

APLICACIÓN DE LA TEORÍA DE JUEGOS EN LA OPTIMIZACIÓN DE LA PROSPECCIÓN ARQUEOLÓGICA SUPERFICIAL: UN CASO DE ESTUDIO EN JESÚS DE MACHACA, LA PAZ, BOLIVIA.

UN EJEMPLO DE LA APLICACIÓN DE LA IA EN EL DISEÑO DE MODELOS CUANTITATIVOS EN ARQUEOLOGÍA

Carlos Lémuz Aguirre¹

<https://orcid.org/0009-0001-4055-1080>

Resumen

La teoría de juegos de estrategia es una disciplina económica y matemática que analiza la toma de decisiones en situaciones de interacción estratégica, donde intervienen dos o más agentes decisores (jugadores) y el resultado de un jugador, no sólo depende de sus propias acciones sino de las decisiones tomadas por los demás. Sus aplicaciones más exitosas han tenido lugar en los campos de la economía, la ciencia política y social, la biología, la estrategia militar y la exploración minera y petrolera. Su aplicación en la arqueología fue propuesta por Banning a principios del presente siglo, pero muy pocos han sido los esfuerzos por incorporarla en planificación de la investigación exploratoria superficial para optimizar la capacidad de detección en condiciones de recursos limitados. El presente artículo recoge la propuesta de Banning y la profundiza y desarrolla con apoyo de aplicaciones de Inteligencia Artificial, para diseñar un modelo predictivo aplicado a la prospección por cobertura total, operativizando su aplicación mediante instrumentos de programación y hojas electrónicas. El modelo es probado y ajustado con el empleo de datos obtenidos por la prospección arqueológica efectuada en la región de Khonkho Wankane en el marco del Proyecto Jacha Machaca.

Palabras clave: Teoría de Juegos, investigación operativa aplicada, Probabilidad de detección arqueológica, Prospección por cobertura total, Khonkho Wankane

Abstract

Game theory is an economic and mathematical discipline that analyzes decision-making in situations of strategic interaction, where two or more decision-makers (players) are involved and a player's outcome depends not only on their own actions but also on the decisions made by others. Its most successful applications have been in the fields of economics, political and social science, biology, military strategy, and mineral and oil exploration. Its application in archaeology was proposed by Banning at the beginning of this century, but very few efforts have been made to incorporate it into the planning of surface exploratory research to optimize detection capacity under conditions of limited resources. This article takes Banning's proposal and expands upon it with the support of Artificial Intelligence applications to design a predictive model applied to full-coverage prospecting, operationalizing its application through programming tools and spreadsheets. The model is tested and adjusted

¹ Sociedad de Arqueología de La Paz, Carrera de Arqueología, Universidad Mayor de San Andrés. clemuzaguirre@gmx.es

using data obtained from the archaeological prospecting carried out in the Khonkho Wankane region within the framework of the Jacha Machaca Project.

Keywords: *Game theory, applied operations research, archaeological detection probability, full-coverage prospecting, Khonkho Wankane*

Introducción

La prospección arqueológica es una técnica fundamental de la arqueología que comprende un conjunto de trabajos y procedimientos de campo dirigidos a la búsqueda, localización y registro de vestigios materiales del pasado. Emplea principalmente el recorrido pedestre y la detección visual como su principal técnica de inspección. Según los objetivos que la animan, pueden ser totales (Prospección por cobertura total), o parciales (Prospección dirigida o por muestreo).

Un factor común en casi todos los casos reportados en la historia de la implementación de la prospección por cobertura total es el alto costo, tiempo y esfuerzo que demanda, particularmente las exploraciones regionales o de áreas de gran tamaño (Parsons 2004). Esta desventaja ha promovido un mayor desarrollo y popularidad de otras técnicas, como la prospección dirigida (o intencional) y la prospección por muestreo, en las que se emplean herramientas estadísticas, ya sea para la elaboración de mapas predictivos, que ayuden a focalizar los esfuerzos, o el uso de técnicas de estratificación más sofisticadas, con mayor confiabilidad y menor error (Banning 2002). En este marco, juega un papel muy importante toda aquella innovación metodológica que tienda a maximizar la probabilidad de descubrimiento y minimizar los recursos empleados por un proyecto en su área de investigación.

El concepto de probabilidad de descubrimiento se refiere a la posibilidad que tiene una entidad arqueológica de ser hallada aplicando un método de prospección específico (recorrido pedestre, percepción remota, unidades de sondeo, etc.). Krakker y asociados (1983) definieron que esta probabilidad depende estrechamente de tres probabilidades: 1) La probabilidad de intersección, o la posibilidad de que el dispositivo de detección cruce físicamente el área de la entidad arqueológica; 2) La probabilidad condicional de encontrar la evidencia material, que indica que dado que el dispositivo de detección ha atravesado el sitio, este pueda identificar la presencia de rasgos o evidencia material arqueológica; y 3) La probabilidad condicional de reconocer la evidencia material como arqueológica, dado que han sido encontrados o detectados. Variables como la accesibilidad, la obstrusividad, la visibilidad, la forma en la que se dispone la evidencia material y la capacidad de detección del dispositivo y/o equipo de investigadores que efectúan la prospección son determinantes para establecer de manera realista la probabilidad de descubrir una determinada entidad arqueológica en concordancia con la definición establecida por el proyecto.

Pese al inicial rechazo que tuvo en los entornos tradicionales de la investigación superficial, la técnica de prospección dirigida (o intencional), ha incrementado significativamente su aceptación y aplicación, tanto en los estudios de investigación pura, como en aquellos vinculados a la arqueología preventiva. Esta técnica aprovecha la información antecedente que puede mejorar las posibilidades de encontrar la evidencia arqueológica de interés, equilibrando los costos del

estudio y los riesgos de pasar por alto los componentes que forman parte de la evidencia arqueológica buscada (Banning 2002b: 341).

En los últimos 40 años el desarrollo de modelos matemáticos y estadísticos empleados para planificar las prospecciones arqueológicas viene teniendo un ritmo muy interesante y productivo. Modelos provenientes de la disciplina económica de Investigación de operaciones aplicados inicialmente a la búsqueda óptima de exploraciones geológicas (petrolera y minera), el hallazgo de objetivos históricos de la segunda guerra mundial o rescates de naufragos en alta mar, que dan cuerpo al desarrollo de una línea denominada Teoría de la búsqueda, no llamaron suficientemente la atención de quienes estuvieron a la cabeza de los avances teóricos y metodológicos de esta sección de la disciplina arqueológica (Kintigh 1988, Krakker et al 1983, Plog et al 1978).

