

MÁS ALLÁ DE LA CRONOLOGÍA, USO DE LA INFERENCIA BAYESIANA PARA EVALUAR HIPÓTESIS EN ARQUEOLOGÍA

ERIK OTÁROLA-CASTILLO^{1*}, MELISSA G. TORQUATO¹,
JESSE WOLFHAGEN¹, MATTHEW E. HILL, JR.²,
AND CAITLIN E. BUCK³

¹Department of Anthropology, Purdue University, West Lafayette, Indiana, USA

²Department of Anthropology, University of Iowa, Iowa City, Iowa, USA

³School of Mathematics and Statistics, University of Sheffield, Sheffield, UK

Preimpresión del manuscrito aceptado para publicación por el jornal
Advances in Archaeological Practice

Autor correspondiente (Otarola-Castillo): email: eoc@purdue.edu

Última versión de R Markdown compilada el Thursday August 25 2022, 8:28:39 AM, EDT

RESUMEN

Los arqueólogos utilizan frecuentemente distribuciones de probabilidad y pruebas de significación de hipótesis nula (NHST por sus siglas en inglés) para evaluar qué tan bien se alinean los datos de estudios, excavaciones o experimentos con sus hipótesis sobre el pasado. La inferencia bayesiana es utilizada cada vez más como alternativa a NHST y, en arqueología, se aplica más comúnmente a la estimación de fechas de radiocarbono y la construcción de cronologías. Este artículo demuestra que las estadísticas bayesianas tienen aplicaciones más amplias. Comienza contrastando los marcos estadísticos NHST y bayesiano, antes de introducir y aplicar el Teorema de Bayes. Con la finalidad de guiar al lector a través de un análisis bayesiano elemental paso a paso, este estudio utiliza un conjunto ficticio de fauna arqueológica de un solo sitio. Posteriormente, el ejemplo ficticio se amplía para demostrar cómo pueden aplicarse los análisis bayesianos a datos con una variedad de propiedades, incorporando formalmente el conocimiento previo de los expertos en el proceso de evaluación de hipótesis.

Keywords: *Estadística bayesiana, modelos de probabilidad frecuencial, contraste de hipótesis, arqueostadística.*

INTRODUCCIÓN

Muchos arqueólogos están familiarizados con las estadísticas bayesianas en el contexto de la calibración de fechas por radiocarbono y la construcción de cronologías. Sin embargo, el marco bayesiano tiene aplicaciones más amplias más allá de la datación y la cronología que merecen ser consideradas por los arqueólogos. Por ejemplo, muchos investigadores de las ciencias naturales y sociales utilizan las estadísticas bayesianas para evaluar qué tan bien se alinean los datos observacionales o experimentales con sus hipótesis. En su mayor parte, este uso de la inferencia bayesiana no se ha aplicado a la arqueología. Utilizando un ejemplo zooarqueológico ficticio, este documento proporciona una explicación directa de la inferencia bayesiana y la compara con la prueba de significación de hipótesis nula (NHST) más convencional. Aunque algunos han descrito y revisado previamente la aplicación de estos conceptos en otros lugares (por ejemplo Buck, Cavanagh, and Litten 1996; Buck 2001; Buck and Meson 2015; Otárola-Castillo and Torquato 2018; Otárola-Castillo, Torquato, and Buck 2022; Wolfhagen 2019, 2020), este trabajo está centrado en presentar ejemplos reproducibles paso a paso del marco bayesiano con la finalidad de evaluar y discernir entre hipótesis contrapuestas.

Incertidumbre y probabilidad en aplicaciones arqueológicas

Todos los datos son inciertos. Las mediciones y observaciones no son exactas y sus valores resultantes son variablemente imprecisos. Los arqueólogos suelen utilizar cantidades estadísticas como la varianza, la desviación estándar y el error estándar, que están basados en la teoría de la probabilidad para describir esta incertidumbre. En su trabajo de campo y laboratorio, los arqueólogos emplean regularmente equipos basados en descripciones probabilísticas de incertidumbre. Por ejemplo, el fabricante de estaciones totales, ampliamente utilizadas para mapear sitios arqueológicos, ha establecido precisiones de 2 mm más 2 mm adicionales por km, generalmente en el nivel de desviación estándar de 1 sigma (por ejemplo, Leica TS16). Este es un ejemplo de un concepto de probabilidad utilizado para medir la incertidumbre «aleatoria». En este caso, suponiendo una distribución de probabilidad «normal» para el error de medición (aunque el fabricante no lo especifica), los arqueólogos deben esperar que el 68 % de las ubicaciones de los artefactos cartografiados por este instrumento tengan un error de hasta \pm 2 mm, más el error relacionado con el incremento de la distancia (y el error debido a las condiciones atmosféricas, la estabilidad del instrumento, etc. (Walker and Awange 2020)). De forma similar, la hoja de especificaciones del fabricante para una báscula digital portátil típica de Ohaus (Scout STX2202) afirma medir hasta 2200 g, con un error de \pm 0.02 g (1 sigma). Al igual que las estaciones totales, si asumimos un modelo de error normal, esto quiere decir que el fabricante certifica que el 68 % de todas las lecturas estarán dentro de \pm 0.02 g de la lectura real en circunstancias ideales. De forma similar, después de una cuidadosa recopilación y análisis de datos, los arqueólogos también

aplican el concepto de probabilidad para probar sus hipótesis. Estas son declaraciones formales que ofrecen explicaciones plausibles de los patrones observados de las personas o su entorno en el pasado. Al igual que las afirmaciones sobre las mediciones de instrumentos de campo y laboratorio, estas hipótesis y sus predicciones también poseen cierto grado de incertidumbre debido a la observación o conocimiento incompletos. Para cuantificar de manera formal la incertidumbre sobre los datos y las hipótesis, los arqueólogos suelen confiar en modelos de probabilidad específicos o funciones de probabilidad (es decir, ecuaciones). Las entradas de una función de probabilidad son valores observados o hipotéticos, y los resultados son sus probabilidades que van de cero a uno, es decir, de menos probable a más probable. Son sus probabilidades que van de cero a uno, es decir, de menos probable a más probable. Los arqueólogos utilizan este sistema probabilístico para probar sus hipótesis y describir el grado de incertidumbre con el que sus hipótesis dan cuenta de las observaciones actuales y futuras probables. El uso de un planteamiento probabilístico ofrece a los arqueólogos una herramienta poderosa y sistemática que posibilita la interpretación de datos y evaluación de hipótesis. A continuación, proporcionamos una descripción general de los conceptos centrales de los dos principales paradigmas de probabilidad para evaluar hipótesis: NHST e inferencia bayesiana. Mientras que la mayoría de los científicos utilizan ampliamente NHST, el planteamiento bayesiano se considera un moderno sistema de aprendizaje basado en datos que ha gozado de una aplicación cada vez mayor en la arqueología Buck and Meson (2015)

