

El lugar de la simulación social en arqueología

The Role of Social Simulation in Archaeology

Andreas Angourakis
Ruhr-Universität Bochum
Institut für Archäologische Wissenschaften
<https://orcid.org/0000-0002-9946-8142>
Andreas.Angourakis@ruhr-uni-bochum.de

Recibido: 01/10/2022; Revisado: 27/12/2022; Aceptado: 09/01/2023

Resumen

Se presenta una revisión epistemológica de la simulación social en arqueología, delimitándola como práctica, método y como rama de la arqueología. Como práctica, se posiciona la simulación social entre otros tipos de aplicaciones intensivas de tecnologías digitales en humanidades y ciencias sociales. Como método, la definimos como una forma de modelización matemática que contiene mecanismos, sobre todo sociales, y pide soluciones numéricas. Presentamos brevemente las características de la simulación social, incluyendo el papel central de la modelización basada en agentes. Finalmente, contextualizamos el lugar de la simulación social en arqueología, ofreciendo una breve revisión de ejemplos de aplicación.

Palabras clave: Arqueología, simulación, simulación social, modelado basado en agentes.

Abstract

This article presents an epistemological review of social simulation in archaeology, delimiting it as a practice, method and branch thereof. As a practice, social simulation is positioned amongst other intensive applications of digital technologies to the humanities and social sciences. As a method, we define it as a form of mathematical modelling that contains mechanisms, especially social ones, and which thus demands numerical solutions. We briefly present the characteristics of social simulation,

including the central role of agent-based modelling. Finally, we contextualize the place of social simulation within archaeology, offering a brief review of applied examples.

Keywords: Archaeology, Simulation, Social Simulation, Agent-Based Modelling.

1. INTRODUCCIÓN

En las palabras que siguen, intentaremos delimitar el lugar de la simulación social en arqueología, ofreciendo de manera progresiva las definiciones asociadas a sus vertientes práctica y metodológica, además de ofrecer un breve panorama de sus dominios de aplicación. Pese a contener un substancial número de referencias y ejemplos de aplicación, este artículo no se plantea como una introducción a la simulación social en arqueología, sino una revisión epistemológica no exhaustiva de qué implica modelizar y simular lo social en el contexto altamente interdisciplinar de la arqueología.

1.1. ¿Qué entendemos por «simulación social»?

La primera aclaración que hemos de hacer aquí es de naturaleza terminológica más que metodológica. Dependiendo del campo, disciplinas y experiencia académica, es posible que el lector desconozca del todo el término de «simulación social». Gran parte de lo que aquí se referirá con este término es, actualmente, más familiar a la mayoría de los investigadores en arqueología como «modelizado basado en agentes» (MBA; en inglés, *agent-based modelling* o ABM) (ROMANOWSKA *et al.*, 2021), mientras «simulación social» es más extendido en otras disciplinas en ciencias sociales, sobre todo la sociología (GILBERT y TROITZSCH, 2006). Veremos, empero, que estos términos, aunque muy relacionados, no son estrictamente sinónimos.

Asimismo, la posición relativamente consolidada de este campo en arqueología se ha conseguido por manos de muchos y variopintos investigadores durante al menos cuatro décadas de experimentación, cada uno de los cuales ha propuesto o adoptado terminologías algo diferentes. Algunas de las propuestas terminológicas acabaron por abandonarse, sin ninguna razón más allá de que otros términos permearon más fácilmente las nuevas generaciones. Este es el caso, por ejemplo, de la Inteligencia Artificial Distribuida (*Distributed Artificial Intelligence*) de los trabajos pioneros de Jim Doran (1997). Muchos otros términos parcialmente solapados se usan en diferentes círculos y disciplinas, como por ejemplo «sistemas de múltiples agentes» (*multi-agent systems*) (FERBER, 1999; LUKE *et al.*, 2005; MEYER, 2014), «modelos basados en individuos» (*individual-based models*) (DEANGELIS y GRIMM, 2014; GRIMM y RAILSBACK, 2005; RAILSBACK y GRIMM, 2011) o ciencia social generativa (*generative social science*) (EPSTEIN, 2006). Sin embargo, aquí nos centraremos en los dos términos ya mencionados, «simulación social» y «modelado basado en agentes» (MBA), por su relevancia y uso más frecuente en temas de arqueología.

Bajo la luz de la diversidad de términos relacionados, notaremos que la simulación social puede presentarse como un conjunto de técnicas de simulación tal como se aplican a temas de humanidades y ciencias sociales, como nos lleva a entender la popularidad de términos como modelización basada en agentes. Sin embargo, la simulación social también es una metodología coherente y basada en preceptos teóricos consolidados.

No obstante, entre los practicantes de simulación social en arqueología se dan niveles muy variados de introducción a la abundante bibliografía sobre el tema, sobre todo considerando su condición multi- e interdisciplinar, lo que dificulta una normalización teórica y metodológica. Aquí se aboga por solidificar este campo, por lo que se ha preferido el término simulación social, que ha sido formulado desde una de las más modernas síntesis en teoría social, de manos dadas con el desarrollo de la teoría de sistemas y de la complejidad (STEWART, 2001). No obstante, este término sí sufre de una limitación: su énfasis en lo social, que, como veremos al tratar los usos en arqueología, puede conllevar la exclusión tanto de técnicas de simulación no distribuidas como de temas de interés, pero marginalmente relacionados a mecanismos sociales (por ejemplo, procesos de sedimentación y tafonomía).

2. LA SIMULACIÓN SOCIAL COMO PRÁCTICA

2.1. Prácticas digitales: un breve panorama

La simulación social no es un tipo de tecnología digital, pese a confundirse fácilmente como tal. No obstante, su práctica en la escala y calidad actual solo es factible gracias al desarrollo y distribución de tecnologías digitales, por lo cual puede entenderse como uno de los muchos campos en las que éstas se aplican. Con este espíritu, se presentará aquí una visión panorámica de las aplicaciones de tecnologías digitales en humanidades y ciencias sociales; visión que es reconocidamente no exhaustiva y fuertemente desviada hacia la arqueología.

Las prácticas digitales o aplicaciones de tecnologías digitales en humanidades y ciencias sociales se pueden clasificar de manera descriptiva según la función que ejerce la tecnología en el proceso de investigación. Cada elemento engloba tanto métodos (uso de instrumento o técnica) como metodologías (razonamiento que justifica y organiza el uso) y se agrupan según conciernen las siguientes acciones, teniendo siempre como objeto a «datos» en un sentido amplio:

Obtención: visión artificial, análisis geométrico y procesamiento de lenguaje natural; *Global Positioning System (GPS)*; escaneado 3D y fotogrametría; *Web scraping*; *crowdsourcing*.

Visualización: graficado 2D y 3D; ilustración digital; Sistema de información geográfica (SIG); modelado e impresión 3D; realidad virtual, aumentada y mixta.

Almacenamiento: bases de datos y ontologías; SIG; control de versiones.

Análisis: estadísticas frecuentista, espacial, bayesiana y de redes; redes neuronales, algoritmos genéticos y otras variedades de aprendizaje automático

(*machine learning*); anotación digital y análisis semántico; bibliometría; modelado geométrico y por grafos; modelado por ecuaciones o sistemas de ecuaciones lineales;

Simulación: modelado por ecuaciones diferenciales o de diferencias y dinámica de sistemas; método de Montecarlo; modelado procedimental y simulaciones de algoritmo único; autómatas celulares; modelado basado en eventos; sistemas expertos; microsimulación; modelado basado en agentes; modelado híbrido o multiparadigmático; modelado participativo y juegos.

Comunicación: diagramación e infografía; diseño de páginas Web y *blogging*; grabación, edición y publicación de piezas audiovisuales; desarrollo de aplicativos y videojuegos.

Accesibilidad y colaboración: repositorios en línea; crowdsourcing; crowdfunding.

Incluso sin conocer en profundidad los ejemplos enumerados, tal panorama nos sugiere que la variedad de prácticas digitales se marca fuertemente por un conocimiento diferencial de disciplinas o especialidades profesionales. Un trabajo o proyecto de investigación que pretenda explotar los beneficios de estas prácticas a lo largo de las etapas de investigación planteadas dependerá en gran medida de la creación y gestión de un equipo interdisciplinar (ROMANOWSKA, 2020). Este es el caso de muchos de los trabajos de simulación social en arqueología, que no se limitan sólo a las prácticas de simulación, sino también a una copiosa obtención, procesamiento y análisis de datos empíricos.

Pese a que la interdisciplinariedad es generalmente beneficiosa, la clave del buen uso de prácticas digitales es la comunicación entre investigadores con diferentes niveles de conocimiento sobre las tecnologías digitales aplicadas. Seguidamente trataremos de contextualizar algunos de los obstáculos para el desarrollo de trabajos interdisciplinarios con prácticas digitales, siempre desde la experiencia de la simulación social en arqueología.

2.2. ¿Digital o computacional?

Entre las prácticas digitales en humanidades y ciencias sociales, existe una separación entre prácticas consideradas como «digitales» y aquellas más frecuentemente denominadas «computacionales», que incluyen la mayoría de las prácticas relacionadas a la simulación social. Se trata de una contraposición terminológica que cristaliza las variadas identidades y especialidades académicas alrededor de humanidades digitales, por un lado, y ciencias sociales computacionales, por otro (CARO SAIZ *et al.*, 2020). No cabe aquí una revisión más detallada de los trabajos, investigadores e instituciones que actualmente adoptan uno u otro término. No obstante, hemos de constatar que esta diferenciación relativamente genérica también se ha trasladado a la arqueología, en la forma de arqueología digital (MORGAN, 2022) y arqueología computacional (BEVAN y LAKE, 2013). Pese a existir un cierto grado de solapamiento e interacción en perfiles individuales (GRAHAM, 2020), el uso diferenciado de estos términos reflejan una

frontera entre dos comunidades de práctica que, aunque borrosa, es difícil de ignorar. A modo de ejemplo, el lector puede comparar los trabajos del presente dossier con las publicaciones asociadas a instituciones como la European Association for Digital Humanities (EADH) y el Laboratorio de Innovación en Humanidades Digitales (LiNHD).

Abstengámonos de buscar esta diferencia entre los significados literales de «digital» y «computacional» –ambos remontan a la definición y cuantificación de unidades como método de conocimiento (del latín, *digitus* y *computus*)–. Si siguiéramos el significado literal de «computar» (cálculo numérico), consideraríamos que las prácticas «computacionales» se refieren estrictamente a la aplicación de matemáticas, sobre todo de la estadística. No obstante, tal definición acarrea más confusión que discernimiento. Todas las tecnologías digitales se fundamentan en las matemáticas y las matemáticas se aplicaron en las humanidades y ciencias sociales mucho antes del uso de ordenadores. Asimismo, muchas de las prácticas que se reconocen como características de «humanidades digitales» y «arqueología digital» no carecen de una base matemática, incluso cuando ésta no se enfatiza en la descripción de la metodología.

Las prácticas digitales pueden distinguirse de manera más analítica según el volumen de programación necesario para realizarlas.

Por un lado, bajo el término «digital» se agrupa todo el uso de software que, aunque intensivo, es sobre todo instrumental. Es decir, la tecnología se adopta casi de manera inalterada para posibilitar o facilitar ciertas actividades relacionadas con la investigación. Esta condición no impide que se pueda incluir en esta categoría también a los estudios cuyo objeto no existiría sin la tecnología digital (por ejemplo, sobre comportamientos en redes sociales). Es cierto que un humanista digital puede poseer un conocimiento profundo del software que utiliza; sin embargo, es más común encontrar investigadores cuyo conocimiento se limita al nivel de usuario, es decir, que dominan la interfaz gráfica de usuario (GUI), no el código fuente. Por ejemplo, las aplicaciones de fotogrametría y modelado 3D en arqueología apenas serían posibles sin los complejos sistemas de procesamiento de datos que permanecen invisibles a usuarios que, por lo general, se preocuparán solo por la entrada y salida de datos en estos sistemas. Éstos fueron delimitados y ocultados por los desarrolladores de software, exactamente para hacerlos más accesibles e intuitivos al usuario medio.

Ya las prácticas denominadas «computacionales» implican una relación más estrecha con el software, hasta el punto en el que éste se convierte en un producto de la investigación, no menos importante que artículos y bases de datos. Para un humanista computacional, rara será la jornada que no implique al menos algunas líneas de código. Si bien es verdad que un humanista computacional no alcanza necesariamente el mismo nivel de un desarrollador profesional de software, la necesidad de familiarizarse con lenguajes de programación es patente, esté o no reconocida en el currículum de una disciplina. Dentro de esta categoría, encontramos una multitud de prácticas que van desde las muchas modalidades de estadística computacional y simulación hasta el diseño de bases de datos y aplicaciones interactivas.

La programación es el factor que sin duda más separa estas dos comunidades de práctica. Muchos que se identifiquen como humanistas digitales o computacionales, o ambos a la vez, disputarán este tipo de clasificación, dado que la mayoría de los trabajos y perfiles de investigación se posicionan en algún punto intermedio. No obstante, se argumenta aquí que son las prácticas concretas, aquellas que toman la atención de los investigadores, lo que efectivamente hace que existan dos comunidades de práctica (WENGER, 1999). Se trata de una separación a menudo ignorada cuando se consideran otras dimensiones de separación, como por ejemplo entre corrientes teóricas y temáticas (MORGAN, 2022; WATRALL, 2016).

La disparidad en la comprensión de las matemáticas que subyacen a las operaciones del software también puede crear barreras de comunicación. No obstante, es el grado de iniciación en programación, en sus aspectos más pragmáticos, lo que finalmente acarrea las separaciones más acentuadas entre investigadores en humanidades que utilicen tecnologías digitales. Considérese el cálculo de la media aritmética de una variable numérica. Esta operación se puede realizar de maneras muy diferentes, desde el clásico papel y lápiz a la ejecución de un script en C++. Asumiendo el uso de un ordenador, tendremos aún una gran diferencia en términos de prácticas entre, por ejemplo, hacerlo en Microsoft Excel o en R. Aunque el humanista que esté familiarizado con R seguramente sea capaz de entender un análisis en Excel, lo contrario raramente es verdad, dada la solidez de la barrera en el aprendizaje de programación. Es decir, la separación no se da según se sabe o no qué es una media aritmética (o cómo interpretarla), sino por las acciones que se toma para calcularla. En lo referente a la comunicación y colaboración dentro de las respectivas comunidades, el cómo se trabaja pesa más que en qué se trabaja, incluso cuando el objetivo propuesto y resultado inmediato son equivalentes.

Las diferencias entre estas dos comunidades de práctica de ningún modo implican que una obtenga por fuerza resultados más robustos que la otra. De hecho, algunos campos serían virtualmente impracticables si no fuera por la existencia previa del software con GUI, muchos de los cuáles son de licencia propietaria. Además, ciertos errores e imprecisiones metodológicas incrustados en el código pueden pasar desapercibidos en los canales convencionales de comunicación y evaluación científica, especialmente en humanidades, debido al número reducido de revisores potenciales. No obstante, las ventajas de la creación o edición de scripts se hacen patentes, incluso en aquellas prácticas en las que se depende fuertemente del uso de GUIs (INTIGNANO *et al.*, 2021). Asimismo, más allá de la calidad de los resultados, los flujos de trabajo que utilizan programación son sustancialmente más efectivos en garantizar un mayor nivel de reproducibilidad de la investigación, dado que se siguen los demás preceptos actuales de la ciencia abierta (MARWICK, 2017).

La separación entre los investigadores que programan y los que no programan no es una condición absoluta e inamovible. En Arqueología, podemos apreciar como en asociaciones como la *Computer Applications y Quantitative Methods in Archaeology* (CAA) ambas comunidades de prácticas dialogan y se mezclan formando un único colectivo. Cabe esperar que esta brecha se irá cerrando

con una mayor profundización de la alfabetización digital, sobre todo con la normalización de conceptos básicos de la programación en el currículum escolar y universitario.