Banning (2002b) sugería que los recientes avances en la teoría de búsqueda como la aplicación de los algoritmos genéticos, y los estudios clásicos de optimización, como los enfoques bayesianos y la teoría de juegos, se presentaban potencialmente aplicables a las búsquedas en arqueología. No obstante, limitaciones en el desarrollo matemático y dificultades en su adaptación a los contextos y variables arqueológicas han retrasado enormemente su aplicación en una mayor escala en las investigaciones superficiales recientes.

Otras líneas metodológicas que plantean similares objetivos, como la del modelado predictivo a partir de información espacial previa se remontan principalmente al auge de la arqueología procesual de finales de los años 60, que siguió a las trascendentales innovaciones lideradas por Gordon Willey (1953) en el Valle del Virú. No obstante, su popularización en la arqueología norteamericana se dio desde mitad de la década de los años 70, mucho antes de la aparición de los Sistemas de Información Geográfica (SIG). Hasta entonces los enfoques estadísticos, de análisis multivariante y de cartografía simple (no cuantitativa) se habían utilizado con éxito, principalmente en el ámbito de la arqueología preventiva (también identificado como “Manejo de Recursos Culturales en los Estados Unidos). Resulta relevante el desarrollo que alcanzaron los modelos inductivos (o correlativos), basados en la extrapolación estadística de variables ambientales (distancia al agua, tipo de suelo, altura, etc.), a partir de sitios arqueológicos previamente documentados y el uso de herramientas estadísticas como la regresión logística (Verhagen y Whitley 2012); así como los modelos deductivos (o explicativos) basados en hipótesis sobre el comportamiento humano y la elección de lugares para su asentamiento.

Con la aparición y desarrollo de los programas de SIG en los años 90, el uso de los modelos predictivos se aceleró significativamente (Verhagen y Whitley 2012, Fernández 2009), aunque también fueron objeto de intensa crítica por parte de la arqueología académica, que observó su marcado determinismo ambiental, en detrimento de argumentos de origen cultural y la extrema reducción del comportamiento cultural a parámetros matemáticos (Whitley 2004, Ebert y Singer 2004).

Tanto la teoría de búsqueda como los modelos predictivos han tenido un éxito creciente dentro de la arqueología preventiva, debido a su eficacia para facilitar la toma de decisiones y ahorrar los costos en la exploración de entidades de valor patrimonial. Contrariamente la academia (particularmente desde ópticas post procesualistas), ha criticado su uso por considerar que estos acusaban de una

notable “pobreza teórica” (Verhagen y Whitley 2012). Recientemente este sector se ha nutrido de importantes esfuerzos por reintegrar la teoría académica en el modelado, tal que estos no sean sólo formulas operativas dirigidas a favorecer la detección, sino herramientas para probar teorías espaciales y generar narrativas sobre como las poblaciones seleccionaban sus entornos de asentamiento desde una perspectiva cognitiva (Ibid.: 88)

La inteligencia artificial ha avanzado drásticamente en los últimos dos años, dejando atrás las limitaciones de los algoritmos de los sistemas SIG y los modelos matemáticos que tradicionalmente restringían su uso abierto. Esto ha convertido a las aplicaciones cartográficas y modelos cuantitativos en recursos accesibles para todo tipo de investigadores. En este marco, tales herramientas están siendo nuevamente empleadas para explorar mayor número de variables que determinan el comportamiento humano, incluyendo variables cualitativas y de orden estratégico, pertenecientes a dominios de naturaleza cultural.

El presente artículo, explora la utilidad de la Inteligencia Artificial para aplicar la teoría de juegos a la búsqueda arqueológica y la prospección dirigida. Este desarrollo de la investigación operativa se presenta como una rama del análisis matemático y la economía, que estudia la toma de decisiones en situaciones donde los resultados que devienen de las decisiones que toma un individuo o entidad dependen no solo de sus propias acciones, sino también de las decisiones de otros participantes. Se centra en analizar como los agentes racionales (personas, empresas, países, etc.) eligen estrategias para maximizar sus beneficios o minimizar sus pérdidas en contextos de interacción estratégica.

Edward B. Banning en su libro *Archaeological Survey* de 2002 (Banning 2002: 152) presenta, en una breve sección, una potencial formulación de la teoría de juegos de suma cero a la búsqueda arqueológica, u optimización de una búsqueda, que es en sí, una de las estrategias empleadas dentro del tipo de prospección dirigida o intencionada, surgida como una opción intermedia entre la prospección por cobertura total y la prospección por muestreo dentro de los estudios superficiales exploratorios, tanto para la investigación por objetivos como para la prospección de rasgos arqueológicos patrimoniales.

El presente artículo desarrolla detalladamente la propuesta del uso de la teoría de juegos, esquematizada inicialmente por Banning (2002), para optimizar la probabilidad de descubrimiento en una prospección por cobertura total, calibrando el modelo con datos de una prospección efectuada en la localidad de Khonkho Wankane, municipio de Jesús de Machaca, Bolivia, en el año 2001 (Lémuz 2011). El modelo es desarrollado con ayuda de la IA y el programa Python, para luego ser exportado a una planilla en Excel, como una herramienta factible para ser aplicado en la planificación o evaluación de proyectos de prospección superficial.

Metodología

Cuando un modelo matemático o conceptual desarrollado para un campo del conocimiento específico, puede también ser aplicado a otro con el mismo grado de fidelidad y eficacia, debido a la existencia de una misma estructura lógica subyacente, puede ser considerado como un modelo sistémicamente isomórfico, tal como lo establece la Teoría General de Sistemas de Ludwig von Bertalanffy (1968). Este fenómeno se presenta cuando dos disciplinas diferentes pueden emplear exactamente el mismo modelo matemático porque los fenómenos que ambos

estudian poseen la misma estructura organizativa, pese a que pertenecen a mundos distintos.

En este sentido, la construcción de un modelo aprovechando el isomorfismo existente entre los fenómenos a los que responde, requiere de cumplir con los procesos empleados para el diseño de un modelo matemático genérico. Esto es, primeramente, conceptualizar el modelo a partir de una abstracción de la realidad; la formulación del modelo matemático; la implementación de un proceso computacional o de simulación; y finalmente, enfrentar el modelo con la realidad, es decir, obtener una prueba empírica o su validación con datos reales. Sobre la base de los resultados, se puede proseguir con un análisis de sensibilidad para llevar adelante la refinación del modelo corrigiendo probables errores y finalmente, simplificar su aplicación y compartirlo con el ámbito que lo empleará para su continua mejora y adaptación a las diferentes circunstancias o variantes que puedan existir.