Prueba de significación de la hipótesis nula

Como marco estadístico predominante en la mayoría de las ciencias, NHST permite a los profesionales utilizar sus datos para evaluar hipótesis. Este planteamiento tiene sus raíces en el desarrollo a principios del siglo XX de las pruebas de bondad de ajuste (R. A. Fisher 1922; Pearson 1900), el diseño experimental, los valores de p (R. A. Fisher 1925, 1935), los intervalos de confianza (IC) y las pruebas de hipótesis (Neyman and Pearson 1933, 294). Esta metodología se introdujo en la arqueología a mediados del siglo XX (por ejemplo, Binford 1964; Clarke 1968; Myers 1950; Spaulding 1953; Vescelius 1960). Las aplicaciones de NHST en arqueología continúan hoy, respaldadas por nuevos libros de texto estadísticos específicos de arqueología (por ejemplo, Banning 2020; Baxter 2003; Carlson 2017; Drennan 2010; Fletcher and Lock 2005; McCall 2018; Shennan 1997). Estos libros de texto brindan un tratamiento detallado de NHST y sus procedimientos en el contexto de la arqueología (para un libro de texto de introducción multidisciplinario a NHST, consulte, por ejemplo, (Diez, Cetinkaya-Rundel, and Barr 2019)).

Sin embargo, en general, el paradigma NHST gira en torno al concepto de muestreo repetido teóricamente a largo plazo y el Teorema central del límite (TCL; Diez, Cetinkaya-Rundel, and Barr (2019, 172)). El TCL informa el planteamiento del NHST para la descripción y evaluación de hipótesis. El teorema muestra que

dada una muestra lo suficientemente grande, en muchos casos, las estadísticas de resumen (por ejemplo, media o desviación estándar) seguirán una distribución normal. Por ejemplo, después de muestrear la misma población varias veces, las medias de las muestras individuales se distribuirán normalmente. Esta distribución se conoce como muestreo o distribución «nula» de la estadística. Como este fenómeno ocurre frecuentemente, incluso si la variable original no tenía una distribución normal, este concepto se aplica a muchas situaciones y datos. El TCL vincula además las estadísticas de muestra con sus distribuciones nulas, como la media, a través de su error estándar. Según la TCL, el error estándar de la media de una muestra estima la desviación estándar de la distribución nula de la media. Esta cantidad puede calcularse dividiendo la desviación estándar de la muestra por el tamaño de la muestra.

El TCL es útil para los arqueólogos que a menudo toman muestras de una población objetivo: un grupo de individuos, artefactos, eventos, mediciones u otros fenómenos que desean estudiar. El objetivo es usar la muestra para probar hipótesis a priori sobre características cuantificables de la población muestreada. Los estadísticos se refieren a estas características como los parámetros de la población. Por ejemplo, los parámetros de media y desviación estándar de una población representan su tendencia central y variabilidad, respectivamente. Las estadísticas de muestra funcionan como estimaciones de los parámetros de la población y, por lo tanto, también se conocen como estimaciones de parámetros. Estas estadísticas se usar con la finalidad de probar hipótesis sobre sus respectivos parámetros de población. NHST requiere que los arqueólogos establezcan únicamente dos hipótesis: una hipótesis nula y una alternativa a evaluar. Las hipótesis nulas son afirmaciones cuantitativas de «ninguna diferencia» (diferencia = 0) entre un valor de parámetro hipotético y su estadística de muestra, o entre una estadística de muestra y su contraparte de otra muestra. Los arqueólogos a menudo establecen tales hipótesis nulas para evaluar si una muestra estadística resultó de una población que tiene el valor del parámetro hipotético (es decir, una prueba de una muestra). Alternativamente, pueden desear saber si las estadísticas de dos muestras independientes se extrajeron de la misma población (es decir, una prueba de dos muestras). Las hipótesis alternativas son declaraciones ordinariamente simples que niegan la hipótesis nula. Una vez que los arqueólogos establecen las hipótesis nula y alternativa, toman muestras de la población o «recolectan datos» y calculan las estadísticas de la muestra. Tenemos que señalar que el marco NHST procede asumiendo que la hipótesis nula es verdadera y posteriormente utiliza los datos de la muestra, resumidos por una estadística, para probar esa suposición. Para hacerlo, los arqueólogos utilizan la estadística de muestra para definir una estadística de prueba (con frecuencia, los valores z-, t-, ratios F- y los valores de chi-cuadrado; por ejemplo, Diez, Cetinkaya-Rundel, and Barr (2019);Thomas (1986); Drennan (2010, 177)) y calculan la probabilidad de que un valor igual o más extremo que el estadístico de prueba pueda ocurrir bajo el supuesto de la hipótesis nula. La probabilidad de la estadística de prueba, o valor p, a menudo se calcula con la ayuda de modelos de distribución

de probabilidad, como la distribución normal. Estos modelos de probabilidad son conocidos también como funciones de verosimilitud. La verosimilitud es una función estadística que describe la probabilidad de la estadística de prueba que depende de los valores de los parámetros hipotéticos, por ejemplo, los asumidos por la hipótesis nula. Por ejemplo, como mostramos en el ejemplo ficticio a continuación, la función de verosimilitud normal es utilizada para calcular el valor p de una estadística de prueba de ratio z , suponiendo que la hipótesis nula es verdadera. Utilizando modelos de probabilidad similares, los arqueólogos realizan NHST y calculan cantidades tales como valores p e intervalos de confianza (IC) para evaluar si la estadística de prueba rechaza o no rechaza la hipótesis nula. Los IC están basados en el concepto de distribución nula de TCL. Los arqueólogos a menudo calculan los IC en dos contextos: 1) para realizar NHST, calculan los IC de una estadística de prueba, y 2) para estimar la precisión de la estimación de un parámetro, calculan los IC de una estadística de muestra. En general, los IC de la estadística de prueba o de muestra se centran en su media, representan su distribución nula respectiva y se derivan usando el error estándar de su muestra. Recuerde que el error estándar de cualquier estadística es la desviación estándar de su distribución nula. Para la estadística muestral, esta distribución representa el rango de valores plausibles dentro de los cuales puede encontrarse el verdadero valor de los parámetros de la población. Sin embargo, en el contexto de la estadística de prueba, el IC es el rango de valores posibles dentro del cual se encontrará la verdadera diferencia, asumida por la hipótesis nula. Dicho de otro modo, debido al TCL, ~68 % de la distribución nula de la estadística de prueba capturará el verdadero valor de la diferencia, que la hipótesis nula supone que es cero. Asimismo, en el caso de un estadístico muestral, el 68 % de su distribución nula contendrá el verdadero valor del parámetro poblacional. Alternativamente, se puede desear una incertidumbre inferior al 68 % para la muestra o la estadística de prueba. En este caso, pueden calcularse rangos similares al error estándar que capturan el parámetro real o los valores de diferencia entre el 95 % y el 99 % de las veces, nuevamente, después de un muestreo teórico repetido. Estos rangos son los IC, y nos referimos a ellos en términos de su porcentaje: por ejemplo, como 95 % o 99 % IC. En el contexto de NHST, los arqueólogos usan los IC de la estadística de prueba para rechazar o no una hipótesis nula. Si el valor de ninguna diferencia, 0, está dentro del IC de la estadística de prueba, entonces la hipótesis nula no se rechaza. Sin embargo, si 0 no está dentro del rango de IC de la estadística de prueba, los datos no respaldan la hipótesis nula y se rechaza a favor de la alternativa. Ofrecemos una última nota sobre la mecánica de los IC. Puede parecer tentador interpretar el IC del 95 % como una indicación de que el verdadero parámetro o diferencia de la población tiene una probabilidad de 0.95 de estar en el IC. Aunque algo confuso, sin embargo, la interpretación correcta del IC es que, con base en un muestreo repetido a largo plazo, el 95 % de los IC contendrá el verdadero parámetro o diferencia de la población.