2.3. Resistencias a la computación

Las tecnologías digitales, de los procesadores de texto a las aplicaciones más punteras de inteligencia artificial, nos ofrecen el potencial de hacer nuestro trabajo más efectivo, exacto y rápido. Y así lo hacen, por lo general. No obstante, por toda la magnitud de beneficios que han traído en las últimas décadas, las innovaciones en tecnologías digitales presentan importantes costes materiales y psicológicos a todos los niveles de la sociedad (APPIO *et al.*, 2021; CHIN *et al.*, 2019; ZAHOOR *et al.*, 2022), encontrándose a menudo con acentuadas resistencias (JOACHIM *et al.*, 2018).

Entre otras consecuencias, el desarrollo de campos como la simulación social traen consigo el alto coste asociado a la inflación semántica, es decir fomentan la generación de significado a ritmos que superan nuestras capacidades de integración y síntesis. Las viejas y nuevas generaciones de investigadores se enfrentan día a día con nuevas tecnologías y los conceptos y neologismos técnicos asociados residen siempre más allá de lo que les es familiar (HINE, 2006). Esto amplía enormemente también los dominios de competencia. La maestría en un método, técnica o herramienta digital, hoy, conlleva la necesidad, mañana, de un nuevo ciclo de aprendizaje para que se mantenga útil y relevante frente a la comunidad investigadora. La alfabetización digital como aprendizaje continuado para todos los investigadores, independiente de la etapa de carrera, es ciertamente un desafío aún por superar en las próximas décadas.

Gran parte de este desafío reside en la velocidad vertiginosa en la que se desarrollan las tecnologías digitales. Este desequilibrio y destiempo entre tecnología ofertada (innovación) y capacidad aprendida (entrenamiento) pesa acentuadamente sobre las humanidades y ciencias sociales (DAVIDSON y GOLDBERG, 2004; GALINA RUSSELL, 2016). Los perfiles curriculares típicos orbitan lejos de las matemáticas y, por ello, de las ciencias de la computación. Sin desmerecer el valor de dichos perfiles, la consecuencia directa es que los investigadores en humanidades y ciencias sociales sufren una brecha digital impuesta sistemáticamente por su formación académica, que se suma a aquellas que ya se imponen fuera de la academia (VINCK, 2018: 151-155).

Un amplio sector de las humanidades y ciencias sociales se ha mantenido alejado de los procesos de cuantificación y definición formal que afectaron otras ciencias. Esto, pese a que la demografía y la economía fueron pioneras en los campos de la formalización matemática y de la estadística. El concepto de «análisis de datos» en humanidades y ciencias sociales está arraigado en la estadística clásica desarrollada en estrecha relación con la demografía y la economía, con antecedentes que remontan siglos antes del uso de ordenadores. La aplicación de matemáticas predigitales en dichos campos ha estado muy asociado al control social por parte del estado o a la optimización económica por parte de capitalistas

industriales. Asimismo, los esfuerzos de cuantificación en estas áreas han sido acusados de instrumentalizar la ciencia para deshumanizar seres humanos, ensalzando los valores materialistas y sobresimplificando la complejidad de lo que es contado (STEWART, 2001; WOBST, 1997).

En contraste a las críticas, las prácticas de recogida y análisis de datos no parecen estar limitadas a uno u otro contexto o intención, pese a que el plan de investigación sí esté condicionado por los contextos y motivaciones específicos. Es decir, aunque no haya decisión metodológica que sea neutral, esto no imposibilita que haya un balance intersubjetivo por medio de la diversidad de métodos cuantitativos. Ya no nos es extraño que, por ejemplo, historiadores del arte discutan sobre metadatos o que un filólogo considere el uso de visión artificial y *machine learning* para analizar manuscritos. En efecto, gracias en gran parte a las tecnologías digitales, la práctica de análisis de datos está presente actualmente en la gran mayoría de disciplinas y campos humanísticos, con los objetivos y contextos más variados y bajo requisitos técnicos y económicos más accesibles (SCHUSTER y DUNN, 2020).

La explosión de tecnologías digitales y la emergencia de «humanidades digitales» como subdisciplina y perfil especializado ha supuesto un cambio radical de postura frente a la cuantificación en las últimas dos décadas (CUARTAS-RESTREPO, 2017; DELGADO, 2020; GROSMAN, 2016; ROJAS CASTRO, 2013; VINCK, 2018). No obstante, parece ser que las resistencias de otrora, más que ser superadas, han perdido el foco. La cuantificación en muchos círculos académicos en humanidades aún se enfrenta a una actitud general de desconfianza y desazón (VINCK, 2018). Bajo la desilusión a cabo de las recientes crisis económicas y políticas vinculadas al uso de tecnologías digitales, también las humanidades digitales han recibido fuertes críticas, acusadas de estar teñidas por los intereses y valores neoliberales (AIBAR PUENTES, 2018).

Sea motivada por algo considerado inherente al estudio del ser humano (libre albedrío, pensamiento crítico, inconmensurabilidad de lo cualitativo) o una mera divergencia de convenciones y convicciones metodológicas, esta actitud reticente se mantiene fuerte y tiene importantes voces desde el postmodernismo y movimientos sociales. Esto se aplica también a la arqueología, pese a que esta disciplina ha sido expuesta a grandes esfuerzos de cuantificación y formalización, con los destaques de contribuciones pioneras desde el mundo anglosajón, como Lewis Binford y David Clark (BARCELÓ *et al.*, 2015). Las resistencias más activas de la cuantificación en arqueología se han articulado por las escuelas postprocesualistas, armadas por las mismas críticas formuladas en movimientos postmodernistas más generales. Las críticas postprocesuales más radicales se han amenizado con las olas de digitalización, justamente gracias a que los beneficios de las tecnologías digitales se han sentido en la práctica de todo tipo de arqueología.

Las matemáticas en arqueología se encuentran con otro tipo de resistencia, mucho más pernicioso para su florecimiento que cualquier argumentación crítica. Antecediendo incluso la práctica académica, la actitud adversa a las matemáticas viene acarreada simplemente por el desconocimiento de estas, lo que se transmuta en la externalización de todo lo cuantitativo y computacional a ciertos especialistas

considerados como «técnicos». Emerge así la misma relación instrumental que caracteriza la interacción con software a través de GUIs, es decir, bajo la cual se acepta el proceso de análisis como una caja negra. Se trata de una actitud que podría expresarse como: «Tengo datos, quiero resultados»; algo que ensalza al interlocutor con una autoridad casi absoluta en su campo, mientras lo degrada en referencia a lo demás, sobre todo en lo que concierne la planificación de la investigación en su conjunto. Por otro lado, también los desarrolladores informáticos profesionales, formalmente entrenados como prestadores de servicio, se acomodan en este tipo de relación y, cuando involucrados en proyectos de investigación, acaban por tratar a los investigadores como clientes y no colaboradores.

No es de sorprender que el uso instrumental de software en humanidades se ha generalizado aún más con la popularización de métodos de *machine learning*. Considerando que el objetivo de la investigación en inteligencia artificial es maximizar la eficiencia del procesamiento y análisis de datos en uno o múltiples dominios, el aprendizaje automático se ha mostrado una estrategia muy superior, un instrumento ideal para encontrar patrones y hacer predicciones en un mundo en que abundan datos (*Big Data*). Véase, por ejemplo, el poder de los algoritmos usados por Google, Facebook y otras multinacionales de Internet. Sin embargo, estas nuevas aproximaciones al análisis de datos siguen bajo muchas de las limitaciones de la estadística, como la dependencia de la muestra y del formato de los datos, el sesgo generado por la arquitectura y estado inicial de modelos y, finalmente, lo que podemos llamar vacío semántico. Estas limitaciones justifican los reiterados avisos de la mayoría de los estadísticos: los datos no hablan por sí solos y correlación no es sinónimo de causalidad. Como con la estadística clásica, esto significa que el análisis será de ayuda en la identificación de patrones en observaciones, incluso con un gran potencial para la previsión de nuevas observaciones, pero nunca podrá ofrecer el porqué de estos patrones sin que se acompañe del contexto epistemológico adecuado.

3. LA SIMULACIÓN SOCIAL COMO MÉTODO

3.1. Modelos

Mientras trabajos de simulación social en arqueología incluyen múltiples tipos de prácticas digitales, es la simulación de datos que caracteriza el campo como método. La simulación implica una metodología concreta, no equivalente a las seguidas en otras prácticas. Sin embargo, comparte cierta base metodológica con algunas, sobre todo aquellas relacionadas al análisis de datos. Uno de los puntos comunes más patentes es el término «modelo» (asimismo, modelización o modelado). Pero ¿A qué nos referimos cuando hablamos de «modelizar» algo?

Un modelo es una construcción mental que representa un fenómeno a través de lo que consideramos son sus características esenciales. Por lo general, pensamos en un modelo en términos de elementos y relaciones, además de los supuestos o contexto que estos requieren. Esta definición tan abstracta subyace

tanto los usos comunes del término (caso ideal o ejemplo a seguir, reproducción en miniatura) como al uso científico. Esto es así porque todos usamos modelos para dar forma (generalizar, abstraer, simplificar) el mundo que nos rodea, a partir del enmarañado de información de nuestros sentidos.

Los modelos son omnipresentes, pero existen en muchas formas, según la naturaleza de sus elementos (conceptuales, narrativos, gráficos, numéricos, etc.) y relaciones (asociativas, espaciales, causales). Asimismo, los modelos cambian, en tiempo biográfico e histórico, en la medida en que sus supuestos son revisados y nuevos elementos y relaciones son consideradas. Este proceso de revisión de modelos es uno de los pilares del aprendizaje y será tan frecuente, como variadas las experiencias de un fenómeno.

La mayoría de los modelos que usamos a diario no son conscientes (JOHNSON-LAIRD, 2004). La construcción y revisión de estos modelos parece hacerse de manera análoga a la estadística inferencial (JOHNSON-LAIRD, 1983) y, en particular, a los modelos de aprendizaje automático no supervisado: consolidamos y ajustamos sobre la marcha a los elementos o relaciones, en la medida que procesamos nuevos datos, sin la necesidad de decisiones premeditadas para crear o modificar asociaciones. Tanto que los procesos mentales del inconsciente humano parecen ser uno de los ejemplos a seguir más prometedores para el desarrollo de una inteligencia artificial general (PILETSKY, 2019). Tal como los algoritmos de marketing dirigido nos demuestran, esta estrategia es eficiente cuando abundan los datos y la recogida de estos es suficientemente diversa y contextualizada; en psicología y etología se habla de la necesidad de un volumen suficiente de estímulos ambientales para el desarrollo mental de un individuo. Cuando esto no se cumple, el aprendizaje podrá quedar atrapado en un modelo demasiado limitado, impermeable a nuevas informaciones relevantes.

La comunicación nos puede ayudar a traer ciertos modelos inconscientes al pensamiento consciente. Este proceso avanza por medio de definiciones semánticas recursivas que convergen, eventualmente, en axiomas o tautologías. Ejemplos son aquellos modelos que se definen con elementos de lenguaje natural, orales (en una discusión en vivo) o escritos (en un artículo o libro), o a través de piezas gráficas (infografías, diagramas). Estos modelos se basan en gran medida en supuestos implícitos y conceptos generales ambiguos, que se conectan con la evidencia sensorial simplemente a través de nuestra capacidad limitada para relacionar, de manera explícita, observaciones en estructuras generalizables (JOHNSON-LAIRD, 1983). Modelos «comunicados» son útiles para cristalizar ideas y expresar explicaciones de manera narrativa e intuitiva para nosotros y nuestros interlocutores (KEIL, 2006), en el mismo sentido en que «explicamos» a un policía por qué aparcamos sobre la acera o a un infante por qué el cielo es azul.

3.2. Formalización matemática

En ciencia, damos un paso aún mayor hacia el ámbito de la consciencia: buscamos definir de manera inequívoca, a través de formalismos lógico-

matemáticos, cada elemento o relación de un modelo, reduciendo las tautologías y exponiendo los axiomas como supuestos. Los elementos relevantes de un fenómeno y sus relaciones se definen sin ambigüedades, lo que nos permite investigar nuestras intuiciones (es decir, modelos inconscientes o menos formales), evaluando, ampliando o descartando sistemáticamente los supuestos en que se basan. Este proceso, denominado formalización, conlleva un ejercicio de lógica que lo habilita a beneficiarse de la potencia deductiva de las matemáticas y computación (EPSTEIN, 2008).

No existe una oposición genuina entre modelos con diferentes niveles de formalización. Es decir, podemos sostener modelos más o menos formales simultáneamente, y a menudo lo hacemos, sin incurrir automáticamente en errores metodológicos o interpretaciones erróneas. La formalización matemática se utiliza para implementar y probar los modelos previamente establecidos de manera inconsciente y menos formal. Asimismo, la formalización es un proceso abierto, siendo que siempre existen posibilidades de formalización adicional en un modelo. Es decir, los modelos matemáticos no son totalmente libres de las indefiniciones; simplemente tienen más especificaciones formales que los modelos comunicados en lenguaje natural y, por ello, son más conscientes.

Entre las ventajas de la formalización matemática, las más importantes son la univocidad (es decir, las cosas tienen una sola definición) y la conmensurabilidad (es decir, las cosas se pueden medir o contar). Estas propiedades diferencian a los modelos formales de los modelos formulados puramente con lenguajes naturales, entre otras cosas, permitiendo una mejora significativa en la robustez de nuestro razonamiento.

Sin embargo, téngase en cuenta: la formalización también puede dañar la inteligibilidad de nuestros modelos. Pese a que la formalización tiene la potencia de poner modelos bajo el control de la consciencia, a la vez los hará más abstractos y adversos a nuestra intuición y lenguajes naturales (WANG, 1955). Por ejemplo, la gran mayoría de nosotros identificaremos como «casa» a un cierto tipo de construcción vista desde la fachada, o igualmente un dibujo de un cuadrado coronado con un triángulo, pero sólo las mentes más entrenadas en ciertos formalismos podrán descifrar los planos en la mesa de un arquitecto.

3.3. Modelos descriptivos y explicativos

Hacia una mejor comprensión de la simulación social entre los muchos usos de modelización matemática, haremos aquí una distinción entre dos grupos de modelos, que llamaremos descriptivos y explicativos.

Los modelos matemáticos descriptivos se formulan estrictamente para describir (reproducir, resumir o extrapolar) la relación entre variables. Los ejemplos más claros de modelos descriptivos son los modelos estadísticos. En este sentido, para ayudar a comprender esta distinción, podemos pensar en uno de los modelos descriptivos más simples y populares que se utilizan en la actualidad: el modelo de regresión lineal. Cada modelo de regresión es una ecuación

generalizada (función algebraica) correspondiente a un patrón geométrico, en el caso de la regresión lineal simple, una línea recta en un espacio de dos dimensiones (Fig. 1).

