comiencen antes de una transición educativa y terminen después de ella (p. ej. transición del jardín de infancia a primaria, o de primaria a secundaria). El número de puntos temporales en el seguimiento varía una o dos veces al año (p. ej. en otoño y primavera, como en Skinner, Zimmer-Gembeck y Connell, 1998) a más a menudo.

5. Diseños longitudinales experimentales

En el paradigma clásico test-retest de la investigación experimental y de intervención, los investigadores han aplicado análisis de varianza de medidas repetidas (ANOVA), análisis de covarianza (ANCOVA), o alguna extensión del modelo lineal general (MLG, o GLM en inglés). Estos diseños pueden ampliarse para incluir efectos aleatorios, modelos multinivel o modelos mixtos para alojar estructuras multinivel. Pasar a un modelo mixto con datos largos (p. ej. puntos temporales anidados en personas) en lugar de datos anchos (p. ej. una fila por participante) nos

permite analizar datos experimentales del mismo modo que analizaríamos datos longitudinales, pero añadiendo un predictor clave, la condición o condiciones experimentales. En estudios de intervención en los que la aleatorización (randomización) se encuentra en el nivel de colegio, la estructura anidada puede describirse mediante un modelo de caminos de dos niveles (Rakoczy et al., 2018).

6. Efectos autorregresivos y recíprocos

El modelado de datos longitudinales puede realizarse con (1) variables diferentes (constructos) en puntos temporales diferentes, o (2) con la misma variable (constructo) repetida en cada punto temporal. El primer tipo de diseño sería el habitual en estudios de educación preescolar, ya que los instrumentos para registrar el desarrollo infantil recogen fenómenos cualitativamente diferentes en puntos temporales diferentes. El modelado requeriría verificar la calidad de la medición de cada constructo, y entonces proceder con modelos de ecuaciones estructurales (SEM) de los caminos hipotéticos. Cuando las observaciones están anidadas en escuelas infantiles, barrios u otras unidades de orden superior, tales estructuras pueden modelarse mediante modelos multinivel.

El segundo tipo de diseño —repetición de la misma medida— sería más habitual en estudios de cambios en el tiempo durante los primeros años de educación primaria. En primer lugar, los investigadores determinarían la equivalencia de la estructura factorial de los constructos psicométricos en los distintos puntos temporales (para saber que se mide el mismo

fenómeno en los tres puntos temporales). En el caso de que el constructo sea una medida de un fenómeno que cambia con el tiempo (p. ej. la cognición), incluyendo ítems más sencillos al principio, más difíciles después y un número suficiente de ítems superpuestos en los distintos puntos temporales (los llamados ítems *ancla*), es posible comprobar si el proceso continuo del desarrollo cognitivo se puede determinar en el periodo temporal del estudio.

Después de determinar la calidad de la medición, procederían a comprobar los caminos autorregresivos (es decir, las asociaciones entre la variable en el tiempo T y en el anterior punto temporal T-1) (Little, 2013). Estos caminos reflejan la estabilidad en el orden de rango de los individuos en T-1 y T; los valores altos indican que el orden de rango se mantiene en los puntos temporales. Los valores bajos señalan la existencia de más fluctuaciones (p. ej. los individuos se pueden superar entre sí) y discontinuidades de desarrollo. Después de determinar los efectos autorregresivos, los investigadores procederían a comprobar si uno de los constructos influye en el cambio del otro constructo a lo largo del tiempo. Estas medidas pueden proporcionar información importante sobre la direccionalidad del efecto. Por ejemplo, ¿es más probable que AT-1 prediga un cambio en BT, controlando BT-1, o al contrario?

A partir del modelo de puntuación de cambio de dos puntos temporales podemos derivar el modelo de crecimiento en el que podemos estimar cambios temporales en el nivel de grupo así como diferencias individuales que cambian con el tiempo (Singer y Willett, 2003). En el modelo de crecimiento, el investigador plantea una

hipótesis sobre la forma del cambio en el tiempo: lineal (es decir, una línea recta), cuadrática (una línea con una curvatura), cúbica (forma de montaña rusa), o no lineal (Ram y Grimm, 2007). El modelo de crecimiento también puede incluir parámetros autorregresivos combinando los análisis de la estructura media de los datos y de las relaciones estructurales.