Además de los IC, NHST utiliza valores p como una señal empírica de la plausibilidad de la estadística de

prueba, asumiendo que la hipótesis nula es verdadera. Los arqueólogos calculan los valores p calculando la proporción de valores en la distribución nula igual y más extrema que el estadístico de prueba de la muestra. Por lo general, los valores estadísticos de prueba con un valor p menor o igual a una proporción de 0.05 (1 de 20 o 5 %) son considerados extremos. Es común que los arqueólogos juzguen si rechazar o no la hipótesis nula utilizando un valor p de 0.05 como límite para el rechazo: cuanto más extremos son los datos, menor es el valor p.

La comunidad científica en general se ha vuelto cada vez más crítica con el NHST (por ejemplo: Gelman 2018, 2006; Vidgen and Yasseri 2016). Los estadísticos han señalado enérgicamente la arbitrariedad del umbral del valor p de 0.05 para la significación estadística (Cowgill 1977; Valeggia and Fernández-Duque 2022; Wasserstein and Lazar 2019). Algunos argumentan que una formación estadística no adecuada puede llevar a los investigadores a malinterpretar los valores p (Hubbard 2011; McShane and Gal 2015). Una consecuencia de no comprender completamente el concepto de valores p, por ejemplo, es que algunos investigadores confunden el significado práctico, o relevancia, con el significado estadístico. En particular, es posible que los efectos que son prácticamente insignificantes, irrelevantes o poco interesantes den como resultado valores p pequeños (por ejemplo, Aarts, Winkens, and Den Akker 2012; Johnson 1999; Kramer, Veile, and Otárola-Castillo 2016; McCall 2018; Wolverton, Dombrosky, and Lyman 2016). En un caso, mientras investigaban los efectos de la competencia entre hermanos en los patrones de crecimiento de los niños mayas, Kramer et al. (2016) encontró que los efectos del tamaño de la familia en el crecimiento de los niños eran estadísticamente significativos, pero «de poca importancia para la salud o el estado físico de la primera infancia». Aquí, interpretar el límite del valor p de 0.05 como demográficamente importante habría llevado a conclusiones incorrectas. En otros casos, los investigadores han confundido los valores p con la tasa de error de tipo I, . El valor p es la probabilidad de que la estadística de prueba pueda ocurrir bajo la hipótesis nula; es la probabilidad de rechazar la hipótesis nula cuando es verdadera (Hubbard 2011). Históricamente, estas dos cantidades estadísticas pertenecen a filosofías NHST en competencia (R. A. Fisher 1925; Neyman and Pearson 1933). Neyman y Pearson desarrollaron el concepto de error tipo 1 en el contexto del diseño de experimentos infinitamente repetibles, donde define la probabilidad de que un análisis no encuentre una diferencia entre dos hipótesis cuando hay una diferencia genuina. Contrariamente, el valor p de Fisher, estima empíricamente si un conjunto específico de observaciones se ajusta a una hipótesis nula específica. Estas dos cantidades tienen fundamentos teóricos y relaciones completamente distintas con las observaciones reales. Por ejemplo, no está relacionado con las observaciones y el valor p no está influenciado por las hipótesis alternativas bajo consideración. Desafortunadamente, la práctica típica de NHST puede llevar a los investigadores a asociar directamente los dos conceptos, complicando los esfuerzos para proporcionar definiciones e interpretaciones razonables (Hubbard and Bayarri 2003). El mal uso de los valores de p y la significación estadística, debido

a un malentendido (por ejemplo, Thiese, Arnold, and Walker 2015) o intención (Chuard et al. 2019; Head et al. 2015), puede dar lugar a la llamada crisis de replicación científica (Ioannidis 2005), que empieza a alcanzar a la ciencia arqueológica (Bayliss and Marshall 2019; Marwick 2017; McPherron et al. 2021)

Incluso teniendo en cuenta estos matices, la interpretación de los conceptos del NHST, como los valores p, la significación estadística, las pruebas de hipótesis y los IC, no es del todo sencilla. Las declaraciones sobre las estadísticas de la muestra (errores estándar e IC) están basados en un muestreo repetido hipotético, que es difícil de concebir en situaciones no experimentales o, como en arqueología, donde la replicación real es difícil o incluso imposible de lograr. En términos de evaluación, aunque la mayoría de los investigadores en general pueden entender cómo interpretar un valor p significativo en el contexto de rechazar una hipótesis nula, el significado de un valor p no significativo puede causar confusión. Esta confusión podría verse exacerbada por el hecho de que no existe un mecanismo para «aceptar» o «verificar» una hipótesis nula. Este malentendido crítico del NHST puede llevar a algunos a interpretar un valor p no significativo como una aceptación de su hipótesis nula en vez de rechazarla (Greenland et al. 2016). Sin embargo, la producción de conocimiento en el paradigma NHST se centra en rechazar las hipótesis nulas, en vez de aceptar las hipótesis nulas o alternativas. Para ser justos, el lenguaje del NHST es confuso. Por ejemplo, afirmar que una hipótesis nula no pudo ser rechazada es un triple negativo, lo que significa que «la hipótesis de no diferencia no fue no aceptada». Tal lenguaje intrincado incluido en NHST ofusca la relación entre las hipótesis de valor p, nula y alternativa. Además, el papel de la hipótesis alternativa y su conexión con el valor p tampoco están claros y, a menudo, se interpretan incorrectamente (Cohen 1994; Benjamin and Berger 2019). Como resultado, la inferencia utilizando estadísticas NHST tradicionales puede ser difícil, especialmente cuando un estudio desea discernir entre múltiples hipótesis de trabajo (por ejemplo, Chamberlin 1965; Gelman, Hill, and Yajima 2012), por ejemplo, cuando dos o más hipótesis no logran ser rechazadas. En teoría, tales hipótesis son consistentes con los datos. Sin embargo, clasificar múltiples hipótesis nulas no rechazadas es difícil, si no imposible. Una forma de clasificarlos puede ser utilizar los valores p de las hipótesis. Después de todo, el valor p es una métrica continua que media el rechazo de hipótesis y la falta de rechazo. Sin embargo, los estadísticos desaconsejan este procedimiento (Hubbard and Lindsay 2008; McShane et al. 2019) porque la magnitud del valor p no refleja el peso de la evidencia de una hipótesis sobre otra. En consecuencia, el NHST tradicional no ofrece un procedimiento sencillo para comparar más hipótesis nulas «no rechazadas».