Banning (2002, 2002b) definió claramente la conceptualización del problema de la detección en una prospección arqueológica y como este puede ser abordado a partir del modelo de juegos de estrategia. Primeramente, identificando a los actores; luego, definiendo el espacio, estableciendo las variables de decisión, para finalmente, formular una función de pago, tal como lo solicita la investigación de operaciones. Aquí los conceptos clave de la Teoría de Juegos son (Pérez et al 2004):

1. Los jugadores, que son los participantes que toman decisiones
2. Las estrategias, que contiene las posibles acciones o planes que cada jugador puede elegir
3. La matriz de pagos, que muestra los resultados o beneficios (positivos o negativos) que cada jugador obtiene según las combinaciones de estrategias
4. La caracterización del Equilibrio, que expone las situaciones donde ningún jugador obtiene los suficientes incentivos para cambiar su estrategia (Este es conocido en la literatura matemática como “equilibrio de Nash”)
5. Tipo de juego, que puede ser de 4 tipos: a) Cooperativos, donde los jugadores pueden formar coaliciones; b) No cooperativos, en el que los jugadores actúan de manera independiente, buscando su propio interés; c) Juegos de suma cero, que implica que lo que gana un jugador, lo pierde otro; y d) Juegos de suma no cero, en el que los resultados no son necesariamente opuestos, y puede haber beneficios mutuos.

Los supuestos fundamentales son: a) Racionalidad, que indica que los jugadores buscan maximizar su función de pago (utilidad) dadas sus creencias sobre las acciones de los demás; b) Conocimiento común, que establece que los jugadores conocen las reglas del juego, las estrategias disponibles y las funciones de pago de todos los jugadores, y además saben que los demás también tienen conocimiento de aquello; y c) Interdependencia, que establece que el resultado de un jugador depende , no solo de su propia estrategia, sino también de las estrategias de los demás jugadores.

La Teoría de juegos de estrategia se adapta a condiciones de incertidumbre mediante extensiones matemáticas que incorporan probabilidades, información incompleta y riesgos. Este es justamente el tipo de juego que se adapta mejor a la situación que enfrenta la prospección arqueológica como una técnica de descubrimiento.

La teoría de juegos de estrategia es susceptible de aplicar a la prospección arqueológica superficial modelándola como un problema de búsqueda óptima bajo incertidumbre (Banning 2002b), donde el arqueólogo (o el equipo de prospección) actúa como un "buscador", que selecciona estrategias para maximizar la probabilidad de descubrimiento de sitios arqueológicos, mientras que la "naturaleza" (o un adversario hipotético) actúa como un "ocultador", que dispone de los sitios arqueológicos, o entidades de descubrimiento, de manera que se minimice la posibilidad de detectarlo. Este enfoque se inspira en la teoría de búsqueda óptima (descrita en párrafos precedentes) y en extensiones de la Teoría de Juegos no cooperativos bajo información incompleta (Juegos Bayesianos) (Pérez et al 2004). Se consideró un juego de suma cero contra la naturaleza, donde el buscador selecciona estrategias (espaciamento entre transectos d y velocidad de avance v) para maximizar su pago esperado, mientras la naturaleza "elige" adversariamente o probabilísticamente el tamaño y ubicación de los sitios. Se emplearon dos enfoques complementarios: a) Bayesiano, que utiliza la distribución empírica observada de tamaños de sitios; y b) Adversarial (minimax): prioriza el peor caso (sitios más pequeños) (Ibid.).

La prospección superficial por cobertura total implica caminar sistemáticamente el área (e.g., en transectos paralelos), pero el término "cobertura total" es ilusorio debido a la escala en el que se opera: sitios pequeños pueden no intersectarse si el ancho del transecto es mayor que el diámetro del sitio.

La probabilidad de descubrimiento ($P(D)$) de un sitio (Krakker et al 1983:479) se descompone en la cadena de probabilidades condicionales clásica de la prospección superficial:

$$P(D) = P(I) \times P(\text{det} | I) \times P(R | \text{det})$$

donde:

$P(I)$: probabilidad geométrica de intersección del transecto con el sitio, calculada como $P(I) = \min\left(1, \frac{2r}{d}\right)$ asumiendo sitios de forma circular (Banning, 2002; Kvamme, 2006).

$P(\text{det} | I)$: probabilidad de detección visual dado que el transecto intersecta el sitio, modelada mediante una función de decaimiento exponencial $e^{-\lambda v}$, donde λ es un parámetro calibrado empíricamente.

$P(R | \text{det})$: probabilidad de reconocimiento arqueológico, considerada cercana a 1 debido al alto nivel de capacitación y homogeneidad del equipo.

El esquema de pagos y el equilibrio se definen de la siguiente manera:

Pagos: Para el buscador, el pago es la utilidad esperada $E[U] = E[\text{sitios descubiertos}] - \text{costos}$. Para el ocultador, es el negativo (juego de suma cero).

Equilibrio: Usar el minimax (el buscador maximiza el mínimo pago garantizado contra el peor caso del ocultador) o un equilibrio de Nash en versiones bayesianas, donde se incorporan creencias probabilísticas sobre la "estrategia" de la naturaleza.

Esto se modela como un juego de suma cero contra la naturaleza o un juego bayesiano, si hay información incompleta sobre la distribución de sitios.

Este ejercicio matemático hace el esfuerzo por optimizar el diseño de prospecciones bajo diferentes restricciones, como por ejemplo presupuesto limitado y tiempo, formulando opciones de estrategia que equilibren la intensidad o calidad de cobertura con costos que significa cada incremento marginal. Su exploración se inspira en el trabajo de E.B. Banning (2002b) denominado "*Archaeological survey as optimal search*", que desarrolla la potencial aplicación de la teoría de juegos para tratar la prospección arqueológica, modelando el problema probabilidad de descubrimiento como un juego de dos personas con minimax. Integra incertidumbre ambiental y humana, mejorando los modelos predictivos tradicionales basados solamente en criterios aplicados a los Sistemas de Información Geográfico. Este enfoque transforma la prospección arqueológica de un proceso descriptivo a uno estratégico, permitiendo simulaciones para escenarios reales.