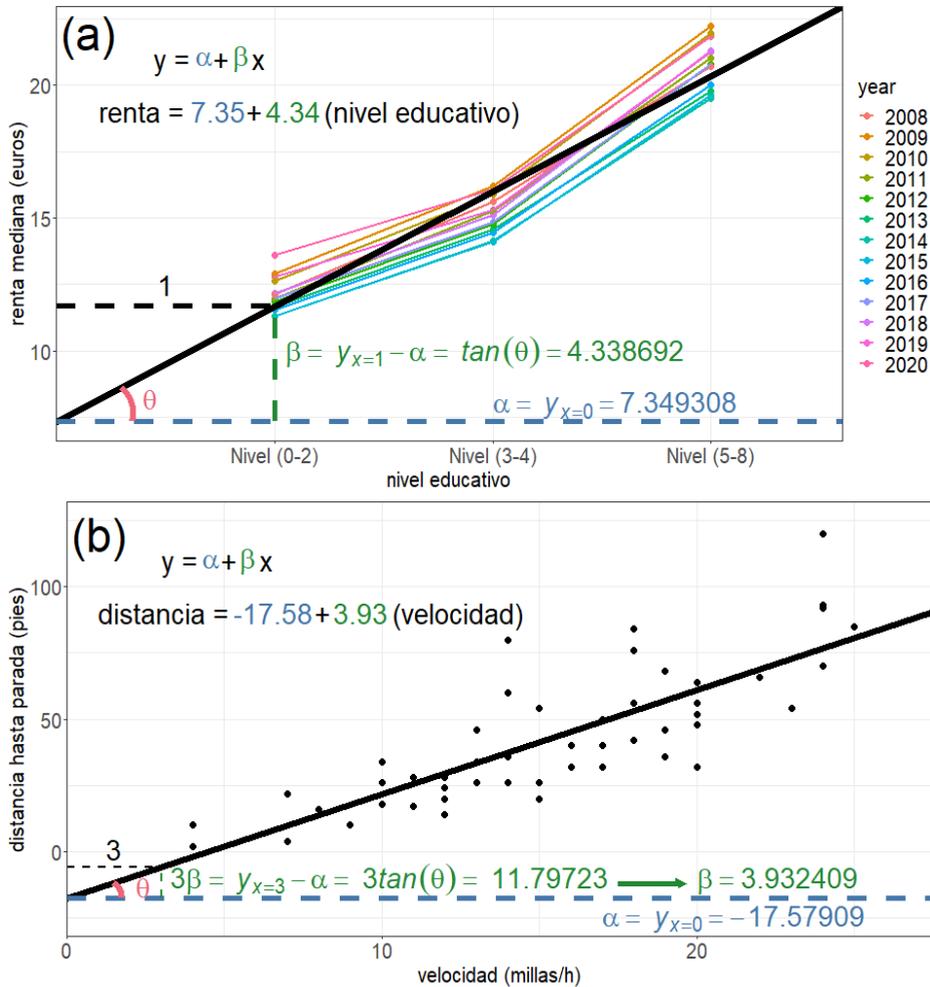


Figura 1. Representación algebraica y geométrica de dos ejemplos de modelos de regresión lineal. (a) Renta mediana de las personas de 18 y más años por hogar estándar según nivel educativo (Serie 2008-2020, total territorio español, Encuesta de Condiciones de Vida. INE. <https://www.ine.es/uc/D9JAPVuA>); (b) conjunto de datos canónico de R «cars», con velocidad de coches y distancia tomada hasta la parada (EZEKIEL, 1930).

Un modelo de regresión lineal simple tiene dos variables, x e y , que definen dos dimensiones ortogonales, y dos parámetros: el valor de y cuando $x=0$ y la

tangente del ángulo formado por la recta con la dimensión x (α y β , respectivamente, en la Fig. 1). Con una serie de operaciones numéricas (el método de los mínimos cuadrados), podemos estimar los valores de ambos parámetros para encontrar la recta que mejor se ajuste a un conjunto de datos. Este procedimiento garantiza que se minimice la distancia euclidiana entre observaciones y estimaciones de los valores de y , por lo que también se denominan como «error» o «residuo».

La recta determinada en un análisis de regresión quizás señale una relación positiva, es decir una pendiente (β) positiva, entre dos variables o grupos de variables (entre renta familiar y nivel educativo, entre la antigüedad de pinturas y la intensidad de sus colores, entre la frecuencia de sitios arqueológicos e la inversión en construcción). Sin embargo, seremos incapaces de formular una explicación refiriéndose sólo a los términos definidos en el modelo. Estos elementos y sus relaciones sólo tienen significado en el diseño del modelo, es decir, en su rol en la definición de una recta. La limitación epistemológica de un modelo de regresión no existe por su falta de complejidad matemática, dado que puede contener numerosas expresiones, variables y parámetros, sino por el cómo se definen sus elementos y cómo estos se asocian efectivamente a una explicación.

El aparato terminológico que usemos para interpretar un modelo de regresión, entendiendo a x como variable independiente e y como dependiente, puede efectivamente sugerir un modelo causal o explicativo. No obstante, lo hará en base al lenguaje natural y, más importante, no se verá reflejado en el diseño del modelo matemático. Por ejemplo, en la Fig. 1a, la explicación del cómo el mayor nivel de estudios puede causar un mayor nivel de renta en individuos no es análoga a cómo el valor de la variable x causa un valor específico de la variable y . Es decir, dichas variables se tratan como *señales* de los elementos constituyentes de un fenómeno, no sus análogos. Por ello, las relaciones entre dichas variables no se leen en términos causales, al menos no en su sentido fundamentalmente mecanicista, es decir, como el producto de la interacción entre objetos observados o «reales», sin objetos mediadores que se consideren relevantes para el dominio. Más bien, las relaciones entre variables en un modelo descriptivo se leen como indicios que una explicación formulada externamente es viable o no.

Para ilustrarlo con un ejemplo más próximo a la arqueología, imaginemos que tenemos dos variables medidas en una selección de sitios arqueológicos sin excavar, el área construida máxima estimada y el conteo de fragmentos de cerámica en la superficie, y que podemos definir un modelo de regresión que indica una correlación positiva entre estas variables. Suponiendo que nuestro conjunto de datos sea lo suficientemente grande y no sesgado radicalmente, probablemente podríamos interpretar que el área construida influye (es decir, causa, en un sentido débil o probabilístico) la abundancia de fragmentos cerámicos en superficie. No sería ilógico o necesariamente problemático concluirlo. Una construcción ha sido probablemente un lugar de habitación o uso frecuente para humanos a lo largo del periodo de ocupación, de los cuales algunos moverán piezas cerámicas, que a su vez eventualmente se abandonarán no lejos de su lugar de uso. Sin embargo, este o similares razonamientos no son parte del modelo matemático. Lo que sí es parte del modelo, β o la proporcionalidad del área

construida con relación al número de fragmentos de cerámica en su superficie, servirá para argumentar, no contener, una explicación arqueológica satisfactoria. Por lo tanto, un modelo matemático descriptivo es intrínsecamente incompleto como herramienta analítica y será un ejercicio trivial, salvo que se asocie con un modelo externo.

La interpretación de un modelo descriptivo debe formularse fuera del modelo, antes o después de su creación, según otro tipo de modelo que articula una explicación de acuerdo con un bagaje de supuestos o conocimientos previos. Por ejemplo, supongamos que para interpretar nuestro hipotético modelo de regresión que relaciona área construida y cuenta de cerámicas, nos apoyamos en premisas del tipo «los humanos construyen» o «los humanos producen, usan y depositan vasijas cerámicas». Este tipo de premisas se relacionarán con mayor o menor coherencia, según se expresen o no de manera explícita, consolidando lo que aquí se denomina un modelo explicativo. Los modelos de esta clase son piezas necesarias en el proceso de investigación, ya que sin éstas la información ofrecida por los datos no pueden revertir en conocimiento.

Los modelos explicativos pueden efectivamente mantenerse como modelos inconscientes, manifestados en las entrelíneas o expresados casualmente de manera efímera. Felizmente, éstos pueden también consolidarse como teoría, con especificaciones declaradas mutuamente coherentes. En contraste a los modelos descriptivos y los modelos explicativos expresados sólo en lenguaje natural, los modelos matemáticos explicativos contienen la expresión formalizada de una explicación en forma de mecanismos (BUNGE, 1997).

Cuando hablamos de mecanismos en ciencia, nos referimos a procesos expresados a través de relaciones causales entre variables, que a menudo incluyen suposiciones (MAYNTZ, 2004). Dichas relaciones causales se entienden como conexiones hipotéticas entre eventos observables, sin que los eventos mediadores sean necesariamente observables. De ese modo podemos calificar como mecanismo, por ejemplo, la relación entre el estado de una bombilla y un interruptor, incluso si apenas conocemos el circuito que les conecta o el fenómeno de la electricidad. Un mecanismo no describe los hechos observados (interruptor apretado, bombilla encendida), sino lo que puede ocurrir y por qué (interruptor apretado enciende la bombilla, por ejemplo, si ambos tocan la superficie de ciertos materiales). Es decir, la formulación de un mecanismo delimita, a través de una combinación de lógica y premisas, un espacio de escenarios considerados posibles y sus consecuentes implicaciones.

Asimismo, la causalidad implica que los mecanismos sean por definición dinámicos; es decir, necesitan que se considere una dimensión temporal, dado que la causa siempre antecede al efecto. La activación del interruptor o la disposición de ciertos materiales deben anteceder la bombilla encendida. En nuestro ejemplo arqueológico hipotético, un mecanismo que relacione área construida y fragmentos cerámicos sólo podrá formularse si especificamos que, por ejemplo, la creación de construcciones antecede la deposición de cerámicas.

Sin embargo, un modelo explicativo que no pase por la formalización matemática no se beneficia de las ventajas mencionadas anteriormente

(univocidad, conmensurabilidad), que permiten que la explicación sea efectivamente análoga a relaciones matemáticas. Un mecanismo puede ser representado matemáticamente si todos los elementos de la cadena causal se definen y cuantifican, de modo que las relaciones algebraicas que formulemos entre éstos puedan interpretarse efectivamente como análogas al fenómeno real.

Este paso hacia la formalización lo podemos hacer incluso cuando el único factor variable es el paso del tiempo. Un ejemplo de esto es el modelo de crecimiento exponencial, que especifica como una variable se incrementa con respecto al tiempo en proporción a sí misma y según una tasa de crecimiento constante:

$$N = N_0(1 + r)^t$$

Donde N es la variable incrementada, N_0 es su valor inicial, r es la tasa de crecimiento y t el número de intervalos de tiempo. Se usa para representar procesos de crecimiento irrestricto, sobre todo en biología (por ejemplo, bacterias en cultivo) y economía (por ejemplo, interés compuesto). Otro ejemplo, este efectivamente usado en arqueología, es el modelo de desintegración de isótopos (por ejemplo, el carbono-14):

$$N = N_0 e^{-ct}$$

Donde N y N_0 son otra vez la variable y su cantidad inicial, en este caso expresan las cantidades iniciales y presentes de átomos del isótopo. Mientras e es una constante matemática (número de Euler), c representa aquí un parámetro del modelo que marca el ritmo de decaimiento de un isótopo específico y puede ser calculado si conocemos la vida media de dicho isótopo (d). En el caso del carbono-14, este modelo interesa especialmente para realizar la datación a partir de N , de modo que efectivamente se usa la forma que soluciona t , es decir, datar una muestra de materia orgánica:

$$t = \ln \frac{N_0}{N} d$$

Nótese cómo la expresión algebraica de ambos modelos podría aplicarse como si fueran modelos descriptivos, por ejemplo, para aproximar una función a la distribución de los valores de dos variables. Sin embargo, su formulación como modelo explicativo pide que interpretemos a variables y parámetros según su definición en el fenómeno real representado, además de como objeto matemático.

La diferencia entre un mecanismo y la asociación de observaciones es en última instancia la que justifica distinguir modelos explicativos y descriptivos. Mientras los modelos descriptivos tratan sobre patrones o tendencias en los datos, los modelos explicativos tratan sobre mecanismos postulados como subyacentes a los datos, siempre de manera hipotética, y conforme comprendemos el dominio del fenómeno. y puede ser formulado con el tanto de especificaciones necesarias

que satisfaga el nivel explicativo deseado.

La distinción entre modelos descriptivos y explicativos es objeto de confusión o incluso polémica, según tengamos en cuenta los discursos de ciertos modelos y usuarios de modelos. Los términos «explicación» y «causalidad» se usan ampliamente en formas no mecanicistas, como, en el ejemplo mencionado, se dice que el nivel educativo de una persona explica su renta. En particular con los avances de la estadística bayesiana en ciencias sociales, el concepto de causalidad llega a ocupar el centro mismo de la modelización estadística (PEARL, 2009).

La discordancia alrededor de esta y similares distinciones es, en parte, debida a cuestiones semánticas, pero también el resultado de escisiones epistemológicas más profundas. En el corazón de la cuestión, se encuentra la existencia de múltiples definiciones de causalidad y mecanismo, que se remontan a oposiciones aún irresueltas entre realismo y relativismo en ciencia (MANZO, 2022). Algunos académicos incluso ponen en cuestión el valor del concepto de «explicación» en ciencia, planteando que podría ser una falacia bien escondida y arraigada de la cognición humana. Tal crítica apunta al desarrollo de modelos más descriptivos y circunscritos a dominios o disciplinas específicos, posponiendo los esfuerzos de síntesis y unificación para una etapa futura de maduración científica (KEIL, 2006; WOODWARD, 2014). Por otro lado, aún se debate cuánto de avance científico puede provenir únicamente del uso de modelos descriptivos, si la interpretación de éstos está siempre articulada por modelos inconscientes o no formales (BUNGE, 1997).

Aun salvando la diversidad de perspectivas en lo referente a tipologías, la mayor parte de los usos de modelos matemáticos gravitan de manera clara y declarada hacia la inclusión o no de explicaciones en términos mecanicistas, y los modelos de simulación social, en particular, tienen rasgos que están innegablemente vinculados a la formulación y formalización de mecanismos.

3.4. Simulación

Para comprobar que un mecanismo sea una explicación válida para un fenómeno, hemos de realizar una derivación lógica de las precondiciones y de los efectos que deberían ser observados si dicho mecanismo existiera y buscarlos entre los eventos observables. Con el riesgo constante de incurrir en falsos positivos, la amplitud y profundidad de la derivación lógica que podamos realizar es un aspecto clave para desarrollar mejores mecanismos y, consecuentemente, mejores explicaciones. De aquí la importancia de la simulación.

Simulación o, más precisamente, simulación computacional, es una aproximación numérica a la resolución de un modelo matemático. Un modelo matemático se «resuelve» cuando determinamos los valores de las variables de un modelo de acuerdo con valores de otras variables y parámetros. Por ejemplo, en un modelo de regresión simple ($y=a+\beta x$), si sabemos los valores de x , a y β , podemos calcular fácilmente el valor correspondiente de y . En teoría, todo modelo matemático puede ser resuelto analíticamente, es decir encontrando una solución algebraica que aísla el término incógnito sin recurrir a la simulación. Sin embargo,

modelos que albergan una mayor complejidad, en particular si no son lineales, pueden considerarse en la práctica intratables. Este es el caso especialmente de modelos explicativos que representan mecanismos no lineales, es decir, que producen procesos de retroalimentación en los que una variable modifica a sí misma o a otras con un retraso. Usando estrategias similares al cálculo de integrales, los métodos de simulación computacional hacen a estos modelos tratables a través de la discretización del cambio de variables en pasos finitos de cálculo. No obstante, la simulación ofrece soluciones numéricas, no algebraicas, lo que dificulta su síntesis y generalización, pero a la vez facilita la visualización de trayectorias concretas.

Usada en conjunción con la formalización de modelos explicativos, la simulación presenta una vía intermedia o híbrida entre las aproximaciones inductivas y deductivas, en la cual se formula un modelo o mecanismo con base en conocimientos previos (inducción) con el que se generan datos (deducción) que podrán entonces ser analizados para detectar patrones (inducción) (LOZARES COLINA, 2004). Dado que simular necesita una etapa de derivación de datos, la simulación ha ganado fuerza en ciencia sobre todo con el avance de la tecnología computacional.

Las prácticas de simulación varían con relación a su objetivo (heurístico o exploratorio, descriptivo, explicativo, predictivo) y según el formalismo utilizado en la implementación de modelos (diferentes combinaciones de ecuaciones y algoritmos, deterministas y estocásticos, de proceso único o distribuido). Todas las modalidades de simulación requieren que se realicen la validación interna o verificación del modelo, el análisis de sensibilidad (análisis de trayectorias y estados bajo variaciones paramétricas) y, de manera posterior y sin fin delimitado, la validación de procesos y resultados a través de la comparación entre datos simulados y observados. Existe un alto grado de homología entre modelos o mecanismos (construcción mental) y sus implementaciones (expresión computacional); no obstante, es esencial mantener la distinción entre ellos, ya que un modelo puede tener más de una implementación (DORAN y GILBERT, 1994).