Estadísticas bayesianas

La inferencia bayesiana ofrece un planteamiento alternativo con varias ventajas sobre NHST. En primer lugar, las estadísticas bayesianas permiten a los científicos utilizar datos para asignar probabilidades a las estimaciones de sus parámetros e hipótesis, lo que facilita una comparación más directa de las hipótesis con-

trapuestas. En segundo lugar, mientras que el NHST utiliza solamente datos nuevos para hacer inferencias, un marco bayesiano permite combinar tanto datos nuevos como información existente. Como detallamos a continuación, esta característica se parece más a los procesos de toma de decisiones de los científicos y es probablemente una de las razones clave por las que los científicos, incluidos los antropólogos y arqueólogos, están adoptando cada vez más la inferencia bayesiana para evaluar sus hipótesis.

El teorema de Bayes deriva su nombre del reverendo Thomas Bayes (1763), un ministro presbiteriano inglés y matemático que investigó problemas de probabilidad que involucraban probabilidades condicionales y previas (definidas a continuación). Sin embargo, no fue hasta finales de 1900 que el planteamiento bayesiano de la inferencia estadística se popularizó en la ciencia (Bellhouse 2004). Aunque los arqueólogos comenzaron notablemente a adoptar estadísticas bayesianas para evaluar hipótesis en la década de 1990 (por ejemplo, Buck, Cavanagh, and Litton 1996; Cowgill 1993), pueden encontrarse aplicaciones anteriores dispersas en la literatura arqueológica a partir de la década de 1970 (Doran et al. 1975; D. C. Fisher 1987; Freeman 1976; Thomas 1986; Salmon 1982). Hoy en día, los científicos, incluidos los antropólogos y arqueólogos que encuentran ventajoso este planteamiento, están aplicando cada vez más las estadísticas bayesianas para evaluar sus hipótesis con datos (Gelman et al. 2020; McElreath 2020; Naylor and Smith 1988; Otárola-Castillo and Torquato 2018).

Una ventaja de la inferencia bayesiana es que permite incorporar información previa o experta sobre hipótesis en los análisis estadísticos. Como mostramos en nuestro ejemplo a continuación, el conocimiento previo de un arqueólogo o un conjunto de arqueólogos y otros expertos puede ser muy valioso ya que «dependemos mucho de la información previa para ayudarnos a evaluar el grado de plausibilidad en un nuevo problema» (Jaynes 2003, 6). Incluir formalmente experiencia previa o información de expertos en análisis estadísticos para «actualizar» el estado de conocimiento de uno es un proceso de aprendizaje natural y mejora las inferencias hechas por NHST (Cowgill 2001). Para lograr esto, los practicantes de la inferencia bayesiana convierten el conocimiento previo en probabilidades previas y las utilizan junto con sus distribuciones como parte de los análisis estadísticos. Una vez que los analistas determinan sus distribuciones de probabilidad previas, como con el NHST, pueden observar nuevos datos para probar su hipótesis (o hipótesis). En este contexto, la verosimilitud de los datos se combina con (o se pondera por) la previa para dar la probabilidad posterior bayesiana. La posterior es la probabilidad de la hipótesis dada la verosimilitud de los datos observados y el conocimiento previo (Buck, Cavanagh, and Litton 1996). Como comentamos más detalladamente a continuación, el proceso bayesiano es particularmente útil en situaciones en las que solamente se obtienen pequeñas cantidades de datos, como suele ser el caso en arqueología.

En casos simples, determinar el posterior y su distribución es relativamente sencillo. Sin embargo, el cálculo subyacente a casos más complejos es imposible de resolver sin la aplicación de nuevos métodos de

simulación. En particular, los algoritmos Markov Chain Monte Carlo (MCMC) han facilitado el progreso en los análisis bayesianos. La simulación MCMC es una combinación de muestreo de Monte Carlo y cadenas de Markov. El muestreo de Monte Carlo se utiliza para estimar cantidades difíciles de calcular a partir de la distribución desconocida de una variable aleatoria observada. Las cadenas de Markov son una serie estocástica de eventos asociados entre sí, donde la probabilidad de un nuevo evento depende únicamente del estado del último evento. Juntas, estas características del muestreo de Monte Carlo y las cadenas de Markov son esenciales para encontrar la distribución de probabilidad posterior de problemas complejos. Hoy en día, las variaciones del algoritmo MCMC original (Metropolis et al. 1953), como Metropolis-Hastings, Gibbs, hamiltoniano y otros métodos, ahora se utilizan ampliamente, lo que facilita una amplia aplicación del paradigma bayesiano (por ejemplo, Dunson and Johndrow 2020; Gilks, Richardson, and Spiegelhalter 1995; Howson and Urbach 2006; Robert and Casella 2011).

Para contextualizar todavía más la aplicación de las estadísticas bayesianas, proporcionamos un ejemplo ficticio que ilustra cómo puede utilizarse este marco probabilístico para resolver un problema de investigación arqueológica idealizado. Para hacer esto, elegimos usar una parábola¹ en vez de un estudio de caso real para evitar las complejidades de los procesos de formación de sitios y el sesgo de muestreo. El ejemplo inventado y ficticio de esta parábola también ayuda a centrar la atención en aspectos específicos de la inferencia bayesiana, que creemos que son muy instructivos. La parábola de la «Cultura de Monico y el arqueólogo bayesiano» demuestra cómo se pueden hacer inferencias utilizando datos e información previa sobre una hipótesis, cómo evaluar la incertidumbre que rodea a una hipótesis, por qué este plantenamiento parece menos ambiguo que el NHST y, por lo tanto, por qué se está volviendo cada vez más popular.

LA CULTURA MONICO: UNA APLICACIÓN SIMPLIFICADA DE LAS ESTADÍSTICAS BAYESIANAS

El Arqueólogo Bayesiano y la Cultura Monico

La «cultura Monico» es un grupo ficticio de personas que podrían haber vivido entre el presente etnográfico y hace mucho tiempo en múltiples entornos ambientales y contextos socioculturales en todo el mundo. El registro arqueológico imaginario del Monico es bien conocido. En general, su cultura material refleja patrones de economías de forrajeo, agricultura y pastoreo. Las dinámicas socioculturales de Monico son amplias. Van desde prácticas igualitarias exhibidas en campamentos altamente móviles hasta una mayor complejidad social derivada de asentamientos más permanentes. Algunos expertos de Monico argumentan

¹Este ejemplo se inspiró en obras creativas similares a Neil Thompson's (1972) *The Mysterious Fall of the Nacirema*, Kent Flannery's *The Early Mesoamerican Village* (1976) y *The Golden Marshalltown* (1982), y John Shea's *Uwasi Valley Tales de «Prehistoric Stone Tools of Eastern Africa: A Guide»* (2020).

que los asentamientos posteriores de Monico muestran evidencia de producción intensiva de alimentos, comercio de productos exóticos y una organización política altamente centralizada administrada por una élite cada vez más jerárquica. (Figura 1).