El presente trabajo desarrolla el modelo matemático, cuya formulación y ejemplos de prueba, se hicieron de manera interactiva con el auxilio de aplicaciones de inteligencia artificial como Gemini (2026) y Grok (2026). Esta formulación fue inicialmente procesada con un ejemplo hipotético genérico y posteriormente calibrada con información proveniente de la prospección de la región del entorno del sitio de Khonkho Wankane, perteneciente al Municipio de Jesús de Machaca, cuenca sur del Lago Titicaca. El enfoque modeló la prospección como un juego bajo incertidumbre entre dos actores: el arqueólogo (buscador) y la "naturaleza" (ocultador), representada por la distribución espacial y métrica de los sitios arqueológicos. El objetivo principal fue maximizar la utilidad esperada, definida como el número de sitios descubiertos menos los costos operativos, bajo restricciones presupuestarias y ambientales.

El primer paso fue definir los parámetros del modelo: a) Se definieron tres clases de sitios según su tamaño promedio (0.5 ha, 2 ha y 5 ha), calculándose para cada uno de ellos radios de círculos equivalentes. Esta primera suposición simplificada se hizo con base a la forma equivalente identificada con mayor frecuencia en la prospección. Sin embargo, las formas irregulares, elípticas y semirectangulares estuvieron presentes en menor medida.

El parámetro λ se calibró en 1.2 a partir de los datos de la prospección de 2001, integrando visibilidad y obstrusividad. La función de utilidad (U) se definió como

$$U = N \times P(D) - k \times C$$

donde N es el número estimado de sitios, C es el costo total derivado del tiempo necesario para cubrir el área (calculado a partir de horas efectivas, número de caminantes, d y v), y k es el factor de conversión costo-utilidad (0,0174), calibrado para equilibrar el caso base.

Se construyó una hoja de cálculo en Microsoft Excel que integra:

1. Sección de entradas del usuario (área, costos, visibilidad, obstrusividad, modo de juego, rangos de d y v).
2. Tabla de distribución de sitios con proporciones y radios.
3. Cálculo de $P(I)$ por clase de sitio en celdas auxiliares.
4. Grilla de evaluación sistemática de combinaciones de d (5-300 m) y v (0,1-2,0 m/s).

5. Cálculo automático de sitios esperados, costos y utilidad para cada combinación.

La optimización se realizó mediante enumeración exhaustiva en la grilla y validación adicional con Solver de Excel, buscando maximizar U bajo las restricciones operativas reales. Se evaluaron tanto el escenario bayesiano (distribución ponderada) como el adversarial (peor caso).

El modelo asume la racionalidad del buscador y formas circulares aproximadas para los sitios. No incorpora variabilidad espacial no estacionaria, ni factores culturales de visibilidad diferencial, aspectos que deberán abordarse en futuros refinamientos mediante su integración a modelos predictivos mapeados en SIG o ajuste espacial a base de un muestreo estratificado.

Se utilizó el modelo Gemini (Google) para ayudar en la estructuración de la revisión bibliográfica y la formulación del modelo matemático de juegos de estrategia en una interacción conversacional entre el 24 y 31 de mayo de 2026.

Consideramos que esta metodología permite tomar decisiones estratégicas informadas sobre el diseño de prospecciones, equilibrando exhaustividad, costo y probabilidad de descubrimiento en contextos de recursos limitados, tal como los que tenemos en el paisaje altiplánico de la cuenca del Lago Titicaca.

Resultados

Una vez identificados los parámetros equivalentes de una prospección respecto del modelo estándar de juegos de estrategia y seleccionado el tipo de juego que se corresponde con mayor fidelidad al problema que se enfrenta en la detección de sitios en una prospección arqueológica, con ayuda de la IA (Conversación con Grok, xAI, entre el 15 de agosto de 2025 y el 24 de mayo de 2026), se describe el procedimiento de cálculo con base en datos hipotéticos genéricos.

Supongamos un área de prospección rectangular de tamaño $A = 1000 \times 1000$ metros (1 km^2), con un sitio arqueológico potencial de radio r (tamaño variable, modelado por el ocultador). El buscador realiza la cobertura por transectos paralelos con espaciamiento d (estrategia elegida). Asumimos cobertura "total" en teoría, pero probabilística en la práctica. Se tiene un presupuesto limitado, con un costo proporcional al número de transectos (esfuerzo de inspección).

El juego es de suma cero contra la naturaleza, que quiere decir que el buscador maximiza $P(D)$, el ocultador minimiza $P(D)$ eligiendo r .

El primer paso es definir las probabilidades de la cadena de Krakker:

- $P(I)$: Probabilidad de intersección. Para un sitio circular de radio r y transectos espaciados en d , si $d < 2r$, $P(I) = 1$ (seguro intersectar); Si $d > 2r$, $P(I) = \frac{2r}{d}$ (aproximación geométrica: la amplitud de detección es $2r$, dividida por espaciamiento d).

Esto surge de la geometría de búsqueda; el sitio se intersecta si un transecto pasa dentro del círculo de radio r . Asumimos ubicación aleatoria uniforme del sitio.

- $P(\text{det} | I)$: Probabilidad de detección dado que fue intersectado. Depende de la visibilidad y velocidad del caminante. Asumamos $P(\text{det} | I) = e^{(-\lambda v)}$, donde v es la velocidad (m/s), λ un parámetro de atenuación (Ejemplificando: $\lambda = 0.1$, implica baja detección a alta velocidad).
- $e^{(-\lambda v)}$, es una función de decaimiento exponencial simple, no una distribución completa. Es derivada de modelos exponenciales en teoría de detección y búsqueda, donde representa cómo una probabilidad disminuye de manera continua con una variable (en este caso, la velocidad v)

El Modelo exponencial común en teoría de búsqueda indica que la cobertura pedestre a mayor velocidad reduce la atención en los objetos que se pueden observar.

- $P(R | \text{det})$: Probabilidad de reconocimiento. Depende del entrenamiento del equipo. Asumamos $P(R | \text{det}) = 0.8$ (fijo para simplicidad, pero podría variar con la estrategia).
- Probabilidad total: $P(D) = P(I) \times P(\text{det} | I) \times P(R | \text{det})$.