Las diferencias esenciales entre los modelos de simulación, clasificables generalmente como modelos explicativos,¹ y los modelos descriptivos, como los estadísticos, se articulan frecuentemente como crítica desde las posiciones más empiristas, dado que en última instancia la simulación no requiere anclaje empírico (WINSBERG, 2010). Un modelo de simulación puede, y quizás debe, poder sostenerse por sí solo como objeto matemático que genera datos, mientras que

1 Ciertos métodos de simulación probabilísticos usados (redes bayesianas, método de Montecarlo, cadenas de Márkov) producen modelos que aquí se clasificarían aún como descriptivos, dado que el mecanismo implementado es más bien la indefinición de un mecanismo, es decir la introducción de aleatoriedad para representar la incertidumbre en el muestreo u otros fenómenos subyacentes a los datos. Asimismo, se considera que el uso de algoritmos de aprendizaje automático para la optimización o ajuste de parámetros, inspirados en mecanismos psicológicos (por ejemplo, aprendizaje reforzado) y evolutivos (por ejemplo, algoritmo genético), se hace de manera externa y no altera la naturaleza de los modelos descriptivos (por ejemplo, en redes neuronales).

prácticas como el análisis o la visualización son fuertemente determinados por los datos de entrada.

¿Son por ello los datos simulados una mera pieza de ficción? Sí y no. Más precisamente, las series de datos producidos por un modelo de simulación, denominados «datos sintéticos», pueden considerarse ficciones no en su sentido literal, sino en tanto que describen historias creadas a semejanza de historias reales (datos observados). Esto no significa que datos simulados sean fantasías; serán siempre historias representativas de entre muchas historias posibles, siempre que reflejen las implicaciones de uno o más mecanismos postulados en base a la observación y síntesis de historias reales.

El argumento de crítica empirista hacia la simulación se articula desde el conocimiento de modelos descriptivos y sus límites interpretativos, el cual es extrapolado erróneamente a modelos explicativos. Un modelo de regresión lineal sin datos de entrada será efectivamente solo un objeto matemático (una recta y ecuación), falto de cualquier significado referente al fenómeno a investigarse. Si un modelo de simulación se diseña e implementa de manera fidedigna a las especificaciones de un mecanismo, tal como se formula como explicación científica de un fenómeno real, tendremos en los datos simulados información relevante para avalar la robustez y factibilidad tanto de escenarios posibles como de la misma formulación del mecanismo.

3.5. Simulación social

La simulación social es una metodología que aplica la modelización matemática y la simulación a temáticas propias de las ciencias sociales. La simulación social tiene raíces conceptuales y casos de aplicación relativamente tempranos, mano a mano con el desarrollo de la ciencia de la computación, pero es desarrollada sobre todo desde la sociología y disciplinas afines a partir de la década de 1990 (CHATTOE-BROWN, 2013; CONTE *et al.*, 2012; GILBERT y TROITZSCH, 2006). Actualmente, la simulación social está presente en todas disciplinas con componentes sociales, como la sociología, la economía, el derecho, las ciencias políticas, la geografía, la antropología, la psicología, la historia, la arqueología, la ingeniería, el urbanismo, la ecología, y las ciencias ambientales.

Mientras que la simulación demanda la integración de mecanismos, la simulación social pide la definición y formalización de mecanismos sociales—es decir, aquellos que implican la agencia humana (HEDSTROM y SWEDBERG, 1998; HEDSTRÖM y SWEDBERG, 1996).

La simulación social incluye el uso de un abanico de aproximaciones a la simulación. No obstante, el campo se ha venido centrado más y más en técnicas de computación distribuidas y por algoritmos, particularmente la simulación basada en agentes (MBA). En contraste con otros enfoques de simulación, MBA busca representar un fenómeno modelando explícitamente sus partes de una manera muy particular: como poblaciones de entidades y sus interacciones. Esto contrasta con otras aproximaciones cuyos componentes causales se representan

sólo como variables y parámetros agregados. Por ejemplo, en MBA, modelaremos un mecanismo como el crecimiento exponencial de una población, ya no como el cambio de una variable resuelta con una ecuación, sino como el cambio en el conteo de individuos causado por la iteración de un ciclo de reproducción para cada individuo. Las repercusiones de esta aproximación para la modelización de fenómenos sociales son numerosas, afectando desde las posibilidades de teorización a la validación de hipótesis y previsión (CHATTOE-BROWN, 2013), pero aquí nos centraremos sólo en algunos aspectos destacados.

3.5.1. Emergencia social

La emergencia ocupa hoy un lugar central en el estudio de sistemas sociales bajo el prisma de la simulación social. El concepto parte de su definición en la teoría del caos determinista, en la cual se expone cómo un sistema con especificaciones deterministas puede generar dinámicas indeterminadas o imprevisibles, es decir, irreducibles a soluciones analíticas (OESTREICHER, 2007). La potencia para generar dichas dinámicas se va extendiendo y generalizando con el término «emergencia», sobre todo en conjunción a la progresiva maduración de los conceptos de complejidad (PRIGOGINE, 1991) y sistemas complejos adaptativos (HOLLAND, 1992). La experimentación con autómatas celulares también ha jugado un importante papel en la caracterización de emergencias, desde la formulación de Von Neumann (DELORME, 1999) al juego de la vida de Conway (ADAMATZKY, 2010). Los modelos desarrollados desde esta rama de la computación han demostrado como la iteración cíclica de algoritmos distribuidos, a modo de instrucciones de comportamiento para entidades individuales en una población, puede producir patrones colectivos mucho más complejos que las reglas introducidas.

La computación en sistemas distribuidos abre un nuevo universo de posibilidades a la investigación social, sobre todo cuando se dirige a la reproducción de los mecanismos que producen y reproducen patrones sociales (estructuras, normas). En diálogo con los avances en teoría y método computacionales, los giros constructivistas (PFADENHAUER y KNOBLAUCH, 2018) e interaccionista o individualista metodológico (ELSTER, 1982; NOGUERA, 2003) en teoría social puso las condiciones ideales para que las ciencias sociales asimilaran las implicaciones profundas de concebir procesos sociales como distribuidos, diferenciando heurísticamente entre condiciones generativas (micro) y fenómeno generado (macro) (SCHELLING, 1978). El desarrollo paralelo de la teoría de juegos también ha contribuido en preparar el terreno para la simulación social y demuestra aún el gran potencial de aplicación para la investigación de emergencia en sistemas sociales a partir de situaciones reiteradas de conflicto o dilema (ADAMI *et al.*, 2016). Una implicación aún más profunda del uso de computación distribuida, relevante también para el desarrollo de inteligencia artificial, es que un modelo de simulación social tiene la potencia de generar sociedades artificiales, es decir, sistemas distribuidos capaces de autoorganización cuya dinámica es análoga a sociedades reales, pero se trata abiertamente sin anclaje empírico.

3.5.2. Agencia

Entre las técnicas distribuidas y aproximaciones «de abajo hacia arriba» (bottom-up), el modelado basado en agentes (MBA) es sin duda el mejor adaptado a la representación de emergencia en sociedades humanas (EPSTEIN y AXTELL, 1996; MARCHIONNI y YLIKOSKI, 2013). Los modelos formulados como MBA y otras técnicas distribuidas son generalmente más intuitivos y dan un significativo paso hacia un mayor realismo en representar comportamientos sociales, sobre todo cuando comparados con otros enfoques de modelado matemático y simulación. Como ya se ha mencionado, el argumento más claro de esto es que las poblaciones se representan como el conjunto de entidades individuales (números enteros) y no como una medida agregada de densidad (números reales), hecho particularmente importante cuando el sistema implica poblaciones pequeñas o muy dispersas. No obstante, como veremos más adelante, este mismo paso al realismo también acarrea una mayor complejidad.

MBA implica que las unidades de computación, los agentes, se articulan como poblaciones, es decir, poseen propiedades y reglas comunes (CROOKS y HEPPESTALL, 2012). La agencia detrás del término «agente» también implica que estas unidades tienen cierta autonomía entre sí y con el entorno, lo que justifica simular sus procesos individualmente. Esta característica diferencia la simulación social frente a la gran parte de aproximaciones metodológicas en ciencias sociales, cuyo foco apunta hacia el análisis estadístico de variables que son efectivamente la observación agregada de hechos discretos, particularmente comportamientos y relaciones individuales (KOHLENER, 2000).

En la práctica, la autonomía de los agentes a menudo se traduce como la capacidad para actuar, moverse, decidir o incluso pensar y recordar de manera paralela a los demás agentes. Sin embargo, ninguna de estas capacidades es estrictamente necesaria para la formulación e implementación de un modelo por MBA. De hecho, es frecuente la inclusión de agentes con procesos internos limitados o entidades computacionales que se introducen como artefactos heurísticos para la implementación de ciertos mecanismos. El caso más común es representar sectores espaciales como agentes fijos en posiciones únicas en una cuadrícula para facilitar la implementación de procesos espaciales distribuidos, particularmente necesarios para especificar datos y mecanismos espaciales (por ejemplo, para modelizar el crecimiento de la vegetación dependiente de factores locales). Los agentes de este tipo son prácticamente equivalentes a sus ancestros, las células en los sistemas de autómatas celulares (DELORME, 1999). Podemos encontrar también otros usos intermedios, como por ejemplo entidades con una fuerte definición de agencia, pero cuya única función es marcar una posición, almacenar ciertos datos sobre otros tipos de agentes, o dar forma a un factor que se entiende externo al modelo (por ejemplo, agentes que representen ciudades u organizaciones).

3.5.3. Estocasticidad

Otro aspecto importante y distintivo de los modelos de simulación social, y en particular MBA, es que son inevitablemente estocásticos, es decir, contienen al menos un proceso que se alimenta de secuencias aleatorias. Por definición, en un sistema de computación distribuido, el orden en que las entidades de un tipo realizan sus operaciones no debe estar predefinido y, en general, no debe ser el mismo seguido en cada iteración (ciclo de simulación) del modelo. Por lo tanto, la única forma imparcial de programar procesos distribuidos es aleatorizar sus secuencias. Esto no es generalmente el caso en modelos basados en ecuaciones diferenciales/en diferencias, donde las ecuaciones que calculan variables se resuelven siguiendo un orden fijo. Metodológicamente, la introducción de la aleatoriedad es una solución para abarcar todo un espectro de posibilidades relacionado a un aspecto del modelo, siempre que este no goce de una teoría sólida o no pueda controlarse con datos en escenarios reales. Más importante aún, aleatorizar se justifica cuando el modelador cree que el aspecto es independiente de un valor u orden específico, por lo que se espera un resultado no sensible a la alteración de este.

Hemos de tener en cuenta que «aleatorio» en el contexto de computación, no es equivalente a tirar dados. Estamos obteniendo valores de una secuencia preordenada, presumiblemente no relacionada con el proceso computacional en cuestión (por ejemplo, el reloj del sistema operativo). Los programas que crean estas secuencias se denominan «generador de números pseudoaleatorios» (*random number generator* o RNG). Las secuencias serán diferentes cada vez que ejecutemos nuestro programa (es decir, realicemos una simulación), a menos que preestablezcamos el estado del RNG usando una «semilla» específica, es decir, un número entero que a menudo abarca un rango masivo de números positivos y negativos. Establecer una semilla RNG particular es, de hecho, una buena práctica y ayuda a reforzar la reproducibilidad de los resultados de la simulación.

La aleatoriedad fijada por semilla también es útil para crear variaciones controladas dentro de una población de entidades o entre las condiciones globales de las ejecuciones de simulación. Tal cosa se logra muestreando los valores de los parámetros efectivos desde distribuciones de probabilidad, definidas a través de hiperparámetros; por ejemplo, iniciando la edad de los individuos en una población a partir de una distribución normal, por tanto, definida por dos parámetros, la media y la desviación típica.

3.5.4. Modularidad e hibridación

Una de las ventajas más significativas de MBA, que justifica en parte su centralidad en simulación social, es que puede incluir partes (algoritmos, submodelos) que pertenecen a otros enfoques de modelado, mientras que estos no pueden integrar partes en MBA. Por ejemplo, podemos diseñar rápidamente un modelo en el que cada agente en una población ejecuta un sistema EDO (sistema

de ecuaciones diferenciales ordinarias) de manera separada, dependiente, por ejemplo, de las interacciones entre agentes. En efecto, muchos de los modelos que se consideran MBA son conjuntos creados con partes que técnicamente no se diseñan con MBA. Es por esto por lo que algunos modeladores y plataformas de modelado (por ejemplo, AnyLogic) usan términos como «modelado multiparadigmático» o «modelado híbrido». Pese a que tales términos son más precisos para muchos casos, desafortunadamente, el uso del término MBA se ha hecho una convención hoy muy arraigada en la misma identidad de los practicantes.

En arqueología y otras disciplinas como la geografía y las ciencias ambientales, se ha favorecido progresivamente al modelado multiparadigmático. La combinación de construcciones lógico-matemáticas cualitativamente diferentes (matrices, ecuaciones lineales y diferenciales, reglas, grafos, espacio euclidiano, etc.) es capaz de representar modelos que engloben aspectos como el ambiente y las relaciones espaciales, la agencia de individuos e instituciones, la formación de grupos, la cooperación y la competición, los procesos cognitivos y comunicación.

3.6. Un ejemplo: el modelo Lotka-Volterra

Encontramos importantes referentes de formalización matemática para la simulación social en los modelos de dinámicas de sistemas, expresados sistemas de ecuaciones diferenciales ordinales (EDO). Un ejemplo clásico se encuentra entre los modelos de ecología de poblaciones, el modelo Lotka-Volterra de interacción entre poblaciones (WANGERSKY, 1978) y, en particular, su expresión más conocida como modelo predador-presa (Fig. 2).

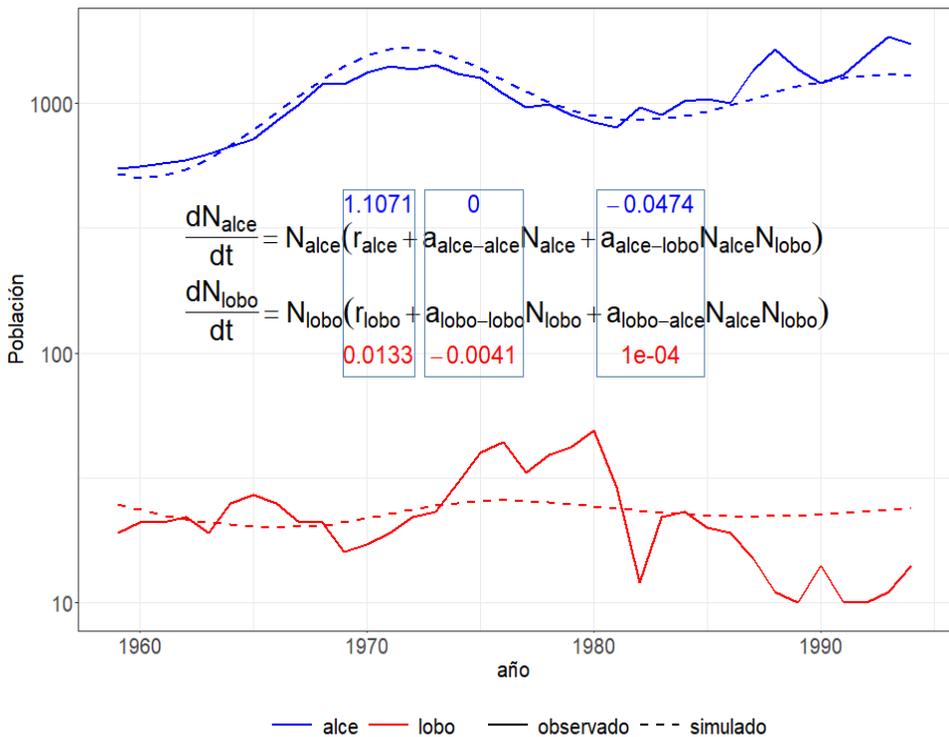


Figura 2. Ejemplo de simulación de un modelo de ecuaciones diferenciales ordinales aplicado a ecología de poblaciones (modelo generalizado Lotka-Volterra de interacción entre dos especies). Las trayectorias de población simuladas se comparan a las trayectorias correspondientes en el conjunto de datos «mclaren_1994_f03» (McLAREN y PETERSON, 1994) ofrecido por el paquete de R «gauseR» (MÜHLBAUER *et al.*, 2020). Se enseñan las ecuaciones que definen el modelo (derivadas) y se destacan el valor de los parámetros usados en la simulación, los cuales fueron estimados en base a los datos observados.