Teniendo en cuenta la naturaleza compleja de la educación institucionalizada, en estudios recientes se han incluido más de dos puntos temporales (es decir, el crecimiento de los logros de los alumnos a lo largo de tres o más puntos temporales) y poblaciones múltiples en modelos de crecimiento acelerados (Ortega, Malmberg y Sammons, sin fecha). Puesto que los colegios (como objetos inanimados) no pueden realmente *hacerles* nada a los alumnos, una medida razonable es cambiar el foco de atención a los efectos de los profesores. Estos efectos incluyen clasificaciones cruzadas complejas o estatus de pertenencia múltiples, ya que el profesor o el alumno pueden cambiar con el paso del tiempo (Ortega, Malmberg y Sammons, 2018).

En Duncan, Duncan y Strycker, 2006, se revisan otras estructuras complejas; por ejemplo, los modelos de familias de curvas y de curvas de una familia.

7. Diseños microlongitudinales

Los diseños microlongitudinales han ganado popularidad debido a la relativa facilidad con la que pueden recopilarse los datos (Hamaker y Wichers, 2017). Los puntos de recogida de datos pueden establecerse aleatoriamente, como en el muestreo de experiencias, a intervalos fijos como en

las evaluaciones ecológicas momentáneas, o en función de eventos (p. ej., el GPS reconoce que estás en la biblioteca y te pide que informes sobre tus experiencias de aprendizaje en ella). Los datos en tiempo real resultantes aumentan la proximidad entre un evento y el informe del evento, reduciendo el sesgo retrospectivo (Walls y Schafer, 2006). Además, permiten al investigador preguntar por experiencias del contexto en el que se produce el informe. Las variables contextuales se pueden organizar de dos maneras. En primer lugar, los contextos pueden concebirse como niveles de la estructura jerárquica (p. ej. puntos temporales anidados en alumnos, anidados en profesores o en aulas). En segundo lugar, la información contextual también puede organizarse en forma de variables intraindividuales, como las percepciones individuales del contexto: dificultad de la tarea, percepción del ambiente del aula o interacción con el profesor (Malmberg, Lim, Tolvanen y Nurmi, 2016). Muchos estudios modelan los datos intraindividuales utilizando a los «individuos como sus propios controles», aplicando el modelo multinivel con puntos temporales anidados en personas (Murayama et al., 2017).

8. En los diseños microlongitudinales experimentales

A los datos microlongitudinales se les aplica dos tipos de modelos. El primer tipo son los modelos lineales generales de efectos aleatorios, desarrollados a partir del modelado genético de Henderson (p. ej. Henderson, 1982). Los primeros estudios investigaban las relaciones genéticas entre generaciones de padres (hombres y mujeres) y prole aplicando modelos de

efectos aleatorios. Esta metodología también se derivó del MLG, y los investigadores experimentales la han incorporado principalmente en el estudio del tiempo de reacción de varias tareas cognitivas. Estos modelos, habituales en psicología experimental, pueden integrar efectos aleatorios complejos (Bates, Mächler, Bolker y Walker, 2014; Matuschek, Kliegl, Vasishtha, Baayen y Bates, 2017).

También se han llevado a cabo estudios diarios de datos microlongitudinales (Perels, Gurtler y Schmitz, 2005). Aunque la recogida de datos microlongitudinales es relativamente infrecuente en los diseños experimentales, los resultados totales de la variabilidad intraindividual se han evaluado de varias formas (Malmberg et al., 2016), y se ha encontrado que las asociaciones (acoplamientos) entre variables pueden cambiar en función de la intervención (Schmitz, 2015). Se ha hallado que los alumnos comprometidos tienen una baja variabilidad intraindividual (es decir, cambios de pequeña magnitud entre un momento y el siguiente) en las creencias de competencia y la motivación intrínseca, por lo que un estudio con dos puntos temporales en los que se recogen datos intraindividuales en ambos puntos podría identificar si la variabilidad intraindividual ha disminuido (es decir, si hay menos oscilaciones entre motivación baja y alta en los puntos temporales) como resultado de la intervención. Así, la intervención podría centrarse en reducir las fluctuaciones en las percepciones y las creencias. Una alternativa sería incrementar la sincronización entre las creencias; por ejemplo, las intenciones (determinación de objetivos) en la lección anterior con el aprendizaje