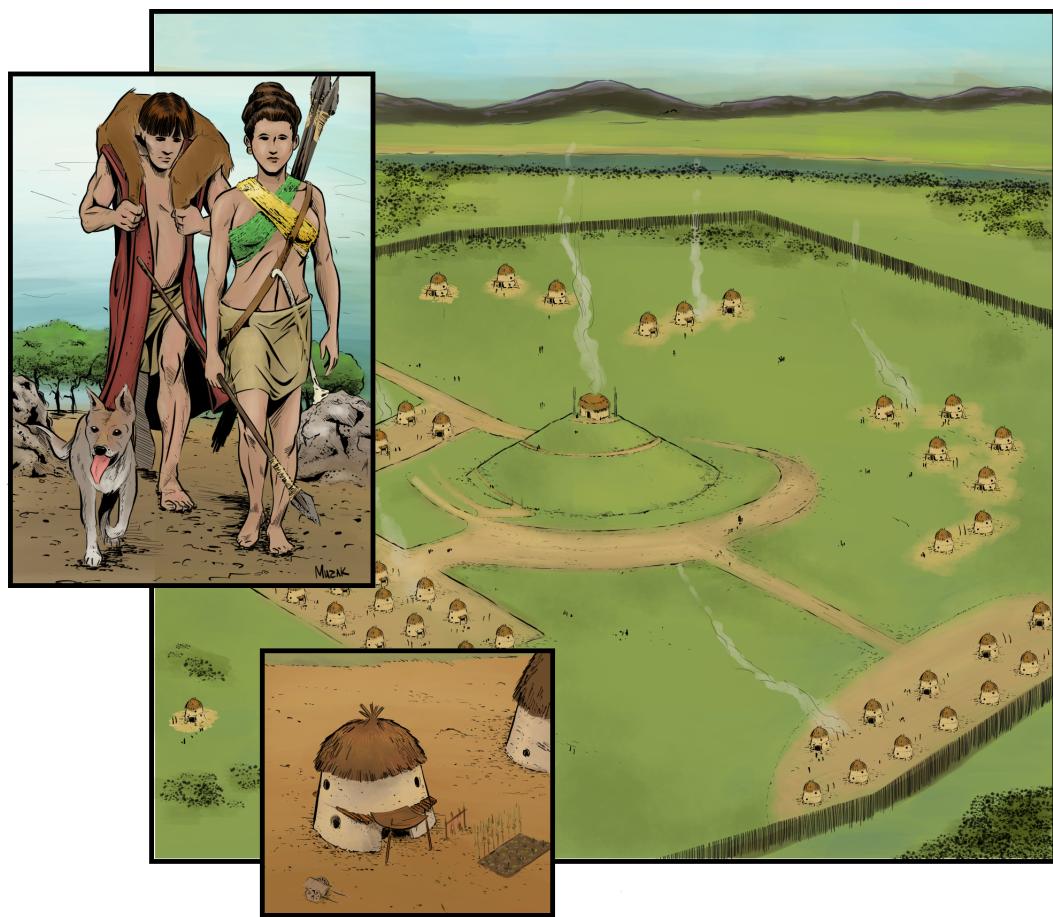


Figure 1: Una reconstrucción de la cultura arqueológica ficticia de Monico, del sitio Monico-1 (ver texto a continuación).

Un famoso arqueólogo bayesiano, una autoridad en Monico, ha excavado un sitio del período posterior al contacto asociado con esta cultura. El trabajo de excavación en el sitio, llamado Monico-1, ha producido un conjunto de fauna impresionante entre la cultura material ampliamente diversa. La arqueofauna está compuesta por dos especies de animales: «perro» y «coyote». Los animales individuales de ambas especies están representados por esqueletos completos. En consecuencia, en este informe, el arqueólogo utiliza el término «individuo» para referirse a perros o coyotes completos. Asimismo, cuando el arqueólogo menciona «el número de» perros o coyotes, se refiere a un conteo de individuos completos de la respectiva especie. Hasta el momento, el arqueólogo ha identificado 100 de estos individuos y los ha asignado a sus respectivas

especies. Con base en las observaciones, el conjunto está compuesto por 71 perros y 29 coyotes (Figura 2).



Figure 2: El arqueólogo bayesiano y su equipo excavan el sitio Monico-1.

Sin embargo, el arqueólogo también ha excavado un fragmento de hueso que es difícil de identificar. El arqueólogo quiere saber la especie más probable a la que pertenece este fragmento.

El arqueólogo define «probabilidad» como la frecuencia relativa o proporción de veces que ocurre un evento. Sobre la base únicamente de los datos, la probabilidad (P) de que el perro permanezca en el conjunto es:

$$P(\text{Perro}) = \frac{71}{100} = 0.71.$$

mientras que la probabilidad de que quede un coyote es:

$$P(\text{Coyote}) = \frac{29}{100} = 0.29.$$

Dadas estas probabilidades, es razonable que el arqueólogo crea que es más probable que el espécimen óseo no identificable sea de un perro. Sin embargo, el arqueólogo se muestra escéptico. Además, como

estudiosos de Monico, el arqueólogo tiene detalles etnográficos sobre el comportamiento de la gente de Monico, particularmente sobre sus tabúes alimenticios. Los relatos históricos revelan que los Monico alguna vez mantuvieron perros de caza en sus aldeas para cazar coyotes. Debido a que la base de subsistencia tradicional de Monico dependía de la caza del coyote, los perros desarrollaron relaciones especiales con sus dueños. En consecuencia, los Monico llegaron a tratar a sus perros con respeto, como lo harían con otras personas.

Las historias verbales transmitidas de generación en generación han documentado que se pensaba que los perros eran hermanos cercanos de las personas. En particular, se sabe que la cultura Monico tenía tabúes contra matar o comer perros. Sin embargo, las historias verbales también han revelado que los Monico comían perros en tiempos de grave escasez de alimentos. Con esta información adicional o «previa», el arqueólogo decide observar los esqueletos más de cerca para comprobar la presencia de marcas de matanza (es decir, marcas de corte) en los restos del perro. El arqueólogo tabula esta información adicional sobre los huesos recuperados bajo dos condiciones de matanza: 1) las marcas de matanza están presentes y 2) las marcas de matanza están ausentes. La Tabla 1 muestra las frecuencias de marcas de matanza en los esqueletos de cada especie.

Table 1: Frecuencias de animales individuales y marcas de matanza observadas en Monico1. Tenga en cuenta que, si bien la mayoría de las marcas de matanza están en huesos de coyote, 9 de los 71 huesos de perro también muestran signos de matanza.