En un primer momento, tales sistemas de ecuaciones pueden percibirse como equivalentes a ciertos modelos descriptivos, por ejemplo, los modelos de regresión múltiple. Si sólo tenemos en cuenta su definición matemática, ambos tipos de modelos tratan esencialmente de calcular el cambio de una variable (dependiente) en base al valor de las otras (independientes). Asimismo, los valores de población inicial y los parámetros de un modelo basado en EDOs se podrían confundir fácilmente con los parámetros α (valor de y cuando $x=0$) y β (el cambio en y para cada unidad adicional de x) en la Fig. 1. Además, en ambos casos obtenemos nuevos datos que podrán utilizarse para visualizar tendencias en los datos observados o incluso predecirlos.

La situación se muestra muy diferente si hacemos la comparación considerando si ambos objetos matemáticos representan o no un mecanismo. Tal como su nombre indica, un modelo de ecología de poblaciones representa

un conjunto de relaciones dinámicas (causales) entre poblaciones de organismos y sus propiedades. En el ejemplo de la Fig. 2, el parámetro r_{lobo} no es solo un número que nos permite ajustar los datos simulados a los datos observados sobre una población real de lobos, sino que se define explícitamente como la tasa de crecimiento intrínseca de la población de lobos, definición que tendremos que atender al diseñar e interpretar el modelo matemático. Asimismo, el que fijemos $a_{alce-alce} = 0$, implica forzosamente que estemos explorando la posibilidad de que el crecimiento de la población de alces no esté afectado intrínsecamente por su densidad, aunque si lo esté negativamente por el número medio de encuentros entre alces y lobos ($a_{alce-lobo}$). Es en esta profundidad semántica en la representación de mecanismos donde reside el gran potencial de la simulación en ciencia y de los modelos matemáticos explicativos en general.

Compárese el modelo por EDOs sobre alces y lobos con otra implementación del modelo depredador-presa con lobos y ovejas diseñado con MBA (WILENSKY y REISMAN, 2006) (Fig. 3).

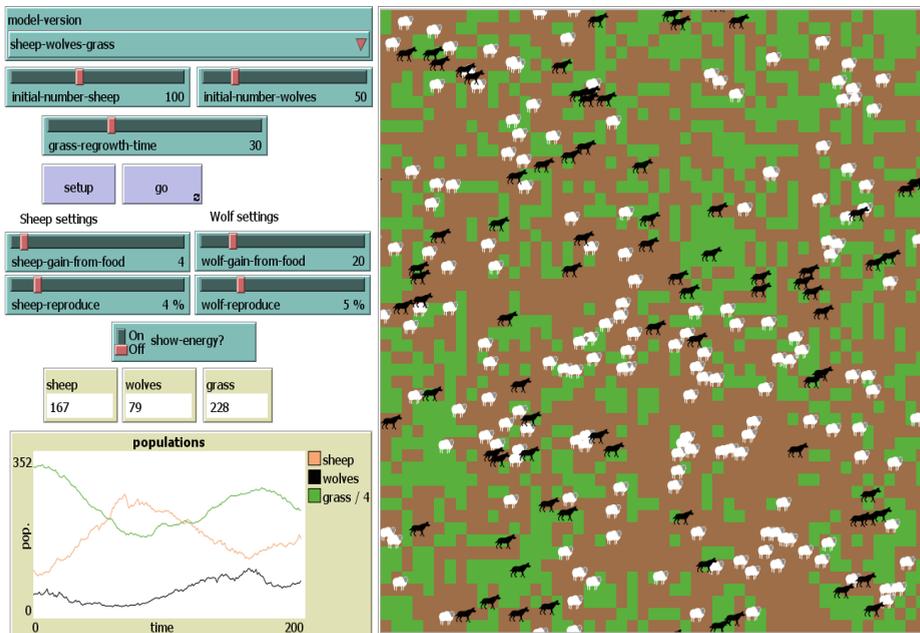


Figura 3. Ejemplo de simulación del modelo lobo-oveja de depredación (Wolf-Sheep Predation), un modelo depredador-presa basado en agentes implementado en NetLogo (WILENSKY, 1999). Captura de pantalla sobre la interfaz de la implementación en NetLogo, disponible en la biblioteca de modelos de NetLogo como Wolf-Sheep Predation (WILENSKY, 1997).

Gracias a ejemplos como éste, en el que es posible implementar un mismo modelo de manera relativamente fidedigna a un mecanismo central, podemos apreciar las implicaciones del uso de MBA. La implementación con MBA tiene la potencia y, a veces, requisito de incluir una mayor complejidad. En este caso, el modelo lobo-oveja requiere especificaciones adicionales, por ejemplo, sobre cómo los agentes depredadores y presas deben comportarse individualmente y en relación con un espacio de dos dimensiones.

Pronto al diseñar un modelo como este, nos daremos cuenta de que ya no basta considerar una probabilidad media de encuentro entre individuos de una u otra especie. Tendremos que especificar cómo cada tipo de agente se mueve por el espacio modelado y esperar que del conjunto de encuentros discretos emerja una probabilidad media agregada semejante a la ajustada con la aproximación con EDOs. Con MBA, nos encontramos entonces en un extremo del espectro de dificultad de validación de la modelización matemática, sobre todo en relación con la relativa facilidad de ajuste a datos empíricos de los modelos descriptivos. Además, existe un gran margen para expandir un modelo original más simple a través de la representación de mecanismos adicionales. Nótese como el modelo lobo-oveja considera explícitamente el recurso base del que se alimenta la población de ovejas, que se implementa como una propiedad «grass» de las unidades espaciales en NetLogo («patches»).

Estas especificaciones adicionales ayudan a que el modelo sea más intuitivo y realista, pero también complican significativamente el diseño y la implementación del modelo. Según el precepto KISS («Keep It Simple, Stupid!») formulado en ingeniería de software, asociado al precepto más antiguo de la navaja de Ockham o principio de parsimonia (RUBIO-CAMPILLO, 2017), el aumento de complejidad debería ser evitado si no contribuye a la dinámica central que queremos tratar. En el caso del modelo Lotka-Volterra, tanto las reglas de comportamiento espacial como de un tercer nivel trófico podrían considerarse innecesarios si nuestro interés de investigación reside sólo en la dinámica agregada generada en la versión basada en EDOs. No obstante, si nuestro interés es implementar un modelo explicativo, KISS debe ser siempre contrabalanceado con otro principio, KIDS («Keep It Descriptive, Stupid!»), evitando así la sobresimplificación de las especificaciones que efectivamente hacen que el modelo represente mecanismos reales (EDMONDS y MOSS, 2005).

4. LA SIMULACIÓN SOCIAL COMO ARQUEOLOGÍA

La simulación social ha sido excepcionalmente bien aceptada por arqueólogos, con un alto nivel de colaboración con otras ciencias sociales (GILBERT y DORAN, 2018). Quizás esta aceptación fue debida al potencial de la simulación social, sobre todo MBA, para reproducir de manera realista y explícita los procesos que subyacen los datos arqueológicos: la acción e interacción humanas en el pasado (BARCELÓ, 2010; CEGIELSKI y ROGERS, 2016; LAKE, 2014). La simulación social también es una metodología bien adaptada a la formulación y comprobación de teorías

de rango medio, cuyo interés entre arqueólogos, sobre todo de lengua inglesa, es manifiesto (KINTIGH *et al.*, 2014; SMITH, 2015). No obstante, considerado que otros métodos matemáticos y aplicaciones de tecnologías digitales también han tenido un éxito precoz en la arqueología (por ejemplo, la estadística computacional o los sistemas de información geográfica), es posible que el desarrollo de la simulación social en arqueología se deba a la interdisciplinariedad tan fundacional en esta disciplina.

Pese a su nivel de actividad y su relativa antigüedad, los investigadores que practican la simulación social en arqueología apenas forman una comunidad coherente, especialmente si comparamos esta comunidad con otras como la arqueobotánica o la arqueología del paisaje. La variedad de preguntas, objetivos, metodologías y técnicas de simulación, tradiciones y marcos teóricos conforma obstáculos superables, hasta hoy, solo entre disciplinas hermanas, o en un contexto de colaboración puntual. Los conceptos integradores más difundidos son aquellos que se han formulado desde la llamada ciencia de la complejidad (MANSON *et al.*, 2012; PARDO-GORDÓ, 2017; PAVÓN *et al.*, 2012). Perspectivas que exploren la modelización de comportamientos individuales, trabajadas de manera intensiva desde la aplicación de la simulación social en otras disciplinas, aún tienen un gran potencial a realizarse en arqueología (CRUZ *et al.*, 2010).

La modularidad de la MBA también ha sido muy apreciada por los investigadores involucrados en arqueología, dado que permite la exploración de la superposición de los llamados mundos natural y artificial. Como ya hemos mencionado, un modelo MBA puede manejar múltiples capas de entidades y relaciones, lo que le permite integrar múltiples y variopintos mecanismos dentro del mismo sistema coherente, algo muy atractivo para arqueólogos dedicados a estudios ambientales y del paisaje. La explotación de esta ventaja viene digerida ya por aplicaciones en disciplinas como la ecología, las ciencias ambientales y la geografía, y el enfoque utilizado por estas disciplinas ha sido uno de los principales ejemplos seguidos para el diseño de modelos con MBA en arqueología. Algunos autores denominan a este marco transdisciplinario como la investigación de sistemas socioecológicos (*Socio-Ecological Systems o SES*) (FILATOVA *et al.*, 2013, 2016), sumándose al esfuerzo de síntesis liderado por la ciencia de la complejidad. No obstante, se ha señalado que, en los modelos formulados desde esta perspectiva, los mecanismos sociales son sobresimplificados en comparación a los mecanismos ecológicos (BARCELÓ y DEL CASTILLO, 2016; COSTOPOULOS, 2015; CRUZ *et al.*, 2010). Este sesgo ha penalizado enormemente el posible desarrollo de la simulación social en arqueología sobre temas y desde perspectivas no alineadas a la arqueología procesual.

4.1. Campos de aplicación

Se presenta una lista no exhaustiva de temas que han sido o podrían haber sido investigados con simulación social en arqueología, acompañados por la mención de algunos trabajos a modo de ejemplo:

Dinámica fisicoquímica:

- Producción de artefactos: cadena operativa (*chaîne opératoire*), autoría y estilo, transformaciones materiales durante la fabricación (SORENSEN y SCHERJON, 2018), uso y deposición (GRAVEL-MIGUEL *et al.*, 2021).
- Formación de yacimientos: distribución de artefactos y estructuras (Gravel-Miguel *et al.*, 2021), preservación, formación de estratos y tafonomía (DAVIES *et al.*, 2016), sesgo de muestra.

Dinámica ecológica:

- Clima: estacionalidad (ANGOURAKIS, BATES, *et al.*, 2022), variaciones regionales, cambio climático (BOCQUET-APPEL *et al.*, 2014).
- Suelos: erosión y acumulación de sedimentos (KABORA *et al.*, 2020; ROBINSON *et al.*, 2018; ULLAH *et al.*, 2019).
- Hidrología: disponibilidad de agua, escorrentía, irrigación (ALTAWHEEL y WATANABE, 2012).
- Plantas: domesticación de plantas (ANGOURAKIS, ALCAINA-MATEOS, *et al.*, 2022); dinámica de cultivos (ANGOURAKIS, BATES, *et al.*, 2022; BAUM *et al.*, 2016); estimación de biomasa o productividad (BOOGERS y DAEMS, 2022; CHRISTIANSEN y ALTAWHEEL, 2006; JOYCE, 2019; ROBINSON *et al.*, 2018); deforestación e incendios forestales (BOOGERS y Daems, 2022; SNITKER, 2021).
- Animales: dinámica de poblaciones bajo influencia humana (MORRISON y ALLEN, 2017); dinámica de poblaciones de animales domésticos (GÜNTHER *et al.*, 2021); comportamiento de rebaño, forrajeo y trashumancia (GÜNTHER *et al.*, 2021; ROGERS, 2013).

Dinámica antropológica:

- Individuos: dinámica peatonal (LAKE, 2001); forrajeo (BRANTINGHAM, 2006; OESTIMO *et al.*, 2016); parentesco (ROGERS, 2013); apareamiento, matrimonio y reproducción (Verhagen, 2019); salud y mortalidad (VERHAGEN, 2019); cognición (memoria, racionalidad y aprendizaje) (MOKOM, 2015; PREMO y TOSTEVIN, 2016; SOUSA *et al.*, 2019); cooperación y competencia entre individuos (GRAHAM, 2009; SOUSA *et al.*, 2019; WHITE, 2013); aprendizaje social y emergencia de normas (GOWER-WINTER, 2022; MOKOM, 2015).
- Grupos: organización de hogares y microeconomía (CHRISTIANSEN y ALTAWHEEL, 2006; JOYCE, 2019); emergencia de alianzas y organizaciones (CIOFFI-REVILLA *et al.*, 2015; WHITE, 2013); cooperación y competencia entre grupos (ANGOURAKIS *et al.*, 2014, 2015, 2017; CIOFFI-REVILLA *et al.*, 2015; ROGERS, 2013); movilidad de grupos (ROGERS, 2013; SANTOS *et al.*, 2015); logística y táctica militar (RUBIO-CAMPILLO *et al.*, 2014, 2015; VERHAGEN, 2019).
- Asentamientos: dinámica demográfica (crecimiento natural y migración) (VERHAGEN, 2019); explotación de recursos (BOOGERS y DAEMS, 2022); comercio (CARRIGNON *et al.*, 2020; CHLIAOUTAKIS y CHALKIADAKIS, 2020; LAWALL y GRAHAM, 2018; ORTEGA *et al.*, 2014; SAKAHIRA *et al.*, 2020); evolución cultural (CARRIGNON *et al.*, 2020; GOWER-WINTER, 2022; LAKE y CREMA, 2012; MOKOM, 2015; SAKAHIRA *et al.*, 2020); patrones de asentamiento (ALTAWHEEL, 2015; CHLIAOUTAKIS y CHALKIADAKIS,

2016); uso del suelo (ANGOURAKIS *et al.*, 2014, 2017; BOOGERS y DAEMS, 2022; JOYCE, 2019; ROBINSON *et al.*, 2018; ROGERS, 2013; SNITKER, 2021; ULLAH *et al.*, 2019); politogénesis (CIOFFI-REVILLA *et al.*, 2015; ROGERS, 2013; TURCHIN *et al.*, 2013); colapso o abandono catastrófico (KOHLENER y VARIEN, 2012; MCANANY *et al.*, 2015).

- A escalas regionales hasta globales: cooperación y competencia entre estados territoriales (TURCHIN *et al.*, 2013); rutas comerciales (CHLIAOUTAKIS y CHALKIADAKIS, 2020; LAWALL y GRAHAM, 2018; ORTEGA *et al.*, 2014); dispersión humana (CALLEGARI *et al.*, 2013) y difusiones genéticas y culturales (BOCQUET-APPEL *et al.*, 2014; KOVACEVIC *et al.*, 2015; MOKOM, 2015).

En principio, todos los fenómenos de interés para la arqueología se pueden representar con los métodos y técnicas de la simulación social, a satisfacción de los arqueólogos menos proclives a la cuantificación o al uso intensivo de tecnologías digitales. A consecuencia, la simulación social en arqueología ha sido un campo muy prolífico, a pesar de ser todavía limitado a una relativamente pequeña comunidad de investigadores.

Dado que aquí solo podemos mencionar una pequeña parte del campo, para una mayor profundización sobre el potencial de la simulación social en arqueología se remite a las muchas introducciones y contribuciones disponibles en castellano (CÓDOVA, 2003; PARDO-GORDÓ, 2017; RUBIO-CAMPILLO, 2017) e inglés (BREITENECKER *et al.*, 2015; CEGIELSKI y ROGERS, 2016; GRAHAM, 2020; KOWARIK *et al.*, 2012; LAKE, 2014, 2015; ROMANOWSKA *et al.*, 2019; WURZER *et al.*, 2015). A los futuros practicantes, se recomienda especialmente el libro de texto «Agent-based Modeling for Archaeology» (ROMANOWSKA *et al.*, 2021), que incluye muchos ejemplos y ejercicios prácticos.