autorregulado (consecución de objetivos) en la lección posterior (Schmitz, 2015). Podría diseñarse una intervención como un estímulo intrapersonal, y el resultado podría ser un aumento de la relación entre alegría y memoria de trabajo en los distintos puntos temporales (Schmiedek, 2016). También podrían realizarse intervenciones con diseños ABAB de caso único y caso múltiple (Walls, Barta, Stawski, Collyer y Hofer, 2013), donde A indica control o «situación normal» y B, secuencias en las que el participante recibe impulsos alentadores. Los diseños de caso único que utilizan tales impulsos están en aumento (Kratochwill y Levin, 2010). Una metodología para diseños de caso único es el modelo bayesiano de punto de cambio desconocido para investigar y cuantificar la inmediatez (Natesan y Hedges, 2017). Las metodologías complejas requieren una preparación compleja. Para estos tipos de diseños intraindividuales (y de clasificación cruzada), los cálculos de poder y la estimación del tamaño del efecto requieren cómputos avanzados o estudios de simulaciones (Moerbeek y Teerenstra, 2016).

9. ¿Cómo tratar la variable temporal?

La escala de tiempo en la investigación longitudinal ha sido objeto de análisis, ya que los modelos autorregresivos asumen puntos temporales equidistantes. El tiempo se puede codificar de dos maneras, como tiempo discreto (p. ej. punto temporal 1, punto temporal 2... punto temporal t) o tiempo continuo (p. ej. 09:15, 09:45, 10:30, 11:40, 13:20...). Para la recogida de datos en la que se observa a los participantes o se les pide que completen un cuestionario

durante un determinado lapso de tiempo, o de modo deliberado, el análisis de tiempo continuo podría ser una buena forma de *corregir* los intervalos de tiempo irregulares de la codificación temporal discreta. Tales modelos pueden desarrollarse como modelos de crecimiento codificados de modo flexible en los que el tiempo se codifica en la escala que interesa, o utilizando el paquete *ctsem* en R. De esta manera, las estimaciones de parámetros pueden ajustarse a los intervalos temporales utilizados. Esto posibilita el modelado de datos longitudinales y de datos de series temporales con estimaciones de parámetros que tienen en cuenta correctamente los desfases temporales (Voelkle, Oud, von Oertzen y Lindenberger, 2012).

Otra forma de pensar en la dinámica temporal es aplicar modelos de ecuaciones diferenciales en los que podemos modelar la tasa de aceleración (Deboeck, 2013). Puede pensarse en una situación en la que un alumno se distrae de la tarea y queremos estimar con qué velocidad recupera la concentración. Un método alternativo para trabajar con datos longitudinales intensivos es el análisis de datos funcionales.

10. Bayes, ¿sí o no?

Las técnicas bayesianas están en auge gracias a las aplicaciones comerciales y gratuitas que utilizan la estimación bayesiana (Kaplan y Depaoli, 2012; Muthén y Asparouhov, 2012; Van de Schoot et al., 2014). La técnica bayesiana estima la probabilidad de un parámetro dada la p de los datos ($\theta \mid \text{datos}$), en lugar de la probabilidad de los datos dada la p del

modelo ($\text{datos} \mid \theta$) (es decir, prueba de significación de la hipótesis nula, NHST en inglés). Es adecuada para situaciones en las que la máxima verosimilitud pueda tener un poder disminuido, ya que no se basa en la teoría de muestras grandes. Y es apta para modelos complejos como los SEM, ya que no converge en estimaciones impropias (p. ej. residuos negativos, correlaciones por encima de 1; Zitzmann, Lüdtke, Robitzsch y Marsh, 2016).