Un segundo paso consiste en definir las estrategias y los pagos

- Estrategias del buscador: Elegir d (espaciamiento del transecto, que puede ser de 5m, 10m, 20m o más) y v (velocidad de avance, por ejemplo 1 m/s lenta, 2 m/s rápida). Costo $C = \frac{L}{d} \times \frac{A}{Lv}$ (número de transectos $\frac{1000}{d}$, tiempo por transecto $\frac{1000}{v}$), que simplificado resulta $C = \frac{1000^2}{dv}$ (unidades arbitrarias).
- Estrategias del ocultador: Elegir r (tamaño del sitio, por ejemplo: 2m pequeño, 5m mediano, 10m grande), asumiendo distribución adversarial.
- Pago para buscador: $U = P(D) - kC$, donde $k = 0.001$ (factor de costo). Para ocultador: $-U$.

El tercer paso es construir una matriz de costos:

Podemos asumir valores discretos en las combinaciones:

1. Estrategias buscador: S1 ($d=5\text{m}$, $v=1$ m/s), S2 ($d=10\text{m}$, $v=1.5$ m/s), S3 ($d=20\text{m}$, $v=2$ m/s). A tamaños más grandes de sitio, velocidades mayores
2. Estrategias ocultador: H1 ($r=2\text{m}$), H2 ($r=5\text{m}$), H3 ($r=10\text{m}$).

Calculemos $P(D)$ para cada combinación:

- Para S1 vs. H1: $P(I) = \frac{2 \times 2}{5} = 0.8$, $P(\text{det} | I) = e^{(-0.1 \times 1)} \approx 0.905$,

- $P(R | \text{det}) = 0.8$, así, $P(D) = 0.8 \times 0.905 \times 0.8 \approx 0.579$. $C = \{1000^2\} / \{5 \text{ m/s} \times 1\} = 200000$, $U = 0.579 - 0.001 \times 200000 = 0.579 - 200 = -199.421$.
- Esta acción se repite para todas las combinaciones
- Matriz de pagos (U para buscador, redondeada):

	H1 (r=2)	H2 (r=5)	H3 (r=10)
S1 (d=5,v=1)	-199.42	-199.35	-199.28
S2 (d=10,v=1.5)	-66.15	-66.03	-65.91
S3 (d=20,v=2)	-24.65	-24.50	-24.35

Explicación: Para cada celda, calcular $P(I) = \min(1, 2r/d)$, $P(\text{det} | I) = \exp(-0.1 v)$, $P(D) = \text{producto} \times 0.8$, $U = P(D) - 0.001 \times (1000^2 / (d v))$. Costos dominan, pero $P(D)$ aumenta con r pequeño en d estrecho.

El cuarto paso es encontrar el equilibrio (Minimax)

1. El buscador maximiza el mínimo U por fila: Min de S1: -199.42, S2: -66.15, S3: -24.65. Maximin = -24.65 (elige S3).
2. Ocultador minimiza el máximo U por columna: Pero como adversarial, el equilibrio minimax es donde $\max_min = \min_max$.
3. Aquí, el valor del juego es -24.65 (S3 vs. H1), ya que para S3, min es -24.65 (peor caso H1), y es el máximo entre mínimos.
4. El criterio Minimax asegura estrategia robusta contra el peor caso (sitios pequeños). Para llegar al resultado se identifica el mínimo por fila y luego el máximo de los valores mínimos encontrados.

El cuarto paso es la interpretación y la extensión

- La estrategia óptima es S3 (espaciamiento amplio, velocidad alta) para minimizar pérdidas en el peor caso (sitios pequeños, baja $P(I)$).
- En la práctica, se puede iterar con más estrategias o usar la modalidad de optimización continua, que implica maximizar la función de utilidad:
 $E[U] = \int P(D | r) f(r) dr - kC$; donde $f(r)$ es densidad bayesiana si se entiende que la naturaleza es no adversarial.

Tal como se explica el modelo, que va de la cadena de probabilidades de Krakker et al(1983) a la matriz de costos, que es donde se identifica el equilibrio, aspecto que orienta la toma de decisiones para la planificación de una prospección real.

Aplicación del modelo a datos de la prospección de cobertura total del entorno del sitio de Khonkho Wankane, Municipio de Jesús de Machaca

Para la aplicación y calibración del modelo, se emplearon datos de una prospección previa de 44 km² en el entorno del sitio de Khonkho Wankane, municipio de Jesús de Machaca (La Paz). En dicha campaña se registraron 127 sitios arqueológicos, de los cuales el 82,68 % tenían menos de 1 ha, el 13,39 % entre 1 y 3 ha y el 3,94 % más de 3 ha. Se estimó un total real de aproximadamente 230 sitios (densidad $\approx 5,23$ sitios/km²) ajustando por la tasa de detección observada. La visibilidad promedio fue del 60-70 %, la obstrusividad del 15 % y la accesibilidad del 100 %. La prospección se realizó con transectos paralelos de 20 m de espaciamiento y un avance diario promedio de 1,5 km². El costo operativo fue de 250 \$US por día (Lémuz 2011, 2018)

En este caso:

Se tiene dos jugadores:

1. El Buscador (Equipo de Prospección): Elige estrategias como el espaciamiento entre transectos (d) y la velocidad de caminata (v), para equilibrar la cobertura, la detección y los costos (250 \$US/día).
2. El Ocultador (Naturaleza): Representa la variabilidad en tamaños de sitios (pequeños <1 ha, medianos 1-3 ha, grandes >3 ha), con proporciones observadas (82.68% pequeños, 13.39% medianos, 3.94% grandes). En un enfoque bayesiano, se usa la distribución conocida; en una adversarial, se elige el peor caso.

Se definen las estrategias

Buscador: Variar d (5-300 m) y v (0.1-2.0 m/s), afectando la tasa de cobertura $R \propto d v$ (basado en datos: 1.5 km²/día con $d=20$ m, $v \approx 0.5$ m/s, equipo equivalente a ~ 7 prospectores en cobertura).

Ocultador: "Coloca" sitios con radios r aproximados (circularizados): $r_{\text{pequeño}} \approx 39.89$ m (promedio 0.5 ha), $r_{\text{mediano}} \approx 79.79$ m (2 ha), $r_{\text{grande}} \approx 112.84$ m (4 ha asumido).

Se calculan las probabilidades de detección en condiciones de incertidumbre

$$P(D) = P(I) \times P(\text{det} | I) \times P(R | \text{det}).$$

$P(I) = \min(1, 2r/d)$ (probabilidad geométrica de intersección).