4.2. Un ejemplo: Artificial Anasazi

Uno de los primeros casos de aplicación de MBA en arqueología es el modelo denominado informalmente como «Artificial Anasazi» (AXTELL *et al.*, 2002). El objetivo en la formulación del modelo era representar la dinámica poblacional en Long House Valley, Arizona (EE. UU.), entre 800 y 1350 d.C., a raíz de los datos y cuestiones levantadas en estudios previos (DEAN, 1996). El modelo se desarrolló inicialmente mediante la preparación de una tesis de maestría (LITTLER, 1998) y gracias a la colaboración de investigadores en arqueología/antropología y ciencia de la computación, en el entorno de la Universidad de Arizona y el Instituto Santa Fe (DEAN *et al.*, 2000; DIAMOND, 2002).

El Artificial Anasazi se articuló principalmente para testar la hipótesis de que el cambio climático evidenciado por datos paleoambientales fuera la causa principal de que el valle fuera abandonado hacia el final de este período. Para abordar esta hipótesis, el modelo relaciona una población de hogares conteniendo familias nucleares con una economía alimentaria simplificada basada en el maíz, cuyo cultivo se especifica como dependiente de los tipos de suelo del valle y las condiciones cambiantes de humedad (datos de entrada empíricos).

Las simulaciones se evaluaron en referencia a las estimaciones del tamaño y distribución de la población por año en función de la presencia y la naturaleza de las estructuras de habitación. Si bien los resultados de la simulación mostraron una sorprendente resistencia de la población de agentes a las condiciones de sequía, el equipo original interpretó que el cambio climático por sí solo no era suficiente para explicar el abandono del valle.

La primera implementación del modelo, creada en Ascape, se siguió explorando y modificando, implementándose finalmente en otros lenguajes de programación y plataformas de modelado más accesibles aún en la actualidad (JANSSEN, 2009; STONEDAHL y WILENSKY, 2010; SWEDLUND *et al.*, 2015) (Fig. 4). Independientemente de sus méritos y fracasos, el Artificial Anasazi se ha mantenido como una referencia para muchos practicantes de MBA en arqueología, junto a su modelo hermano, «Village Ecodynamics» (VARIEN *et al.*, 2007).

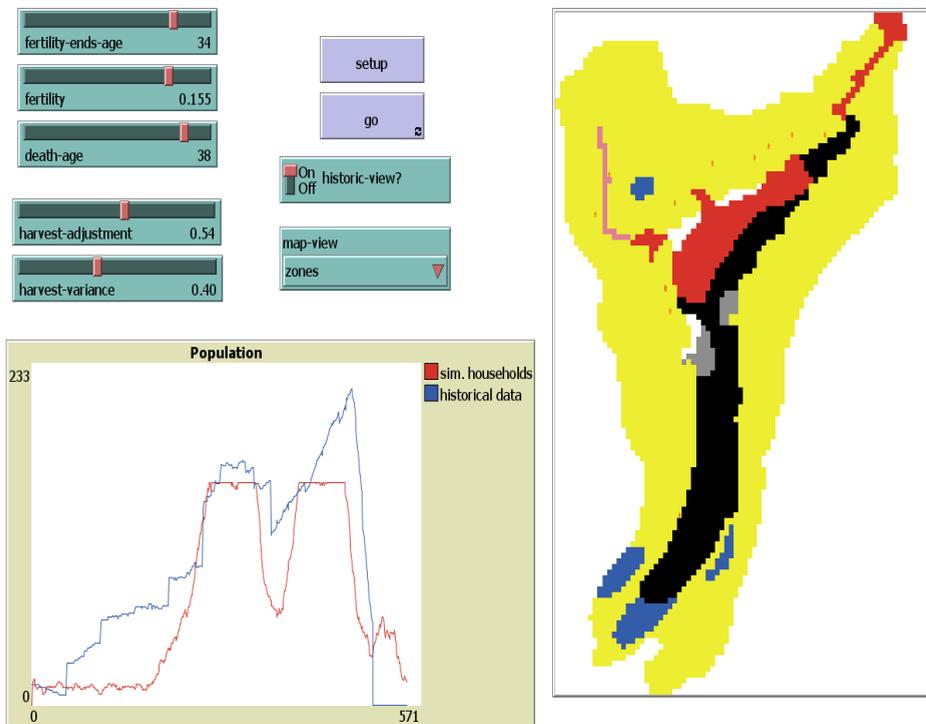


Figura 4. Ejemplo de simulación del modelo Artificial Anasazi, tal como ha sido implementado en NetLogo (WILENSKY, 1999). Captura de pantalla sobre la interfaz de la implementación en NetLogo, disponible en la biblioteca de modelos de NetLogo como Artificial Anasazi (STONEDAHL y WILENSKY, 2010).

5. CONCLUSIONES

Hemos partido de una visión panorámica del uso actual de tecnologías digitales en humanidades y ciencias sociales y concluimos con una breve caracterización de la simulación social en arqueología. Más que una introducción y análisis exhaustivo del campo, este trabajo busca poner en evidencia que el desarrollo del potencial de la simulación social en arqueología está aún limitado, como práctica, por una brecha digital y resistencia a las matemáticas y, como método, por el frecuente olvido de su faceta explicativa.

El campo de la simulación social en arqueología no es una rama marginal, pero sí ocupa un lugar algo incómodo, en tanto que exige una constante argumentación de su vertiente metodológica frente a su fama tecnológica. Frecuentemente, se presentan vías de colaboración interdisciplinar especialmente estimulantes, tanto para arqueólogos como para otros investigadores en disciplinas afines. No obstante, la fluidez de las prácticas concretas y el espacio de futuro desarrollo de este campo se ven amenazados por una serie de obstáculos. Sumándose a otros ya señalados por otros trabajos de referencia, hemos destacado:

- la fractura entre comunidades de práctica que usan tecnologías digitales de manera cualitativamente diferente,
- las resistencias a la computación, y
- la necesidad de una definición más completa y normalizada sobre la simulación social en arqueología.

Con el intuito de ofrecer un puente entre comunidades de práctica y promover una mejor comprensión de la epistemología por detrás de la simulación social en arqueología, hemos perfilado el concepto general de modelo matemático y argumentado la distinción entre modelos matemáticos descriptivos y explicativos, raramente reflejada en los trabajos que introducen o revisan este campo. Los modelos de simulación social son por definición modelos matemáticos explicativos cuyos mecanismos centrales son sociales. Los practicantes en arqueología, entre otras disciplinas, consideran además otros tipos de mecanismos en interacción con sociedades humanas, convergiendo en la perspectiva SES. Esto significa que la práctica en este campo pasa siempre por la formalización de modelos explicativos inconscientes y comunicados por lenguaje natural, basados en conocimientos especializados en diferentes disciplinas y temáticas. Por ello, asumir un perfil en simulación social en arqueología es adoptar un rol de traductor universal mediando entre concepciones radicalmente diferentes del fenómeno de interés y proceso de investigación.

6. AGRADECIMIENTOS

Agradezco los comentarios y sugerencias de los evaluadores que han contribuido enormemente a la calidad y claridad del texto. Soy grato también a los miembros del Consejo Editorial y a los co-organizadores del dossier, que han hecho este trabajo posible. Finalmente, señalo el papel catalizador de las actividades de la red NASSA (Network for Agent-based Modelling of Socio-

Ecological Systems in Archaeology), financiada por la Research Foundation - Flandres (FWO).

7. REFERENCIAS

- ADAMATZKY, A. (Ed.): (2010): *Game of Life Cellular Automata*. Springer London. <https://doi.org/10.1007/978-1-84996-217-9>
- ADAMI, C.; SCHOSSAU, J.; HINTZE, A. (2016): «Evolutionary game theory using agent-based methods». *Physics of Life Reviews*, 19: 1-26. <https://doi.org/10.1016/j.plev.2016.08.015>
- AIBAR PUENTES, E. (2018): «La transformación neoliberal de la ciencia: El caso de las Humanidades Digitales». *ArtefaCToS : Revista Del Instituto de Estudios de La Ciencia y La Tecnología*, 1 (7): 13-28.
- ALTAWHEEL, M. (2015): «Settlement Dynamics and Hierarchy from Agent Decision-Making: A Method Derived from Entropy Maximization», *Journal of Archaeological Method and Theory*, 22 (4): 1122-1150. <https://doi.org/10.1007/s10816-014-9219-6>
- ALTAWHEEL, M.; WATANABE, C.E. (2012): «Assessing the resilience of irrigation agriculture: Applying a social-ecological model for understanding the mitigation of salinization». *Journal of Archaeological Science*, 39 (4): 1160-1171. <https://doi.org/10.1016/j.jas.2011.12.020>
- ANGOURAKIS, A.; ALCAINA-MATEOS, J.; MADELLA, M.; ZURRO, D. (2022): «Human-Plant Coevolution: A modelling framework for theory-building on the origins of agriculture», *PloS one*, 17 (9): e0260904. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0260904>
- ANGOURAKIS, A.; BATES, J.; BAUDOUIN, J.-P.; GIESCHE, A.; WALKER, J. R.; USTUNKAYA, M.C.; WRIGHT, N.; SINGH, R.N.; PETRIE, C.A. (2022): «Weather, Land and Crops in the Indus Village Model: A Simulation Framework for Crop Dynamics under Environmental Variability and Climate Change in the Indus Civilisation», *Quaternary*, 5 (2): 2. <https://doi.org/10.3390/quat5020025>
- ANGOURAKIS, A.; RONDELLI, B.; STRIDE, S.; RUBIO CAMPILLO, X.; BALBO, A.L.; TORRANO, A.; MARTÍNEZ FERRERAS, V.; MADELLA, M.; GURT ESPARRAGUERA, J. M. (2014): «Land Use Patterns in Central Asia. Step 1: The Musical Chairs Model». *Journal of Archaeological Method and Theory*, 21 (2): 405-425. <https://doi.org/10.1007/s10816-013-9197-0>
- ANGOURAKIS, A.; SALPETEUR, M.; MARTÍNEZ FERRERAS, V.; GURT ESPARRAGUERA, J.M.; FERRERAS, V.M.; GURT ESPARRAGUERA, J. M. (2017): «The Nice Musical Chairs Model: Exploring the Role of Competition and Cooperation Between Farming and Herding in the Formation of Land Use Patterns in Arid Afro-Eurasia». *Journal of Archaeological Method and Theory*, 24 (4): 1177-1202. <https://doi.org/10.1007/s10816-016-9309-8>
- ANGOURAKIS, A.; SANTOS, J.I.; GALÁN, J.M., y BALBO, A.L. (2015): «Food for all: An agent-based model to explore the emergence and implications of cooperation for food storage». *Environmental Archaeology*, 20 (4): 349-363. <https://doi.org>

- /10.1179/1749631414Y.0000000041
- APPIO, F. P.; FRATTINI, F.; MESSENI PETRUZZELLI, A.; NEIROTTI, P. (2021): «Digital Transformation and Innovation Management: A Synthesis of Existing Research and an Agenda for Future Studies». *Journal of Product Innovation Management*, 1: 4-20. <https://doi.org/10.1111/jpim.12562>
- AXTELL, R.L.; EPSTEIN, J.M.; DEAN, J.S.; GUMERMAN, G.J.; SWEDLUND, A.C.; HARBURGER, J.; CHAKRAVARTY, S.; HAMMOND, R.; PARKER, J.; PARKER, M. (2002): «Population growth and collapse in a multiagent model of the Kayenta Anasazi in Long House Valley». *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 99 (Supplement 3): 7275-7279. <https://doi.org/10.1073/pnas.092080799>
- BARCELÓ, J.A. (2010): «Sociedades artificiales para el análisis de procesos sociales en la prehistoria», *Cuadernos de Prehistoria y Arqueología de la Universidad de Granada*, 20: 123-148.
- BARCELÓ, J.A.; ACHINO, K.F.; BOGDANOVIC, I.; CAPUZZO, G.; DEL CASTILLO, F.; MOITINHO DE ALMEIDA, V.; NEGRE, J. (2015): «Measuring, Counting and Explaining: An Introduction to Mathematics in Archaeology», en J.A. BARCELÓ y I. BOGDANOVIC (eds.), *Mathematics and Archaeology*, CRC Press: 3-64.
- BARCELÓ, J.A.; DEL CASTILLO, F. (2016): «Simulating the Past for Understanding the Present. A Critical Review». En J.A. BARCELÓ y F. DEL CASTILLO (eds.), *Simulating Prehistoric and Ancient Worlds*, Springer International Publishing: 1-140. https://doi.org/10.1007/978-3-319-31481-5_1
- BAUM, T.; NENDEL, C.; JACOMET, S.; COLOBRAN, M.; EBERSBACH, R. (2016): «“Slash and burn” or “weed and manure”? A modelling approach to explore hypotheses of late Neolithic crop cultivation in pre-alpine wetland sites», *Vegetation History and Archaeobotany*, 25 (6): 611-627. <https://doi.org/10.1007/s00334-016-0583-x>
- BEVAN, A.; LAKE, M.W. (eds.) (2013): *Computational Approaches to Archaeological Spaces*, Routledge. <https://doi.org/10.4324/9781315431932>
- BOCQUET-APPEL, J.-P.; DUBOULOZ, J.; MOUSSA, R.; BERGER, J.-F.; TRESSET, A.; ORTU, E.; VIGNE, J.-D.; BENDREY, R.; BRÉHARD, S.; SCHWARTZ, D.; SALAVERT, A.; SANCHEZ-GOÑI, M. F.; ERTLEN, D.; GAUVRY, Y.; DAVTIAN, G.; LINDEN, M. V.; LENNEIS, E.; NOIRET, L.; GUILLAUMONT, A.; O’CONNOR, M. (2014): «Multi-agent Modelling of the Trajectory of the LBK Neolithic: A Study in Progress», en A. WHITTLE y P. BICKLE (eds.), *Early Farmers: The View from Archaeology and Science*, British Academy. <https://doi.org/10.5871/bacad/9780197265758.003.0004>
- BOOGERS, S.; DAEMS, D. (2022): «SAGAScape: Simulating Resource Exploitation Strategies in Iron Age to Hellenistic Communities in Southwest Anatolia», *Journal of Computer Applications in Archaeology*, 5 (1): 1. <https://doi.org/10.5334/jcaa.90>
- BRANTINGHAM, P.J. (2006): «Measuring Forager Mobility» *Current Anthropology*, 47 (3): 435-459. <https://doi.org/10.1086/503062>
- BREITENECKER, F.; BICHER, M., y WURZER, G. (2015): «Agent-Based Simulation in Archaeology: A Characterization», en G. WURZER, K. KOWARIK, y H. RESCHREITER (eds.), *Agent-based Modeling and Simulation in Archaeology* Springer, Cham: 53-76. https://doi.org/10.1007/978-3-319-00008-4_3