11. Conclusiones y reflexiones

La finalidad de este artículo de revisión era examinar cómo se pueden investigar los procesos y los contextos aplicando metodologías de vanguardia. Los modelos de procesos para secuencias de eventos de aprendizaje requieren diseños que permitan incorporar puntos temporales en los alumnos y tengan en cuenta el paso del tiempo. Los contextos de aprendizaje son entornos complejos. Pueden concebirse en términos de jerarquías, p. ej. puntos temporales anidados en alumnos, anidados en aulas, anidados en colegios, pero también sobre la base de relaciones e interacciones: alumno-profesor, profesor-alumno-grupo, así como alumno-pares y alumno-grupos. Los modelos para estructuras complejas (p. ej. clasificación cruzada, pertenencias múltiples) requieren estimadores adecuados (p. ej. MCMC, bayesianos). Hay varios ejemplos en la literatura científica en los que se han modelado estructuras complejas multinivel y de clasificación cruzada aplicando escalas manifiestas como variables dependientes. Esperamos que, en la siguiente generación de modelos, las variables latentes puedan utilizarse como variables dependientes.

Referencias bibliográficas

- Allport, G. W. (1937). *Personality. A psychological interpretation*. Londres: Constable and company.
- Bates, D., Mächler, M., Bolker, B. y Walker, S. (2014). Fitting Linear Mixed-Effects Models using lme4. *Journal of Statistical Software*, 67 (1). doi: <https://doi.org/10.18637/jss.v067.i01>
- Cattell, R. B. (1952). *Personality and motivation. Structure and measurement*. Yonkers-on-Hudson, NY: World Book Company.
- Deboeck, P. R. (2013). Dynamical Systems and Models of Continuous Time. En Todd D. Little (Ed.), *The Oxford handbook of quantitative methods in psychology: Vol. 2: Statistical analysis*. Oxford: Oxford University Press. doi: <https://doi.org/10.1093/oxfordhb/9780199934898.013.0019>
- Duncan, T., Duncan, S. y Strycker, L. (2006). *An Introduction to Latent Variable Growth Curve Modeling: Concepts, Issues, and Application*. Mahwah, NJ: Lawrence Erlbaum.
- Goldstein, H. (1997). Methods in School Effectiveness Research. *School Effectiveness and School Improvement*, 8 (4), 369-395. doi: <https://doi.org/10.1080/0924345970080401>
- Hamaker, E. L. y Wichers, M. (2017). No Time Like the Present: Discovering the Hidden Dynamics in Intensive Longitudinal Data. *Current Directions in Psychological Science*, 26 (1), 10-15. doi: <https://doi.org/10.1177/0963721416666518>
- Henderson, C. R. (1982). Best Linear Unbiased Estimation and Prediction under a Selection Model. *Biometrics*, 31 (2), 423-447.
- Kaplan, D. y Depaoli, S. (2012). Bayesian Structural Equation Modeling. En R. H. Hoyle (Ed.), *Handbook of structural equation modeling* (pp. 650-673). Nueva York, NY: Guilford.
- Kratochwill, T. R. y Levin, J. R. (2010). Enhancing the Scientific Credibility of Single-Case Intervention Research: Randomization to the Rescue. *Psychological Methods*, 15 (2), 124-144. doi: <https://doi.org/10.1037/a0017736>
- Lamiell, J. T. (1998). 'Nomothetic' and 'ideographic': contrasting Windelband's understanding with contemporary usage. *Theory & Psychology*, 8 (1), 23-38. doi: <https://doi.org/10.1177/0959354398081002>
- Little, T. D. (2013). *Longitudinal structural equation modeling*. Nueva York, NY: Guilford.
- Mainhard, T., Oudman, S., Hornstra, L., Bosker, R. J. y Goetz, T. (2018). Student emotions in class: The relative importance of teachers and their interpersonal relations with students. *Learning and Instruction*, 53, 109-119. doi: <https://doi.org/10.1016/j.learninstruc.2017.07.011>
- Malmberg, L. E., Lim, W. H. T., Tolvanen, A. y Nurmi, J.-E. (2016). Within-students variability in learning experiences, and teachers' perceptions of students' task-focus. *Frontline Learning Research*, 4 (5), 62-82.
- Marsh, H. W., Guo, J., Nagengast, B., Parker, P. D., Asparouhov, T., Muthén, B. y Dicke, T. (2017). What to do When Scalar Invariance Fails: The Extended Alignment Method for Multi-Group Factor Analysis Comparison of Latent Means Across Many Groups. *Psychological Methods*, Jan 12. doi: <https://doi.org/10.1037/met0000113>
- Marsh, H. W. y Hau, K. T. (2007). Applications of latent-variable models in educational psychology: The need for methodological-substantive synergies. *Contemporary Educational Psychology*, 32 (1), 151-170. doi: <https://doi.org/10.1016/j.cedpsych.2006.10.008>
- Matuschek, H., Kliegl, R., Vasishtha, S., Baayen, H. y Bates, D. (2017). Balancing Type I Error and Power in Linear Mixed Models. *Journal of Memory and Language*, 94, 305-315. doi: <https://doi.org/10.1016/j.jml.2017.01.001>
- Mehta, P. (2013). N-level structural equation modeling. xxM user's guide version 1. En Y. M. Petscher, Ch. Schatschneider y D. L. Compton (Eds.), *Applied Quantitative Analysis in Education and the Social Sciences* (p. 329). Londres: Routledge.