	Individuos de cada especie		Total_de_marcas_de_matanza
	Coyote	Perro	
Marcas de matanza			
Presente	23	9	32
Ausente	6	62	68
Total de individuos	29	71	100

Para convertir estos datos en una tabla de probabilidad, el arqueólogo estandariza (o divide) todos los valores por el número total de observaciones (100 en este caso). Las celdas internas (fuente oscura, sombreado claro) en la Tabla 2 proporcionan las probabilidades de que las marcas de matanza y las especies ocurran juntas o en conjunto, lo que se conoce como probabilidades conjuntas.

Table 2: Probabilidades conjuntas de animales individuales y marcas de matanza observadas que describen la probabilidad de identificar una especie y observar marcas de matanza en los huesos de esa especie por ejemplo, P(Coyote and Butchery mark present) es 0.23, o 23%.

	Species Identified		Marcas_marginales_de_matanza
	P.Coyote.	P.Perro.	
Marcas de matanza			
P(Presente)	0.23	0.09	0.32
P(Ausente)	0.06	0.62	0.68
Especies marginales	0.29	0.71	Total = 1

Los valores en los márgenes derecho e inferior de la Tabla 2 se denominan adecuadamente probabilidades marginales. Estos representan la presencia y ausencia de marcas de matanza (a la derecha) y la especie identificada (abajo). Los totales marginales son las probabilidades totales de cada espacio subdividido (especie o marca de matanza). Por definición, todas las probabilidades se encuentran en el rango de 0 a 1, y la suma total de las filas o columnas marginales (es decir, la suma de todos los resultados marginales) debe ser 1. En este punto, el arqueólogo se enfoca en el espécimen de hueso no identificable y encuentra varias marcas de matanza en él. El arqueólogo puede utilizar esta información adicional para obtener una ventaja inferencial al tener en cuenta o condicionar la presencia de marcas de matanza, un proceso llamado condicionamiento. El arqueólogo condiciona la especie identificada a la presencia o ausencia de marcas de matanza. Este procedimiento también se conoce como subconjunto o estratificación de la variable «especies identificadas» por la presencia o ausencia de marcas de matanza. Naturalmente, el arqueólogo pregunta: «¿Cuál es la probabilidad de que el espécimen óseo no identificable sea de un perro en comparación con la probabilidad de que sea de un coyote, dado que hay marcas de matanza en los huesos del individuo?». El arqueólogo observó 32 animales de Monico-1 con marcas de matanza presentes. De esos, las marcas de matanza estaban presentes en 9 perros y 23 coyotes. El arqueólogo puede así calcular las probabilidades de que el individuo pertenezca a una especie u otra, dado que hay marcas de matanza (los estadísticos usan el símbolo «|» para referirse a «dado que» y para indicar que se está produciendo un condicionamiento). Para un perro, la probabilidad es:

$$P(\text{Perro} | \text{Marca de matanza presente}) = \frac{9}{32} = 0.28.$$

mientras que la probabilidad de que un individuo con marcas de matanza pertenezca a la especie coyote es:

$$P(\text{Coyote} \mid \text{Marca de matanza presente}) = \frac{23}{32} = 0.72.$$

Por lo tanto, después de observar las marcas de matanza en el hueso individual (no identificado), el arqueólogo puede afirmar que la probabilidad de que provenga de un coyote es de 0.72. En otras palabras, tienen un 72 % de certeza de que el hueso provino de un coyote. Unos días después, un reportero de un periódico local se enteró de una excavación arqueológica en curso en otro sitio cercano de la aldea de Monico, llamado Monico-2. Fuentes revelan al reportero que las excavadoras allí también están recuperando restos de fauna. Debido a que el arqueólogo es un conocido experto en los hábitos alimenticios de Monico, el reportero se pone en contacto con el arqueólogo y le comunica el hecho de que el nuevo conjunto de fauna en Monico-2 está compuesto en su totalidad por restos de especies de perros. Aunque los investigadores de Monico-2 todavía no han realizado un análisis completo de la fauna, el reportero le pregunta al arqueólogo qué tan probable es que los Monico estuvieran matando y comiendo perros en el nuevo sitio. Por ahora, el arqueólogo ha estimado las probabilidades de encontrar marcas de matanzas asociadas con cada especie animal en base a la experiencia en el pueblo de Monico-1. Para hacer una inferencia probabilística sobre el comportamiento en el nuevo sitio, el arqueólogo condiciona las «especies identificadas» en lugar de la «presencia de marcas de matanza». De los 71 perros identificados en Monico-1, el arqueólogo observó 9 con marcas de matanza y 62 sin ellas. Esto significa que, según la evidencia de Monico-1, la probabilidad de encontrar evidencia de matanza de perros es:

$$P(\text{Marca de matanza presente} \mid \text{Perro}) = \frac{9}{71} = 0.13.$$

mientras que la probabilidad de que no haya evidencia de matanza en perros es:

$$P(\text{Marca de matanza ausente} \mid \text{Perro}) = \frac{62}{71} = 0.87.$$

Después de pensar un momento, el arqueólogo le dice al reportero que (basado en el conocimiento de Monico-1) la probabilidad de que los huesos de perro de Monico-2 hayan resultado de actividades dietéticas es relativamente baja, alrededor del 13 %. Este cálculo se basa en el teorema de Bayes, así como en la información sobre la relación de Monico con sus perros y las prácticas de matanza en Monico-1.

QUE ES EL TEOREMA DE BAYES

El teorema de Bayes es la formalización algebraica del trabajo de tabla probabilística que realizamos en la sección anterior utilizando un evento discreto. El teorema es más útil cuando se conoce un enunciado

de probabilidad condicional y se desea obtener su enunciado condicional inverso. Por ejemplo, del modelo anterior, sabemos que $P(\text{Marca de matanza presente} | \text{Perro}) = 0.13$. Si deseamos conocer el enunciado condicional inverso $P(\text{Perro} | \text{Marca de matanza presente})$, podemos calcularlo usando:

$$P(\text{Perro} | \text{Marca de matanza presente}) = \frac{P(\text{Butchery mark present} | \text{Dog}) \times P(\text{Dog})}{P(\text{Butchery mark present})}$$

Las tablas 1 y 2 proporcionan los valores necesarios para sustituir esta expresión de manera que:

$$P(\text{Perro} | \text{Marca de matanza presente}) = \frac{\left(\frac{0.09}{0.71}\right) \times 0.71}{0.32} = 0.28.$$

Cuando se generaliza, el algoritmo aplicado aquí es conocido como teorema de Bayes. Por lo general, se exemplifica considerando dos eventos relacionados: A y B. En pocas palabras, el teorema de Bayes establece que:

$$P(A|B) = \frac{P(B|A) \times P(A)}{P(B)}$$

En este caso, para obtener la probabilidad condicional de A dado B, $P(A|B)$, hay que dividir la probabilidad conjunta de A y B, $P(A \text{ y } B)$, por la probabilidad marginal de B, $P(B)$. El producto de $P(B|A)$ y $P(A)$ es la probabilidad conjunta, $P(A \text{ y } B)$. La fórmula entonces se generaliza a:

$$P(A/B) = \frac{P(A \text{ and } B)}{P(B)}$$

,

Donde la probabilidad conjunta se divide por el $P(B)$ marginal. Los estadísticos llaman a $P(A|B)$ la probabilidad posterior de A dado B; $P(B|A)$ el condicional inverso (o verosimilitud) de B dado A; y $P(A)$ la probabilidad previa de A.