- BUNGE, M. (1997): «Mechanism and Explanation». *Philosophy of the Social Sciences*, 27(4), 410-465. <https://doi.org/10.1177/004839319702700402>
- CALLEGARI, S.; WEISSMANN, J.D.; TKACHENKO, N.; PETERSEN, W.P.; LAKE, G.; DE LEÓN, M.P., y ZOLLIKOFER, C.P.E. (2013): «An agent-based model of human dispersals at a global scale». *Advances in Complex Systems*, 16 (04n05): 1350023. <https://doi.org/10.1142/S0219525913500239>
- CARO SAIZ, J.; DÍAZ-DE LA FUENTE, S.; SILVIA, AHEDO, V.; ZURRO HERNÁNDEZ, D.; MADELLA, M.; GALÁN, J.M.; IZQUIERDO, L.R.; SANTOS, J.I.; OLMO, R. DEL. (2020): *Ciencias Sociales Computacionales y Humanidades Digitales: Un ejemplo de praxis transdisciplinar*, PressBooks.
- CARRIGNON, S.; BRUGHMANS, T.; ROMANOWSKA, I. (2020): «Tableware trade in the Roman East: Exploring cultural and economic transmission with agent-based modelling and approximate Bayesian computation», *PloS one*, 15 (11): e0240414. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0240414>
- CEGIELSKI, W.H.; ROGERS, J.D. (2016): «Rethinking the role of Agent-Based Modeling in archaeology». *Journal of Anthropological Archaeology*, 41: 283-298. <https://doi.org/10.1016/J.JAA.2016.01.009>
- CHATTOE-BROWN, E. (2013): «Why sociology should use agent based modelling». *Sociological Research Online*, 18 (3): 3. <https://doi.org/10.5153/sro.3055>
- CHIN, T.; LI, G.; JIAO, H.; ADDO, F.; JAWAHAR, I. M. (2019): «Career sustainability during manufacturing innovation: A review, a conceptual framework and future research agenda», *Career Development International*, 24 (6): 509-528. <https://doi.org/10.1108/CDI-02-2019-0034>
- CHLIAOUTAKIS, A.; CHALKIADAKIS, G. (2016): «Agent-based modeling of ancient societies and their organization structure». *Autonomous Agents and Multi-Agent Systems*, 30(6), 1072-1116. <https://doi.org/10.1007/s10458-016-9325-9>
- CHLIAOUTAKIS, A.; CHALKIADAKIS, G. (2020): «An agent-based model for simulating intersettlement trade in past societies», *JASSS*, 23 (3). <https://doi.org/10.18564/jasss.4341>
- CHRISTIANSEN, J. H.; ALTAWHEEL, M.R. (2006): «Simulation of Natural and Social Process Interactions», *Social Science Computer Review*, 24 (2): 209-226. <https://doi.org/10.1177/0894439305281500>
- CIOFFI-REVILLA, C.; HONEYCHURCH, W.; ROGERS, J. D. (2015): «MASON hierarchies: A long-range agent model of power, conflict, and environment in Inner Asia», en *The Complexity of Interaction Along the Eurasian Steppe Zone in the First Millennium AD: Empires, Cities, Nomads and Farmers*, Bonn University Press: 39-63.
- CÓDOVA, D.M. (2003): *Modelos de simulación en antropología y arqueología*, Universidad de Buenos Aires.
- CONTE, R.; GILBERT, N.; BONELLI, G.; CIOFFI-REVILLA, C.; DEFFUANT, G.; KERTESZ, J.; LORETO, V.; MOAT, S.; NADAL, J.-P.; SANCHEZ, A.; NOWAK, A.; FLACHE, A.; SAN MIGUEL, M.; HELBING, D. (2012): «Manifesto of computational social science». *The European Physical Journal Special Topics*, 214 (1): 325-346. <https://doi.org/10.1140/epjst/e2012-01697-8>
- COSTOPOULOS, A. (2015): «How Did Sugarscape Become a Whole Society Model?»,

- en G. WURZER, K. KOWARIK, y H. RESCHREITER (eds.), *Agent-based Modeling and Simulation in Archaeology*, Springer, Cham: 259-269. https://doi.org/10.1007/978-3-319-00008-4_11
- CROOKS, A.T.; HEPPENSTALL, A.J. (2012): «Introduction to agent-based modelling». En *Agent-Based Models of Geographical Systems*, Springer Netherlands: 85-105. https://doi.org/10.1007/978-90-481-8927-4_5
- CRUZ, D. DE LA; ESTÉVEZ, J.; NORIEGA, P.; PÉREZ, M.; PIQUÉ, R.; SABATER-MIR, J.; VILA, A.; VILLATORO, D. (2010): «Normas en sociedades cazadoras-pescadoras-recolectoras. Argumentos para el uso de la simulación social basada en agentes». *Cuadernos de Prehistoria y Arqueología de la Universidad de Granada*, 20: 149-161. <https://doi.org/10.30827/cpag.v20i0.129>
- CUARTAS-RESTREPO, J.M. (2017): «Humanidades digitales, dejarlas ser», *Revista Colombiana de Educación*, 72: 65-78.
- DAVIDSON, C.N.; GOLDBERG, D.T. (2004): «A Manifesto for the Humanities in a Technological Age», *The Chronicle Review*, 50 (23): 1-6.
- DAVIES, B.; HOLDAWAY, S.J.; FANNING, P.C. (2016): «Modelling the palimpsest: An exploratory agent-based model of surface archaeological deposit formation in a fluvial arid Australian landscape». *The Holocene*, 26 (3): 450-463. <https://doi.org/10.1177/0959683615609754>
- DEAN, J.S. (1996): «Kanyeta Anasazi Settlement Transformations in Northeastern Arizona, A.D. 1150 to 1350», en M.A. ADLER (ed.), *The Prehistoric Pueblo World, A.D. 1150-1350*, University of Arizona Press: 29-47.
- DEAN, J. S.; GUMERMAN, G. J.; EPSTEIN, J. M.; ATXELL, R. L.; SWEDLUND, A. C.; PARKER, M. T.; MCCARROLL, S. (2000): «Understanding Anasazi Culture Change Through Agent-Based Modeling», en T.A. KOHLER y G. J. GUMERMAN (eds.), *Dynamics in human and primate societies: Agent-based modeling of social and spatial processes*, Oxford University Press: 179-205.
- DEANGELIS, D.L.; GRIMM, V. (2014): «Individual-based models in ecology after four decades». *F1000Prime Reports*, 6: 39. <https://doi.org/10.12703/P6-39>
- DELGADO, M.M.Z. (2020): «El tiempo de las humanidades digitales: Entre la historia del arte, el patrimonio cultural, la ciudadanía global y la educación en competencias digitales». *Revista de Comunicación de la SEECI*, 52: 29-47. <https://doi.org/10.15198/seeci.2020.52.29-47>
- DELORME, M. (1999): «An Introduction to Cellular Automata». En M. Delorme y J. Mazoyer (Eds.), *Cellular Automata: A Parallel Model*, Springer Netherlands: 5-49. https://doi.org/10.1007/978-94-015-9153-9_1
- DIAMOND, J.M. (2002): «Life with the artificial Anasazi», *Nature*, 419 (6907): 567-569. <https://doi.org/10.1038/419567a>
- DORAN, J. (1997): «Distributed artificial intelligence and emergent social complexity», en S.E. VAN DER LEEUW y J. MCGLADE (eds.), *Time, Process, and Structured Transformation in Archaeology*, Routledge: 283-297.
- EDMONDS, B.; MOSS, S. (2005): «From KISS to KIDS - An 'Anti-simplistic' Modelling Approach», en P. DAVIDSSON, B. LOGAN, y K. TAKADAMA (eds.), *Multi-Agent and Multi-Agent-Based Simulation*, Springer: 130-144. https://doi.org/10.1007/978-3-540-32243-6_11

- ELSTER, J. (1982): «The Case for Methodological Individualism», *Theory and Society*, 11 (4): 453-482.
- EPSTEIN, J.M. (2006): *Generative social science: Studies in agent-based modeling*, Princeton University Press.
- EPSTEIN, J.M. (2008): «Why Model?», *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 11 (4): 12.
- EPSTEIN, J.M.; AXTELL, R. (1996): *Growing Artificial Societies: Social Science from the Bottom Up*, Brookings Institution Press.
- EZEKIEL, M. (1930): *Methods of Correlation Analysis*, Wiley.
- FERBER, J. (1999): *Multi-agent systems: An introduction to distributed artificial intelligence*, Addison-Wesley.
- FILATOVA, T.; POLHILL, J.G.; VAN EWYJK, S. (2016): «Regime shifts in coupled socio-environmental systems: Review of modelling challenges and approaches». *Environmental Modelling and Software*, 75: 333-347. <https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2015.04.003>
- FILATOVA, T.; VERBURG, P.H.; PARKER, D.C., y STANNARD, C.A. (2013): «Spatial agent-based models for socio-ecological systems: Challenges and prospects», *Environmental Modelling y Software*, 45: 1-7. <https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2013.03.017>
- GALINA RUSSELL, I. (2016): «La evaluación de los recursos digitales para las humanidades», *Signa: Revista de la Asociación Española de Semiótica*, 25: 121-136. <https://doi.org/10.5944/signa.vol25.2016.16909>
- GILBERT, N.; DORAN, J. (eds.) (2018): *Simulating Societies: The Computer Simulation of Social Phenomena*, Routledge. <https://doi.org/10.4324/9781351165129>
- GILBERT, N.; TROITZSCH, K.G. (2006): *Simulación para las ciencias sociales*, McGraw-Hill.
- GOWER-WINTER, B. (2022): *Self-Adapting Simulated Artificial Societies*, University of Cape Town.
- GRAHAM, S. (2009): «Behaviour Space: Simulating Roman Social Life and Civil Violence», *Digital Studies / Le Champ Numérique*, 1 (2): 2. <https://doi.org/10.16995/dscn.109>
- GRAHAM, S. (2020): *An Enchantment of Digital Archaeology: Raising the Dead with Agent-Based Models*, Archaeogaming and Artificial Intelligence, Berghahn Books.
- GRAVEL-MIGUEL, C.; MURRAY, J. K.; SCHOVILLE, B.J.; WREN, C.D.; MAREAN, C.W. (2021): «Exploring variability in lithic armature discard in the archaeological record». *Journal of Human Evolution*, 155: 102981. <https://doi.org/10.1016/j.jhevol.2021.102981>
- GRIMM, V.; RAILSBACK, S.F. (2005): *Individual-based modeling and ecology*.
- GROSMAN, L. (2016): «Reaching the point of no return: The computational revolution in archaeology», *Annual review of Anthropology*, 45: 129-145.
- GÜNTHER, G.; CLEMEN, T.; DUTTMANN, R.; SCHÜTT, B.; KNITTER, D. (2021): «Of Animal Husbandry and Food Production—A First Step towards a Modular Agent-Based Modelling Platform for Socio-Ecological Dynamics», *Land*, 10 (12): 12. <https://doi.org/10.3390/land10121366>
- HEDSTRÖM, P.; SWEDBERG, R. (1996): «Social Mechanisms», *Acta Sociologica*, 39 (3):

- 281-308. <https://doi.org/10.1177/000169939603900302>
- HEDSTROM, P.; SWEDBERG, R. (1998): *Social mechanisms*, Cambridge University Press, Cambridge.
- HINE, C. (2006): *New Infrastructures for Knowledge Production: Understanding E-science*, Idea Group Inc (IGI):
- HOLLAND, J. H. (1992): «Complex Adaptive Systems», *Daedalus*, 121 (1): 17-30.
- INTIGNANO, M.; BIANCARDO, S. A.; ORETO, C.; VISCIONE, N.; VEROPALUMBO, R.; RUSSO, F.; AUSIELLO, G.; DELL'ACQUA, G. (2021): «A Scan-to-BIM Methodology Applied to Stone Pavements in Archaeological Sites», *Heritage*, 4 (4): 4. <https://doi.org/10.3390/heritage4040169>
- JANSSSEN, M.A. (2009): «Understanding Artificial Anasazi», *Jasss*, 12 (4): 13. <https://doi.org/13>
- JOACHIM, V.; SPIETH, P.; HEIDENREICH, S. (2018): «Active innovation resistance: An empirical study on functional and psychological barriers to innovation adoption in different contexts», *Industrial Marketing Management*, 71: 95-107. <https://doi.org/10.1016/j.indmarman.2017.12.011>
- JOHNSON-LAIRD, P.N. (1983): *Mental Models: Towards a Cognitive Science of Language, Inference, and Consciousness*, Harvard University Press.
- JOHNSON-LAIRD, P. N. (2004): «The history of mental models», en *Psychology of Reasoning*, Psychology Press: 179-213.
- JOYCE, J.A. (2019): *Farming along the limes: Using agent-based modelling to investigate possibilities for subsistence and surplus-based agricultural production in the Lower Rhine delta between 12BCE and 270CE* [Ph.D., Vrije Universiteit Amsterdam]. <http://dare.uvu.vu.nl/handle/1871/55924>
- KABORA, T.K.; STUMP, D.; WAINWRIGHT, J. (2020): «How did that get there? Understanding sediment transport and accumulation rates in agricultural landscapes using the ESTTraP agent-based model», *Journal of Archaeological Science: Reports*, 29: 102115. <https://doi.org/10.1016/j.jasrep.2019.102115>
- KEIL, F.C. (2006): «Explanation and Understanding», *Annual review of psychology*, 57: 227-254. <https://doi.org/10.1146/annurev.psych.57.102904.190100>
- KINTIGH, K.W.; ALTSCHUL, J.H.; BEAUDRY, M.C.; DRENNAN, R.D.; KINZIG, A.P.; KOHLER, T.A.; LIMP, W.F.; MASCHNER, H.D.G.; MICHENER, W.K.; PAUKETAT, T.R.; PEREGRINE, P.; SABLOFF, J.A.; WILKINSON, T.J.; WRIGHT, H.T., y ZEDER, M.A. (2014): «Grand Challenges for Archaeology», *American Antiquity*, 79 (01): 5-24. <https://doi.org/10.7183/0002-7316.79.1.5>
- KOHLER, T.A. (2000): «Putting Social Sciences Together Again: An Introduction to the Volume», en T.A. KOHLER y G.G. GUMERMAN (eds.), *Dynamics in human and primate societies: Agent-based modeling of social and spatial processes*, Oxford University Press, Oxford: 1-18.
- KOHLER, T.A.; VARIEN, M.D. (2012): *Emergence and Collapse of Early Villages: Models of Central Mesa Verde Archaeology*, University of California Press.
- KOVACEVIC, M.; SHENNAN, S.; VANHAEREN, M.; D'ERRICO, F.; THOMAS, M.G. (2015): «Simulating Geographical Variation in Material Culture: Were Early Modern Humans in Europe Ethnically Structured?», en A. MESOUDI y K. AOKI (eds.), *Learning Strategies and Cultural Evolution during the Palaeolithic*, Springer

- Japan: 103-120. https://doi.org/10.1007/978-4-431-55363-2_8
- KOWARIK, K.; KOCH, A., KUTZNER, T.; EDER, T. (2012): «Agents in Archaeology–Agent Based Modelling (ABM) in Archaeological Research», *Geoinformationssysteme: Beiträge zum*, 17: 238-251.
- LAKE, M. (2001): «The Use of Pedestrian Modelling in Archaeology, with an Example from the Study of Cultural Learning», *Environment and Planning B: Planning and Design*, 28 (3): 385-403. <https://doi.org/10.1068/b2726>
- LAKE, M.W. (2014): «Trends in Archaeological Simulation», *Journal of Archaeological Method and Theory*, 21 (2): 258-287. <https://doi.org/10.1007/s10816-013-9188-1>
- LAKE, M.W. (2015): «Explaining the Past with ABM: On Modelling Philosophy», en G. WÜRZER, K. KOWARIK y H. RESCHREITER (eds.), *Agent-based Modeling and Simulation in Archaeology*, Springer, Cham: 3-35. https://doi.org/10.1007/978-3-319-00008-4_1
- LAKE, M.W.; CREMA, E.R. (2012): «The cultural evolution of adaptive-trait diversity when resources are uncertain and finite», *Advances in Complex Systems*, 15: 01n02, 1150013. <https://doi.org/10.1142/S0219525911003323>
- LAWALL, M.L.; GRAHAM, S. (2018): «Netlogo simulations and the use of transport amphoras in Antiquity», en LEIDWANGER y C. KNAPPETT (eds.), *Maritime Networks in the Ancient Mediterranean World*, Cambridge University Press, Cambridge: 163-183.
- LITTLER, M.L. (1998): *Simulating the Long House Valley: An evaluation of the role of agent-based computer simulation in archaeology - ProQuest* [MA, University of Arizona].
- LUKE, S.; CIOFFI-REVILLA, C.; PANAIT, L.; SULLIVAN, K.; BALAN, G. (2005): *MASON : A Multi-Agent Simulation Environment*. January, 1-18.
- MANSON, S.M.; SUN, S.; BONSAI, D. (2012): «Agent-Based Modeling and Complexity», en A.J. HEPPENSTALL, A.T. CROOKS, L.M. SEE y M. BATTY (eds.), *Agent-Based Models of Geographical Systems*, Springer Netherlands: 125-139. https://doi.org/10.1007/978-90-481-8927-4_7
- MANZO, G. (2022): «The Diversity of Views on Causality and Mechanisms». En *Agent-based Models and Causal Inference*, John Wiley y Sons: 9-24. <https://doi.org/10.1002/9781119704492.ch1>
- MARCHIONNI, C.; YLIKOSKI, P. (2013): «Generative Explanation and Individualism in Agent-Based Simulation». *Philosophy of the Social Sciences*, 43 (3): 323-340. <https://doi.org/10.1177/0048393113488873>
- MARWICK, B. (2017): «Computational Reproducibility in Archaeological Research: Basic Principles and a Case Study of Their Implementation», *Journal of Archaeological Method and Theory*, 24 (2): 424-450. <https://doi.org/10.1007/s10816-015-9272-9>
- MAYNTZ, R. (2004): «Mechanisms in the Analysis of Social Macro-Phenomena». *Philosophy of the Social Sciences*, 34 (2): 237-259. <https://doi.org/10.1177/0048393103262552>
- MCANANY, P.A.; SABLOFF, J.A.; HILAIRE, M.L.S.; IANNONE, G. (2015): «Leaving Classic Maya cities: Agent-based modeling and the dynamics of diaspora», en G.