- Moerbeek, M. y Teerenstra, S. (2016). *Power analysis of trials with multilevel data*. Boca Ratón: Chapman's CRC Press.
- Morin, A. J., Marsh, H. W., Nagengast, B. y Scalas, L. F. (2014). Doubly latent multilevel analyses of classroom climate: An illustration. *Journal of Experimental Education*, 82 (2), 143-167. doi: <https://doi.org/10.1080/00220973.2013.769412>
- Murayama, K., Goetz, T., Malmberg, L. E., Pekrun, R., Tanaka, A. y Martin, A. J. (2017). Within-person analysis in educational psychology: Importance and illustrations. *British Journal of Educational Psychology*, Series II, 12.
- Muthén, B. (1994). Multilevel covariance structure analysis. *Sociological Methods & Research*, 22 (3), 376-398.
- Muthén, B. y Asparouhov, T. (2012). Bayesian structural equation modeling: A more flexible representation of substantive theory. *Psychological Methods*, 17 (3), 313-335. doi: <https://doi.org/10.1037/a0026802>
- Natesan, P. y Hedges, L. V. (2017). Bayesian unknown change-point models to investigate immediacy in single case designs. *Psychological Methods*, 4 (22), 743-759. doi: <https://doi.org/10.1037/met0000134>
- Ortega, L., Malmberg, L. y Sammons, P. (2018). School effects on Chilean children's achievement growth in language and mathematics: An accelerated growth curve model. *School Effectiveness and School Improvement*, 29 (2), 308-337. doi: <https://doi.org/10.1080/09243453.2018.1443945>
- Ortega, L., Malmberg, L.-E. y Sammons, P. (2014). *Teacher effects on Chilean children's achievement growth: a cross-classified multiple membership accelerated growth curve model*. Artículo presentado en la conferencia «Advances in Multilevel Modelling for Educational Research», en la Universidad de Maryland, EE.UU.
- Perels, F., Gurtler, T. y Schmitz, B. (2005). Training of self-regulatory and problem-solving competence. *Learning and Instruction*, 15 (2), 123-139. doi: <https://doi.org/10.1016/j.learninstruc.2005.04.010>
- Praetorius, A. K., Koch, T., Scheunpflug, A., Zeinz, H. y Dresel, M. (2017). Identifying determinants of teachers' judgment (in)accuracy regarding students' school-related motivations using a Bayesian cross-classified multi-level model. *Learning and Instruction*, 52, 148-160. doi: <https://doi.org/10.1016/j.learninstruc.2017.06.003>
- Rakoczy, K., Pinger, P., Hochweber, J., Klieme, E., Schütze, B. y Besser, M. (2018). Formative assessment in mathematics: Mediated by feedback's perceived usefulness and students' self-efficacy. *Learning and Instruction*, febrero de 2017. doi: <https://doi.org/10.1016/j.learninstruc.2018.01.004>
- Ram, N. y Grimm, K. (2007). Using simple and complex growth models to articulate developmental change: Matching theory to method. *International Journal of Behavioral Development*, 31 (4), 303-316. doi: <https://doi.org/10.1177/0165025407077751>
- Rasbash, J., Steele, F., Goldstein, H. y Browne, W. (2017). *A User's Guide to MLwiN Version 3.01*. Bristol: Centre for Multilevel Modelling, Bristol.
- Robinson, W. S. (1950). Ecological correlations and the behavior of individuals. *American Sociological Review*, 15 (3), 351-357.
- Scherer, R., Nilsen, T. y Jansen, M. (2016). Evaluating individual students' perceptions of instructional quality: An investigation of their factor structure, measurement invariance, and relations to educational outcomes. *Frontiers in Psychology*, 7, 1-16. doi: <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2016.00110>
- Schmiedek, F. (2016). *Experimental manipulation «in the wild»: Proposing a within-person*