$P(\text{det} | I) = \exp(-\lambda v)$, con $\lambda = 1.2$ calibrado² para que en $v = 0.5$ m/s, $P(\text{det} | I) \approx 0.5525$ (integrando visibilidad 65% y obstrusividad como 85% efectiva).

$P(R | \text{det}) \approx 1$ (equipo capacitado y homogéneo).

Número real de sitios estimado en ~ 230 (127 observados / 0.5525), densidad ~ 5.23 sitios/km².

Se construye la matriz de pagos y optimización

Área fija (44 km²), costo = 72,750 / ($d v$) \$US (derivado de los datos).

² Calibración de $P(\text{det} | I)$: $\exp(-\lambda v)$. Con visibilidad 65% y obstrusividad 15% (efectiva 85%), $P(\text{det} | I) \approx 0.65 \times 0.85 = 0.5525$ en $v = 0.5$ m/s (inferido de tasa 1.5 km²/día con ~ 7 prospectores). Resolviendo $\exp(-\lambda \times 0.5) = 0.5525 \rightarrow \lambda \approx 1.2$.

Utilidad $U = \text{sitios esperados} - k \times \text{costo}$, con $k=0.0174$ (calibrado para $U=0$ en caso base: 127 sitios, Aproximadamente 7,275 \$US).

Sitios esperados = $230 \times \exp(-1.2 v) \times \sum p_{\text{tipo}} \min(1, 2 r_{\text{tipo}} / d)$.

Para la optimización, se maximiza U variando d y v (búsqueda numérica), asumiendo una distribución conocida (bayesiano) para reflejar datos reales.

Esta función es de gran importancia para definir una estrategia en campo debido a que permite optimizar los recursos bajo condiciones de incertidumbre, integrando datos locales. Para una simulación destinada a equilibrar compensaciones se observa claramente que un “ d ” amplio reduce costos, pero baja $P(I)$ para sitios pequeños; mientras que una v lenta aumenta $P(\text{det} | I)$ pero eleva los costos.

Si hacemos un ejercicio numérico, que en la práctica pasa por efectuar la búsqueda en una grilla de datos, tenemos:

- Variamos $d=5$ a 300 m (paso 5), $v=0.1$ a 2.0 m/s (paso 0.1).
- Calculamos la U para cada par y seleccionamos el máximo.
- El resultado que se obtiene es: Valor óptimo de la utilidad en $d=80$ m, $v=0.3$ m/s.
- $\exp(-1.2 \times 0.3) = \exp(-0.36) \approx 0.6977$.
- Sitios esperados = $230 \times 0.6977 \times 1 \approx 160.47$ (ajustado por redondeo a 160.11 en código).
- Costo = $72,750 / (80 \times 0.3) = 72,750 / 24 \approx 3,031$ USD.
- $U \approx 160.11 - 0.0174 \times 3,031 \approx 160.11 - 52.74 \approx 107.37$ (máximo).

Interpretación de los datos y análisis de sensibilidad:

Dados los resultados obtenidos para la estrategia óptima entregada por el modelo podemos observar e interpretar los siguientes criterios y justificaciones:

Parámetros óptimos

$d = 80$ m (4 veces el espaciamiento base). El espaciamiento óptimo entre transectos paralelos pasó de 20 m (usado en la prospección del año 2001) a 80 metros. Esto significa que los prospectores se separan cuatro veces más que antes.

$v = 0.3$ m/s (0.6 veces la velocidad base). La velocidad de caminata óptima es de 0,3 metros por segundo, que equivale aproximadamente a una caminata lenta y cuidadosa (casi el doble de lenta que la velocidad base estimada de 0,5 m/s).

El modelo encontró que este equilibrio maximiza la utilidad neta (sitios descubiertos menos costos). Un espaciamiento más amplio reduce drásticamente el tiempo y costo de cubrir el área, mientras que una velocidad más lenta compensa aumentando la probabilidad de detectar artefactos cuando se cruza un sitio.

Probabilidad de intersección ($P(I) \approx 1$)

Significa que, incluso con transectos separados cada 80 metros, la probabilidad de que al menos un transecto cruce un sitio arqueológico sigue siendo casi 1 (casi segura) para la mayoría de los sitios.

Esto ocurre porque el radio promedio de los sitios pequeños (los más comunes) es de $\approx 39,89$ m. Por lo tanto, el diámetro efectivo es ≈ 80 m. Al poner los transectos cada 80 m, todavía se intersecta casi todos los sitios pequeños, y por supuesto también los medianos y grandes.

Según esto no sería necesario caminar con transectos muy juntos (como 20 m) para “detectar” la mayoría de los sitios. Se puede ampliar significativamente el espaciamiento sin perder mucha cobertura geométrica.

Probabilidad de detección dado intersección ($P(det|I) \approx 0.70$)

En el caso base ($v = 0,5$ m/s), esta probabilidad estaba calibrada en $\approx 0,55$.

Al reducir la velocidad a $0,3$ m/s, la probabilidad de que el arqueólogo realmente vea los artefactos cuando cruza el sitio aumenta a aproximadamente $0,70$.

Razones:

- A menor velocidad, el caminante dedica más tiempo de observación al suelo.
- El modelo usa la función exponencial $e^{-\lambda v}$, donde una reducción en v produce un aumento significativo en la detección (debido al comportamiento exponencial).

En tal sentido cobra fuerza que la mayor ganancia no viene de caminar más cerca (menor d), sino de caminar más despacio y con mayor atención.

Tasa de cobertura ($R \approx 3,6$ km²/día)

- Caso base: $1,5$ km² por día (con $d=20$ m y $v=0,5$ m/s).
- Caso óptimo: $\approx 3,6$ km² por día.

Cálculo:

$$\begin{aligned} \text{Tasa nueva} &= \text{Tasa base} \times (d \text{ nuevo} / d \text{ base}) \times (v \text{ nuevo} / v \text{ base}) \\ &= 1,5 \times (80/20) \times (0,3/0,5) \\ &= 1,5 \times 4 \times 0,6 \\ &= 3,6 \text{ km}^2/\text{día} \end{aligned}$$

Es decir que, aunque se camina más lento (factor $0,6$), el espaciamiento mucho mayor (factor 4) compensa con creces, permitiendo cubrir el terreno $2,4$ veces más rápido que antes. Esto es el corazón de la compensación estratégica del modelo.