- EMBERLING (ed.), *Social theory in archaeology and ancient history: The present and future of counternarratives*, Cambridge University Press, Cambridge: 231-258. <https://doi.org/10.1017/cbo9781107282056>
- McLAREN, B.E.; PETERSON, R.O. (1994): «Wolves, Moose, and Tree Rings on Isle Royale». *Science*, 266 (5190): 1555-1558. <https://doi.org/10.1126/science.266.5190.1555>
- MEYER, R. (2014): *Multi-Agent-Based Simulation XIV*. 8235(January 2015): 0-14. <https://doi.org/10.1007/978-3-642-54783-6>
- MOKOM, F. (2015): «Modeling the Evolution of Artifact Capabilities in Multi-Agent Based Simulations», *Electronic Theses and Dissertations*.
- MORGAN, C. (2022): «Current Digital Archaeology». *Annual Review of Anthropology*, 51 (1): 213-231. <https://doi.org/10.1146/annurev-anthro-041320-114101>
- MORRISON, A.E.; ALLEN, M.S. (2017): «Agent-based modelling, molluscan population dynamics, and archaeomalacology». *Quaternary International*, 427: 170-183. <https://doi.org/10.1016/J.QUAINT.2015.09.004>
- MÜHLBAUER, L.K.; SCHULZE, M.; HARPOLE, W.S.; CLARK, A.T. (2020): «gauseR: Simple methods for fitting Lotka-Volterra models describing Gause's "Struggle for Existence"». *Ecology and Evolution*, 10 (23): 13275-13283. <https://doi.org/10.1002/ece3.6926>
- NOGUERA, J.A. (2003): «¿Quién teme al individualismo metodológico? Un análisis de sus implicaciones para la teoría social», *Papers. Revista de Sociologia*, 69: 101-131. <https://doi.org/10.5565/rev/papers/v69n0.1285>
- OESTMO, S.; JANSSEN, M.A., y MAREAN, C.W. (2016): «Testing Brantingham's Neutral Model: The Effect of Spatial Clustering on Stone Raw Material Procurement», en J.A. BARCELÓ y F. DEL CASTILLO (eds.), *Simulating Prehistoric and Ancient Worlds*, Springer International Publishing: 175-188. https://doi.org/10.1007/978-3-319-31481-5_4
- OESTREICHER, C. (2007): «A history of chaos theory», *Dialogues in Clinical Neuroscience*, 9 (3): 279-289. <https://doi.org/10.31887/DCNS.2007.9.3/coestreicher>
- ORTEGA, D.; IBÁÑEZ, J.J., KHALIDI, L., MÉNDEZ, V., CAMPOS, D., TEIRA, L. (2014): «Towards a Multi-Agent-Based Modelling of Obsidian Exchange in the Neolithic Near East», *Journal of Archaeological Method and Theory*, 21 (2): 461-485. <https://doi.org/10.1007/s10816-013-9196-1>
- PARDO-GORDÓ, S. (2017): «Sistemas complejos adaptativos y simulación computacional en Arqueología», *Trabajos de Prehistoria*, 74 (1): 9-25.
- PAVÓN, J., LÓPEZ-PAREDES, A.; GALAN, J.M. (2012): «Modelado basado en agentes para el estudio de sistemas complejos (Agent Based Modeling for the Study of Complex Systems)», *SSRN Scholarly Paper*, 2252909.
- PEARL, J. (2009): *Causality* (Second Edition), Cambridge University Press.
- PFADENHAUER, M.; KNOBLAUCH, H. (2018): *Social Constructivism as Paradigm?: The Legacy of The Social Construction of Reality*, Routledge.
- PILETSKY, E. (2019): «Consciousness and Unconsciousness of Artificial Intelligence», *Future Human Image*, 11: 66-71.
- PREMO, L.S.; TOSTEVIN, G.B. (2016): «Cultural Transmission on the Taskscape: Exploring the Effects of Taskscape Visibility on Cultural Diversity», *PloS one*,

- 11 (9): e0161766. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0161766>
- PRIGOGINE, I. (1991): «New Perspectives on Complexity», en G.J. KLIR (ed.), *Facets of Systems Science*, Springer US: 483-492. https://doi.org/10.1007/978-1-4899-0718-9_33
- RAILSBACK, S.F.; GRIMM, V. (2011): *Agent-Based and Individual-Based Modeling: A Practical Introduction*, Princeton University Press.
- ROBINSON, D.T.; DI VITTORIO, A.; ALEXANDER, P.; ARNETH, A.; BARTON, C.M.; BROWN, D.G.; KETTNER, A.; LEMMEN, C.; O'NEILL, B.C.; JANSSEN, M.; PUGH, T.A.M.; RABIN, S. S.; ROUNSEVELL, M.; SYVITSKI, J.P.; ULLAH, I.; VERBURG, P.H. (2018): «Modelling feedbacks between human and natural processes in the land system». *Earth System Dynamics*, 9 (2): 895-914. <https://doi.org/10.5194/esd-9-895-2018>
- ROGERS, J.D. (2013): «Pastoralist Mobility and Social Controls In Inner Asia: Experiments Using Agent-Based Modeling», *Structure and Dynamics: eJournal of Anthropological and Related Sciences*, 6 (2).
- ROJAS CASTRO, A. (2013): *Las Humanidades Digitales: Principios, valores y prácticas*. <https://ruc.udc.es/dspace/handle/2183/12655>
- ROMANOWSKA, I. (2020): «From multi- to interdisciplinarity: A view from archaeology», en J. CARO, S. DÍAZ-DE LA FUENTE, V. AHEDO, D. ZURRO, M. MADELLA, J. M. GALÁN, L. R. IZQUIERDO, J. I. SANTOS y R. DEL OLMO (eds.), *Terra Incognita: Libro blanco sobre transdisciplinariedad y nuevas formas de investigación en el Sistema Español de Ciencia y Tecnología*, Pressbooks.
- ROMANOWSKA, I.; CRABTREE, S.A.; HARRIS, K.; DAVIES, B. (2019): «Agent-Based Modeling for Archaeologists: Part 1 of 3». *Advances in Archaeological Practice*, 7 (2): 178-184. <https://doi.org/10.1017/aap.2019.6>
- ROMANOWSKA, I.; WREN, C.D.; CRABTREE, S.A. (2021): *Agent-Based Modeling for Archaeology* (Electronic): SFI Press. <https://doi.org/10.37911/9781947864382>
- RUBIO-CAMPILLO, X. (2017): «El papel de la simulación en la arqueología actual», en D. JIMÉNEZ-BADILLO (ed.), *Arqueología computacional: Nuevos enfoques para la documentación, análisis y difusión del patrimonio cultural*, Secretaría de Cultura-Instituto Nacional de Antropología e Historia: 51-58.
- RUBIO-CAMPILLO, X.; CELA, J.M.; CARDONA, F.X.H. (2014): «The development of new infantry tactics during the early eighteenth century: A computer simulation approach to modern military history», en S.J.E. TAYLOR (ed.), *Agent-Based Modeling and Simulation*, Palgrave Macmillan UK: 208-230. https://doi.org/10.1057/9781137453648_11
- RUBIO-CAMPILLO, X.; MATÍAS, P.V.; BLE, E. (2015): «Centurions in the Roman Legion: Computer Simulation and Complex Systems», *The Journal of Interdisciplinary History*, 46 (2): 245-263.
- SAKAHIRA, F.; YAMAGUCHI, Y.; OSAWA, R.; KISHIMOTO, T.; OKUBO, T.; TERANO, T.; TSUMURA, H. (2020): «Generating Hypotheses on Prehistoric Cultural Transformation with Agent-Based Evolutionary Simulation», en *2020 Winter Simulation Conference (WSC)*: 194-205. <https://doi.org/10.1109/WSC48552.2020.9383855>
- SANTOS, J.I., PEREDA, M., ZURRO, D.; ÁLVAREZ, M.; CARO, J.; GALÁN, J.M.; BRIZ I GODINO, I. (2015): «Effect of resource spatial correlation and hunter-fisher-gatherer

- mobility on social cooperation in Tierra del Fuego», *PloS one*, 10 (4): e0121888. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0121888>
- SCHELLING, T.C. (1978): *Micromotives and macrobehavior*, Norton.
- SCHUSTER, K.; DUNN, S. (eds.): (2020): *Routledge International Handbook of Research Methods in Digital Humanities*, Routledge. <https://doi.org/10.4324/9780429777028>
- SMITH, M.E. (2015): «How can archaeologists make better arguments». *The SAA Archaeological Record*, 15 (4): 18-23.
- SNITKER, G. (2021): «Evaluating the Influence of Neolithic Agropastoral Land Use on Holocene Fire Regimes Through Simulated Sedimentary Charcoal Records», en S. PARDO-GORDÓ y S. BERGIN (eds.), *Simulating Transitions to Agriculture in Prehistory*, Springer International Publishing: 165-193. https://doi.org/10.1007/978-3-030-83643-6_9
- SORENSEN, A.C.; SCHERJON, F. (2018): «fiReproxies: A computational model providing insight into heat-affected archaeological lithic assemblages», *PloS one*, 13 (5): e0196777. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0196777>
- SOUSA, D.N.; CORREIA, L.; GARCIA-MARQUES, L. (2019): «The importance of memory for the success of cooperation under ecological adversity», *Adaptive Behavior*, 28 (4): 1-4. <https://doi.org/10.1177/1059712319872518>
- STEWART, P. (2001): «Complexity Theories, Social Theory, and the Question of Social Complexity», *Philosophy of the Social Sciences*, 31 (3): 323-360. <https://doi.org/10.1177/004839310103100303>
- STONEDAHL, F.; WILENSKY, U. (2010): *NetLogo Artificial Anasazi model*, Center for Connected Learning and Computer-Based Modeling, Northwestern University, <https://ccl.northwestern.edu/netlogo/models/ArtificialAnasazi>
- SWEDLUND, A.C.; SATTENSPIEL, L.; WARREN, A.L.; GUMERMAN, G.J. (2015): «Modeling Archaeology: Origins of the Artificial Anasazi Project and Beyond», en G. WURZER, K. KOWARIK y H. RESCHREITER (eds.), *Agent-based Modeling and Simulation in Archaeology*, Springer, Cham: 37-50. https://doi.org/10.1007/978-3-319-00008-4_2
- TURCHIN, P.; CURRIE, T.E.; TURNER, E.A.L.; GAVRILETS, S. (2013): «War, space, and the evolution of Old World complex societies». *Pnas*, 110 (41): 16384-16389. <https://doi.org/10.1073/pnas.1308825110>
- ULLAH, I.I.T.; CHANG, C.; TOURTELLOTTE, P. (2019): «Water, dust, and agropastoralism: Modeling socio-ecological co-evolution of landscapes, farming, and human society in southeast Kazakhstan during the mid to late Holocene», *Journal of Anthropological Archaeology*, 55: 101067. <https://doi.org/10.1016/j.jaa.2019.101067>
- VARIEN, M.D.; ORTMAN, S.G.; KOHLER, T.A.; GLOWACKI, D.M.; JOHNSON, C.D. (2007): «Historical Ecology in the Mesa Verde Region: Results from the Village Ecodynamics Project», *American Antiquity*, 72 (02): 273-299. <https://doi.org/10.2307/40035814>
- VERHAGEN, P. (2019): «Modelling the Dynamics of Demography in the Dutch Roman Limes Zone: A Revised Model», en P. VERHAGEN, J. JOYCE, y M. R.

- GROENHUIJZEN (eds.), *Finding the Limits of the Limes: Modelling Demography, Economy and Transport on the Edge of the Roman Empire*, Springer International Publishing: 43-59. https://doi.org/10.1007/978-3-030-04576-0_3
- VINCK, D. (2018): *Humanidades digitales: La cultura frente a las nuevas tecnologías*, Editorial GEDISA.
- WANG, H. (1955): «On formalization», en *Computation, Logic, Philosophy*, Springer: 3-12.
- WANGERSKY, P.J. (1978): «Lotka-Volterra Population Models», *Annual Review of Ecology and Systematics*, 9: 189-218.
- WATRALL, E. (2016): «Archaeology, the Digital Humanities, and the “Big Tent”», en M.K. GOLD y L.F. KLEIN (eds.), *Debates in the Digital Humanities 2016*, University of Minnesota Press: 345-358. <https://doi.org/10.5749/j.ctt1cn6thb.31>
- WENGER, E. (1999): *Communities of Practice: Learning, Meaning, and Identity*. Cambridge University Press.
- WHITE, A.A. (2013): «Subsistence economics, family size, and the emergence of social complexity in hunter-gatherer systems in eastern North America», *Journal of Anthropological Archaeology*, 32 (1): 122-163. <https://doi.org/10.1016/j.jaa.2012.12.003>
- WILENSKY, U. (1997): *NetLogo Wolf Sheep Predation model*, Center for Connected Learning and Computer-Based Modeling, Northwestern University.
- WILENSKY, U. (1999): *NetLogo*. Center for Connected Learning and Computer-Based Modeling, Northwestern University. <https://ccl.northwestern.edu/netlogo/>
- WILENSKY, U.; REISMAN, K. (2006): «Thinking Like a Wolf, a Sheep, or a Firefly: Learning Biology Through Constructing and Testing Computational Theories—An Embodied Modeling Approach.», *Cognition and Instruction*, 24 (2): 171-209. https://doi.org/10.1207/s1532690xci2402_1
- WINSBERG, E. (2010): *Science in the Age of Computer Simulation*, University of Chicago Press. <https://doi.org/10.7208/chicago/9780226902050.001.0001>
- WOBST, H.M. (1997): «Towards an “appropriate metrology” of human action in archaeology», en J. MCGLADE y S.E. VAN DER LEEUW (eds.), *Time, Process, and Structured Transformation in Archaeology*, Routledge: 426-448.
- WOODWARD, J. (2014): «Scientific Explanation», en L. SKLAR (ed.), *Physical Theory: Method and Interpretation*, Oxford University Press, Oxford: 9-39.
- WURZER, G.; KOWARIK, K.; RESCHREITER, H. (eds.) (2015): *Agent-based Modeling and Simulation in Archaeology*, Geographic Information Science, 7, Springer International Publishing. <https://doi.org/10.1007/978-3-319-00008-4>
- ZAHOOR, N., DONBESUUR, F.; CHRISTOFI, M.; MIRI, D. (2022): «Technological innovation and employee psychological well-being: The moderating role of employee learning orientation and perceived organizational support», *Technological Forecasting and Social Change*, 179: 121610. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2022.121610>