encouragement design. Seminario presentado en el ciclo «Network on Intrapersonal Research in Education (NIRE)» en la Universidad de Oxford. Recuperado de <http://www.education.ox.ac.uk/network-on-intrapersonal-research-in-education-nire/seminar-5-oxford-mayjune-2016/florian-schmiedek/> (Consultado el 12/06/2018).

Schmitz, B. (2006). Advantages of studying processes in educational research. *Learning and Instruction*, 16 (5), 433-449. doi: <https://doi.org/10.1016/j.learninstruc.2006.09.004>

Schmitz, B. (2015). *The study of learning processes using time-series analyses*. Seminario presentado en el ciclo «Network on Intrapersonal Research in Education (NIRE)» en la Universidad de Oxford. Recuperado de <http://www.education.ox.ac.uk/network-on-intrapersonal-research-in-education-nire/seminar-1/bernhard-schmitz/> (Consultado el 12/06/2018).

Singer, J. D. y Willett, J. B. (2003). *Applied Longitudinal Data Analysis: Modeling Change and Event Occurrence*. Oxford: Oxford University Press.

Skinner, E. A., Zimmer-Gembeck, M. J. y Connell, J. P. (1998). Individual differences and the development of perceived control. *Monographs of the Society for Research in Child Development*, 63 (2/3). doi: <https://doi.org/10.2307/1166220>

Van de Schoot, R., Kaplan, D., Denissen, J., Asendorpf, J. B., Neyer, F. J. y van Aken, M. A. G. (2014). A gentle introduction to Bayesian analysis: application to developmental research. *Child Development*, 85 (3), 842-860. doi: <https://doi.org/10.1111/cdev.12169>

Voelkle, M. C., Oud, J. H. L., von Oertzen, T. y Lindenberger, U. (2012, jul.). Maximum Likelihood Dynamic Factor Modeling for Arbitrary N and T Using SEM. *Structural Equation Modeling*, 19 (3), 329-350. doi: <https://doi.org/10.1080/10705511.2012.687656>

Von Davier, M., González, E. y Mislevy, R. J. (2009). What are plausible values and why are they useful? En M. von Davier y D. Hastedt (Eds.), *IERI monograph series: Issues and methodologies in large scale assessments: Volume 2* (pp. 9-36). Hamburgo, Alemania: IERI Institute.


Walls, T. A., Barta, W. D., Stawski, R. S., Collyer, C. S. y Hofer, S. M. (2013). Time-scale dependent longitudinal designs. En B. Laursen, T. D. Little y N. A. Card (Eds.), *Handbook of developmental research methods* (pp. 45-64). Nueva York: Guilford Press.

Walls, T. A. y Schafer, J. S. (2006). *Models for intensive longitudinal data*. Nueva York: Oxford University Press.