Según el modelo, la mejora general obtenida implica un número mayor de sitios esperados: Aumentan de 127 a ≈ 160 sitios ($+33$ sitios, es decir, $+26\%$); El costo total se reduce aproximadamente un 58% (de ≈ 7.275 USD a ≈ 3.031 USD para los 44 km²). Con lo que concluye que se descubren más sitios gastando mucho menos dinero y la eficiencia mejora notablemente porque se reduce el esfuerzo innecesario (transectos muy densos) y se concentra el esfuerzo donde realmente importa: mayor atención visual (velocidad más lenta).

El análisis de sensibilidad indica que si la obstrusividad es mayor (más vegetación, suelo suelto, etc.), la probabilidad de detección baja más rápido por lo tanto el parámetro λ aumenta, y por tanto el modelo va a recomendar una velocidad aún más lenta (v más baja) para compensar.

Si el presupuesto es fijo (en lugar de área fija): El modelo cambiaría de estrategia: buscaría maximizar el número de sitios dentro del presupuesto disponible, posiblemente cubriendo menos área, pero con mayor intensidad.

En cuanto a posibles cambios en la visibilidad, el modelo indica que si la visibilidad mejora (por estación seca, por ejemplo), el óptimo tendería hacia mayor velocidad y mayor espaciamiento.

Limitaciones del modelo

El modelo asume sitios circulares: En realidad, muchos sitios tienen formas irregulares. Esto puede sobrestimar o subestimar $P(I)$ ligeramente.

Establece una distribución fija: Usa las proporciones observadas en la prospección anterior (82,7% pequeños, etc.). Si en otra zona la proporción de sitios pequeños es mayor, los resultados cambian.

Emplea el modo Adversarial puro: Si se considera el peor caso posible (la naturaleza “coloca” solo sitios muy pequeños), el óptimo se desplaza hacia un d menor (posiblemente entre 50-60 m o menos) para garantizar la intersección. Aquí también se debe tomar en cuenta un ajuste en los parámetros del modelo de búsqueda que asume una variación de “ d ” entre 5 y 300 metros, lo cual no es un valor corriente en trabajos de prospección por cobertura total, que por lo general suelen variar entre 10 y 60 metros, como extremos.

El modelo no considera heterogeneidad espacial: Es decir, asume que los sitios están distribuidos uniformemente. En la realidad, factores como proximidad a agua o topografía pueden concentrar sitios en ciertas zonas (lo que podría justificar un muestreo estratificado).

Conclusiones

El ejercicio expuesto en el presente artículo (desarrollado y optimizado en colaboración con Grok, una inteligencia artificial creada por xAI, entre los meses de agosto y septiembre de 2025), demuestra que la Teoría de Juegos de Estrategia, combinada con principios de la Teoría de búsqueda óptima como lo plantea Banning (2002b), constituye una herramienta de gran potencial y práctica para optimizar la planificación de prospecciones arqueológicas superficiales por cobertura total. Su validación con datos de la prospección de la Prospección de Jesús de Machaca de 2001 (Lémuz 2011) permitió explorar una estrategia más eficiente que la tradicional para identificar el tipo de sitios que fueron registrados como producto de un recorrido pedestre sistemático y controlado por transectos de amplitud fija.

El enfoque bayesiano (basado en la distribución empírica de tamaños de sitios) demostró ser más realista y operativo que el enfoque adversarial puro. Sin embargo, los resultados también pusieron en evidencia que el modelo tiene aún numerosas limitaciones sobre las cuales se tiene que trabajar, pero que, de refinarse, esta puede ser una herramienta muy poderosa para la planificación y la búsqueda óptima de unidades de descubrimiento, maximizando los resultados en

razón a múltiples restricciones o limitantes, que frecuentemente no son tomadas en cuenta en el momento oportuno.

Perspectivas en torno al uso de la IA, el modelo y sus potencialidades

La aplicación de la teoría de Juegos de Estrategia a la prospección arqueológica superficial modelándola como un problema de Búsqueda Óptima bajo condiciones de incertidumbre, fue una idea formulada a inicios de los años 2000 por Edward Banning (2002), quien definió el marco teórico sobre el cual se podría desarrollar un modelo matemático que pudiera ser empleado para la identificación de estrategias que optimicen la detección de sitios arqueológicos en superficie sujetos a un conjunto determinado de restricciones. Si bien la idea era interesante, su formulación requería necesariamente del auxilio de un apoyo matemático especializado, y su ajuste demandaba necesariamente de datos empíricos tomados en campo. Publicaciones de experiencias realizadas sobre la base de esta idea no fueron publicadas en los años posteriores, menguando significativamente el entusiasmo por emplearlo como una herramienta efectiva en la planificación de prospecciones, ya sean estas dirigidas o por cobertura total.

Con la aparición y el reciente acceso que se ha dado a programas y aplicaciones de Inteligencia Artificial, se abrió un nuevo espacio para escudriñar en estos complejos modelos y evaluar con mayor cuidado la factibilidad de su aplicación en la investigación y práctica arqueológica. Actualmente, asombra la velocidad con la que esta herramienta viene dominando el desarrollo de innumerables ámbitos del conocimiento humano.

El presente artículo da cuenta de la factibilidad del empleo de la Inteligencia Artificial para la exploración del uso de modelos matemáticos - como los que agrupa la Investigación Operativa - en los diversos campos de la disciplina arqueológica. Un primer ejercicio, desarrollado en 2005 por el autor, dio cuenta del uso de la programación lineal para evaluar el modelo productivo de Alan Kolata en la pampa Koani y su capacidad para alimentar la población del área urbana del centro ceremonial de Tiwanaku. El modelo fue exitosamente desarrollado en el nivel teórico, pero con dificultades en la aplicación matemática debido a la complejidad de las variables y al requerimiento de una gran cantidad de datos que en el momento no se encontraban disponibles, ni en la literatura arqueológica, ni en los estudios etnográficos sobre la agricultura de campos elevados en la región. Hoy en día es posible que muchos de estos vacíos hayan sido allanados y el procesamiento matemático seguramente goce de un mayor refinamiento con el uso de la IA, haciendo factible obtener resultados que podrían tener un extraordinario valor explicativo.