El arqueólogo bayesiano continuó

Unos días después, el reportero adquiere más información de las continuas excavaciones en el pueblo de Monico-2. Las frecuencias y probabilidades conjuntas se describen en las Tablas 3 y 4 a continuación. El reportero está muy emocionado de informar al arqueólogo que los excavadores habían recuperado 10 perros, todos menos uno tenían marcas de matanza. Por el contrario, los arqueólogos del sitio Monico-2 habían recuperado solamente un coyote que exhibía marcas de matanza en los restos. Los investigadores de Monico-2 utilizaron una estadística de prueba NHST apropiada, la prueba z unilateral para proporciones (Diez, Cetinkaya-Rundel, and Barr 2019: 194-197), con corrección de continuidad, para probar si la tasa de

matanza de perros observada (9/10) era estadísticamente significativamente superior al 50 %, la hipótesis nula predeterminada en esta prueba. Los arqueólogos de Monico-2 rechazaron la hipótesis nula con un valor de p < 0.05 (ratio z = 2.21, media = sdev = 1.58, p = 0.013). Debido al pequeño tamaño de la muestra, también realizaron una prueba binomial unilateral, que arrojó resultados en línea con los resultados de la prueba z (éxitos = 9, intentos = 10, p = 0.01074). Con base en estos resultados estadísticamente significativos, los arqueólogos de Monico-2 le dijeron al reportero que la mayoría de los perros fueron sacrificados en el sitio. Además, según el reportero, los arqueólogos también sugirieron que la evidencia y los resultados del análisis estadístico indicaron que la gente de la aldea Monico-2 incluía perros como una parte importante de su dieta. A la luz de esta evidencia, el reportero comienza a cuestionar el registro etnográfico sobre los tabúes dietéticos de los Monico. El arqueólogo de Monico-1 echa un vistazo rápido a las tablas, hace algunos cálculos y sostiene que la probabilidad de que los aldeanos de Monico-2 hayan sacrificado a sus perros ahora es incluso menor, especialmente en comparación con la nueva probabilidad de matanza de coyotes, que es ligeramente superior. Sin embargo, el arqueólogo insiste en esperar una muestra más grande antes de sacar conclusiones firmes. Incrédulo, el reportero pide una explicación de por qué el arqueólogo cuestiona las significativas pruebas de hipótesis nulas realizadas por los arqueólogos de Monico-2. El arqueólogo mira al reportero y dice: «Bueno, los procedimientos del NHST como la prueba z únicamente consideran datos nuevos. Desafortunadamente, estos métodos no tienen en cuenta toda la información disponible, nueva y previa, sobre la subsistencia de Monico. Personalmente -prosigue el arqueólogo- intento no formar mis opiniones basándome únicamente en nuevos datos. Más bien, utilizo nuevos datos con el fin de actualizar mis opiniones existentes hechas con conocimiento previo, por ejemplo, del sitio Monico-1». Luego, el arqueólogo guía al reportero a través de las tablas y comienza a explicar cómo hacen su inferencia usando el teorema de Bayes.

Table 3: Frecuencias de animales individuales y marcas de matanza observadas en el pueblo de Monico-2. Tenga en cuenta el pequeño número de individuos y la muestra particularmente pequeña de coyotes.

	Individuos de cada especie		Total_de_marcas_de_matanza
	Coyote	Perro	
Marcas de matanza			
Presente	1	9	10
Ausente	0	1	1
Total de Individuos	1	10	Total = 1

Table 4: Probabilidades conjuntas de animales individuales y marcas de matanza observadas en la aldea Monico-2. Tenga en cuenta la mayor proporción de huesos de perro con marcas de matanza en comparación con la muestra de Monico-1.

	Species Identified		Marcas_marginales_de_matanza
	P.Coyote.	P.Perro.	
Marcas de matanza			
P(Presente)	0.09	0.82	0.91
P(Ausente)	0.00	0.09	0.09
Especies marginales	0.09	0.91	Total = 1

El arqueólogo explica que las probabilidades posteriores de la matanza de perros y coyotes extraídas del conjunto de fauna (mucho más grande) Monico-1 se han convertido en nueva información «previa» sobre las probabilidades de que los aldeanos de Monico mataran perros y coyotes. Estas cantidades pueden ser representadas por:

$$P(\text{Marca de matanza presente} \mid \text{Perro})_{\text{Monico -1}} = \frac{9}{71} = 0.13,$$

y

$$P(\text{Marca de matanza presente} \mid \text{Coyote})_{\text{Monico -1}} = \frac{23}{29} = 0.79,$$

El conocimiento del arqueólogo sobre el grado en que los aldeanos de Monico-1 sacrificaron perros y coyotes puede actualizarse en una nueva iteración del teorema de Bayes que incluye los datos de Monico-2. Para dar cuenta del contexto arqueológico del que derivan los cálculos, el arqueólogo añade los subíndices -1 y -2 a los términos de la ecuación, de la siguiente manera:

$$\begin{aligned} P(\text{Marca de matanza presente} \mid \text{Perro})_{\text{Monico -2}} &= \frac{P(\text{Perro} \mid \text{Matanza})_{\text{Monico -2}} \times P(\text{Perro} \mid \text{Matanza})_{\text{Monico -1}}}{P(\text{Perro})_{\text{Monico -2}}} \\ &= \frac{\frac{0.82}{0.91} \times 0.13}{0.91} \\ &= 0.13. \end{aligned}$$

Añadir los datos de perros de Monico-2 hace que la probabilidad de matar perros disminuya ligeramente (de 0.127 a 0.126, pero redondeada a 0.13). Puede utilizarse la misma operación utilizando los datos anteriores de la primera excavación y los nuevos coyotes:

$$\begin{aligned}
P(\text{Marca de matanza present} \mid \text{Coyote})_{\text{Monico -2}} &= \frac{P(\text{Coyote} \mid \text{Matanza})_{\text{Monico -2}} \times P(\text{Coyote} \mid \text{Matanza})_{\text{Monico -1}}}{P(\text{Coyote})_{\text{Monico -2}}} \\
&= \frac{\frac{0.09}{0.91} \times 0.79}{0.09} \\
&= 0.87.
\end{aligned}$$

En este caso, después de actualizar los datos, la nueva probabilidad posterior de la matanza del coyote también es mayor (cambiando aún más respecto a la probabilidad previa que en el caso de los perros). El arqueólogo le explica esto al reportero. Además, el arqueólogo insta a la cautela dado que los datos y las probabilidades resultantes del sitio original se derivaron de una muestra de 100 individuos, mientras que la selección actual representa un total de solamente 11. Aunque los cálculos de probabilidad son correctos, sería prudente esperar más datos, ya que la excavación en Monico-2 está en curso. Sin embargo, el análisis bayesiano del arqueólogo sugiere que, en este punto, no deberíamos esperar marcas de matanza en ningún perro recién descubierto en el sitio Monico-2.