Zitzmann, S., Lüdtke, O., Robitzsch, A. y Marsh, H. W. (2016). A Bayesian Approach for Estimating Multilevel Latent Contextual Models. *Structural Equation Modeling*, 23 (5), 661-679. doi: <https://doi.org/10.1080/10705511.2016.1207179>

Biografía del autor

Lars-Erik Malmberg es Profesor Agregado de Métodos Cuantitativos en Educación en el Departamento de Educación de la University of Oxford. Tiene más de 70 publicaciones (artículos revisados por pares, capítulos de libros e informes) y es el redactor jefe de la revista *Journal of Learning and Instruction*. Su labor investigadora se centra actualmente en las perspectivas intraindividuales en procesos de aprendizaje y en el modelado de datos intraindividuales utilizando modelos de ecuaciones estructurales multinivel.

 <https://orcid.org/0000-0002-5309-7403>

Sumario*

Table of Contents**

Las revistas de investigación pedagógica en la actualidad

Pedagogical research journals today

José Antonio Ibáñez-Martín

Presentación: las revistas de investigación pedagógica en la actualidad

Introduction: pedagogical research journals today

409

Gerald LeTendre, Eric McGinnis, Dana Mitra, Rachel Montgomery, Andrew Pendola

American Journal of Education: retos y oportunidades en las ciencias translacionales y la zona gris de la publicación académica

The American Journal of Education: challenges and opportunities in translational science and the grey area of academic publishing

413

William Baker, Mark Connolly

Revistas de investigación educativa: una visión parcial desde el Reino Unido

Educational research journals: a partial view from the UK 437

Lars-Erik Malmberg

Métodos cuantitativos para el registro de procesos y contextos en la investigación educativa

Quantitative methods for capturing processes and contexts in educational research 449

Imanol Ordorika

Las trampas de las publicaciones académicas

The academic publishing trap 463

M. Amor Pérez-Rodríguez, Rosa García-Ruiz, Ignacio Aguaded

Comunicar: calidad, visibilización e impacto

Comunicar: quality, visibility and impact 481

* Todos los artículos están publicados en inglés en la página web de la revista: <https://revistadepedagogia.org>.

** All the articles are published in English on the web page of the journal: <https://revistadepedagogia.org>.

Marta Ruiz-Corbella

De la edición impresa a la digital: la radical transformación de las revistas científicas en ciencias sociales

From print to digital publishing: the radical transformation of scientific journals in the social sciences

499

José-Luis Gaviria

Las revistas científicas en educación y el contexto académico-administrativo.

Algunas propuestas de cambio

Scientific journals in education and the academic-administrative context.

Some proposals for change

519

José Antonio Ibáñez-Martín

Las revistas de investigación como *humus* de la ciencia, donde crece el saber

Research journals as the topsoil where scientific knowledge grows

541

Reseñas bibliográficas

Millán-Puelles, A. *Artículos y otros escritos breves. Obras Completas, Tomo XII*

(Zaida Espinosa Zárate).

Touriñán López, J. M.

Pedagogía General. Principios de educación

y principios de intervención pedagógica

(Juan García Gutiérrez). **Jover, G., González, V.**

y Prieto, M. *Una Filosofía de la Educación del siglo XXI* (Laura Camas Garrido).

Cantón, I. y Tardiff, M. *Identidad profesional docente* (Mario Grande de Prado).

555

Informaciones

Arturo de la Orden Hoz. Profesor universitario y maestro. *In memoriam* (Javier Tourón);

IX Congreso Internacional de Filosofía de la Educación; VIII Conferencia Internacional

sobre Educación e Innovación en la

Gestión (ICEMI, 2019); **Una visita a la**

hemeroteca (Javier Bermejo Fernández-Nieto).

569

Nuevas instrucciones para los autores

New instructions for authors

583

Solicitud de originales

Call for papers

587

Índice del año LXXVI

Table of contents of the year LXXVI

589



ISSN: 0034-9461 (Impreso), 2174-0909 (Online)

<https://revistadepedagogia.org/>

Depósito legal: M. 6.020 - 1958

INDUSTRIA GRÁFICA ANZOS, S.L. Fuenlabrada - Madrid