Un renovado interés por el empleo de métodos cuantitativos en la arqueología viene trabajando sobre los pioneros estudios de Kintigh (1988) y Krakker et al (1983) para explorar mayores usos de los modelos de la investigación de operaciones vinculados a la optimización y la simulación, entre estos se encuentran: La Asignación óptima de Esfuerzos (AO) con enfoque Bayesiano; la Programación Lineal; el modelo de Optimización Multicriterio (MC) o Análisis de Decisión Multicriterio (MCDA); la Simulación Monte Carlo y el Modelado Basado en Agentes (ABM), todos ellos empleados experimentalmente en estudios exploratorios superficiales.

El trabajo que desarrollamos en el presente artículo es una muestra de lo que actualmente se puede hacer en el campo del modelado, rompiendo las restricciones que condicionaban el desarrollo de este tipo de experiencias en favor de una investigación más abierta y accesible. Independiente de los tradicionales consorcios de investigación universitaria que detentaban la hegemonía del desarrollo y la aplicación de herramientas cuantitativas para la planificación y el análisis de datos en la arqueología.

Con el apoyo de la IA hemos logrado que el modelo de aplicación de la Teoría de Juegos pueda ser llevado a una planilla Excel a partir de un script Python generado en Visual Studio Code (VS Code). De la planilla Excel se hizo incluso posible programar una aplicación para Android que permite el uso de este modelo en un dispositivo celular. Obviamente tanto el modelo como la aplicación requieren de un proceso de mejora y perfeccionamiento mayor, que incluya mayor número de variables para hacer más precisos los resultados de optimización en diversos escenarios, tales como aquellos que suelen presentarse en la práctica cotidiana de las investigaciones superficiales. Sin embargo, este es un primer avance que alienta la posibilidad de avanzar en mejores adaptaciones a las situaciones que se plantean en la prospección dirigida, o por cobertura total, en paisajes llanos como el altiplano de la cuenca del Lago Titicaca, o accidentados e irregulares como el de los valles mesotermos interandinos del este del departamento de La Paz.

Agradecimientos

El presente artículo fue motivado y estimulado por el trabajo docente que desarrollé entre los años 2024 y 2025 en la Carrera de Arqueología de la Universidad Mayor de San Andrés, particularmente en el curso de Técnicas de Prospección Arqueológica con los cuales compartí mis primeras ideas para desarrollarlo. Agradezco el apoyo de mis colegas Javier Méncias Bedoya, Karina Aranda Álvarez y Erik Marsh, quienes siempre tuvieron una recepción positiva y palabras de aliento sobre las ideas que compartí con ellos en el proceso. Agradezco con particular relevancia el apoyo técnico e informático que me brindó mi sobrina Camila Lémuz, experta en programación, que me dio su ayuda en los difíciles pasos para corregir y realimentar los diálogos con las aplicaciones de Inteligencia Artificial, además de colaborar con la programación en Python y el afán por convertir el resultado en una aplicación para uso público.

Bibliografía

- Banning, E. B. "Archaeological Survey as Optimal Search." En *Archaeological Informatics: Pushing the Envelope. CAA2001 Computer Applications and Quantitative Methods in Archaeology Proceedings of the 29th Conference*, Gotland, April 2001, editado por G. Burenhult y J. Arvidsson, 341–50. BAR International Series S1016. Oxford: Archaeopress, 2002b.
- . *Archaeological Survey*. Nueva York: Springer Science + Business Media, 2002a.
- Bertalanffy, Ludwig von. *Teoría General de Sistemas: Fundamentos, desarrollo, aplicaciones*. Traducido por Juan Almela. México, D.F.: Fondo de Cultura Económica, 1989.
- Ebert, D. y M. Singer. "Modeling Erosion and Archaeological Potential Using GIS." *Assemblage: The Sheffield Graduate Journal of Archaeology* 8 (2004).

- Fernández Cacho, Silvia. "Bases conceptuales y metodológicas de los modelos predictivos en Arqueología." En *Modelo Andaluz de Predicción Arqueológica*, 11–35. e-ph cuadernos. Sevilla: Instituto Andaluz del Patrimonio Histórico, 2009.
- Google. "Gemini." Modelo de lenguaje de gran escala, ver. 1.0, 2026. <https://gemini.google.com/>.
- Grok (xAI). "Modelo de optimización mediante Teoría de Juegos para prospección arqueológica en Jesús de Machaca." Conversación generada por IA con el autor, 1 de junio de 2026.
- Kintigh, K. W. "The Effectiveness of Subsurface Testing: A Simulation Approach." *American Antiquity* 53, n.º 4 (1988): 686–707.
- Krakker, J. J., M. J. Shott y P. D. Welch. "Design and Evaluation of Shovel-Test Sampling in Regional Archaeological Survey." *Journal of Field Archaeology* 10, n.º 4 (1983): 469–80.
- Kvamme, K. L. "Integrating Multidimensional Geophysical Data." *Archaeological Prospection* 13, n.º 1 (2006): 57–72. <http://dx.doi.org/10.1002/arp.268>.
- Lémuz, C. "Patrones de Asentamiento Arqueológico en el Área de influencia del Sitio de Khonkho Wankane." *Nuevos Aportes* 5 (2011): 31–70.
- Parsons, J. R. "Critical Reflections on Forty Years of 'Systematic Regional Survey'." Ponencia presentada en el simposio "Survey Methodologies in Global Archaeological Contexts", 69th Annual Meeting of the Society for American Archaeology, Montreal, 31 de marzo–4 de abril de 2004.
- Pérez Navarro, José, José Luis Jimeno Pastor y Emilio Cerdá Tena. *Teoría de juegos*. Madrid: Pearson Prentice Hall, 2004.
- Plog, S., F. Plog y W. Wait. "Decision Making in Modern Surveys." *Advances in Archaeological Method and Theory* 1 (1978): 383–421.
- Verhagen, Philip y Thomas G. Whitley. "Integrating Archaeological Theory and Predictive Modeling: A Live Report from the Scene." *Journal of Archaeological Method and Theory* 19, n.º 1 (2012): 49–100.
- Whitley, T. G. "Causality and Cross-Purposes in Archaeological Predictive Modeling." En [Enter the Past]: The E-way into the Four Dimensions of Cultural Heritage. CAA 2003: Computer Applications and Quantitative Methods in Archaeology, editado por A. Fischer Ausserer, W. Börner, M. Goriany y L. Karlhuber-Vöckl, 236–39. BAR International Series 1227. Oxford: Archaeopress, 2004.
- Wiley, G.R. *Prehistoric Settlement Patterns in the Virú Valley, Peru*. Bureau of American Ethnology Bulletin 155. Washington, D.C.: Smithsonian Institution, 1953.