VINCULACIÓN DEL TEOREMA DE BAYES A DATOS E HIPÓTESIS

El estudio de caso de Monico proporciona un ejemplo tangible de los diferentes componentes de un análisis bayesiano, incluida la estimación de la probabilidad de un evento y la probabilidad de un evento dado otro (usando los datos actualmente disponibles), junto con los conceptos clave de verosimilitud, probabilidades previas y posteriores, y cómo actualizar el conocimiento de uno utilizando el anterior bayesiano posterior como el nuevo previo. Aunque el procedimiento ejemplificado aquí es específico para los datos de conteo arqueológico, el teorema de Bayes es muy general y puede ser útil para una amplia variedad de datos y procesos de generación de datos. Esta sección generaliza el teorema de Bayes a una variedad de otros escenarios científicos.

Anteriormente mencionamos que los científicos bayesianos utilizan los datos disponibles (D) para asignar probabilidades a declaraciones o hipótesis (H) sobre una población. El enunciado $P(H|D)$, es decir, la probabilidad de la hipótesis dados los datos formaliza esta relación. En nuestro ejemplo de los sitios de Monico, el arqueólogo estaba tratando de calcular la probabilidad de que la gente de Monico matara perros y coyotes (las hipótesis) dada la cantidad de marcas de corte en sus huesos (los datos disponibles). Para operacionalizar esta declaración en el contexto de datos e hipótesis, el teorema de Bayes funciona de la siguiente manera:

$$P(H|D) = \frac{P(D|H) \times P(H)}{P(D)}$$

donde $P(H|D)$ es la **probabilidad posterior** de la hipótesis dados los datos; $P(D|H)$ es la probabilidad de los datos dada la hipótesis (o la **verosimilitud**) de los datos observados; $P(H)$ es la **probabilidad previa** de la hipótesis (antes de que se recopilaran los datos); y $P(D)$ es la probabilidad de los datos disponibles (de todos los valores posibles de los datos). Alternativamente, generalizando y utilizando un vernáculo estadístico más moderno, esta operación puede expresarse como:

$$\text{Posterior} = \frac{\text{verosimilitud} \times \text{previa}}{P(\text{datos})}$$

De esta manera, la estadística bayesiana ofrece un marco estadístico alternativo para actualizar y evaluar hipótesis a través de un mecanismo que obtiene información *a posteriori* sobre el posterior de interés a partir de los datos, un modelo estadístico (expresado como verosimilitud), e información previa adecuadamente formulada. En otras palabras, con una declaración explícita de nuestra información previa, un modelo estadístico claramente definido y el deseo de actualizar nuestra comprensión, el teorema de Bayes nos brinda un marco probabilístico para hacer interpretaciones.

Además de la naturaleza coherente y explícita del marco, hay otra característica atractiva del paradigma bayesiano, a saber, que nos permite aprender de la experiencia. Los antecedentes permiten la contextualización explícita de conocimientos o creencias previas sobre el tema que se investiga (Buck, Cavanagh, and Litton 1996; Cowgill 1993). El uso de conocimientos previos debería ser una tendencia natural para los arqueólogos. Como Buck, et al. (1996) los arqueólogos aplican conocimientos previos a menudo, por ejemplo, al inferir la función de artefactos recién descubiertos mediante su asociación con artefactos y características que ya se han descubierto. De manera similar, el arqueólogo de nuestro ejemplo pudo contextualizar los datos del sitio Monico-2 basándose en las observaciones de Monico-1. Pocos otros marcos interpretativos ofrecen una estructura clara para actualizar las creencias a la luz de la nueva información y, sin embargo, esta es una parte tan importante de la mayoría de los enfoques intuitivos para aprender sobre el mundo en el que vivimos. Además, la información posterior de hoy (basada en datos actuales e información previa) está en una forma adecuada para convertirse en información previa para trabajos futuros si y cuando haya más datos disponibles.

Desde inferencias sobre puntos discretos hasta distribuciones de datos

Hasta ahora, el ejemplo ha mostrado cómo se puede aplicar la inferencia bayesiana a hipótesis definidas por declaraciones sobre eventos discretos. En el ejemplo ficticio anterior, las hipótesis estaban representadas por

afirmaciones sobre si los restos de fauna observados eran el resultado de una matanza. Los datos observados asignaron probabilidades a cada hipótesis, indicando así la cantidad o grado de creencia en la hipótesis. Estos datos fueron eventos discretos de solamente dos sitios. Sin embargo, en realidad, aunque la población de la proporción de huesos de perro sacrificados son los resultados del mismo proceso de comportamiento (matanza), es probable que estos valores varíen de un sitio a otro.

En consecuencia, muchos arqueólogos podrían desear comparar sus datos de un solo sitio con el universo de sitios conocidos. En este caso, las hipótesis a evaluar se caracterizan por los valores de los **parámetros** of a probability model. Although we mentioned this earlier, at this point de un modelo de probabilidad. Si bien lo mencionamos anteriormente, en este punto vale la pena recordar que tales parámetros describen ciertas características de una muestra o población. Para los arqueólogos, los parámetros más comunes son los que miden la tendencia central, como la media o la mediana. La inferencia bayesiana se puede realizar utilizando otros parámetros, así como la distribución completa de la información posterior, previa y de datos. Estos suelen estar representados por modelos de probabilidad. Probablemente, el modelo de este tipo más conocido es el modelo de probabilidad normal, en el que la distribución de probabilidad tiene una forma de campana simétrica alrededor de un único valor medio. Cuando se trata de datos (de muestra) y modelos asociados de probabilidad, es convencional utilizar el símbolo romano x para representar los datos observados (o de muestra) y el símbolo griego θ (*theta*) para representar el parámetro (o conjunto múltiple de parámetros) del modelo de población que estamos tratando de conocer. Dado x y un modelo con parámetro(s) θ , podemos volver a formular el teorema de Bayes y sus tres componentes (la *verosimilitud*, la *previa*, y la *posterior*) en el contexto de las distribuciones de datos y sus modelos de probabilidad.

La *verosimilitud* es una función estadística, o una expresión matemática, que asocia cantidades de datos individuales con sus respectivos valores de probabilidad. Su forma está determinada por el modelo de probabilidad específico que se utiliza, pero, en términos generales, está representada por $P(x|\theta)$, es decir, la distribución de probabilidad de los datos recién observados condicionados por los parámetros. En consecuencia, la verosimilitud es la probabilidad de observar valores de datos particulares dados algunos valores específicos (o hipotéticos) de los parámetros desconocidos. Por lo tanto, esta es una declaración formal de la relación entre los parámetros sobre los que queremos aprender y los datos que recopilamos.

La *previa* itambién es una función y puede representarse por $P(\theta)$. Es una declaración de lo que sabemos sobre la distribución de probabilidad de los parámetros antes de que se recolecten nuevos datos. En términos simples, podemos pensar en esto como la probabilidad que asignamos a la observación de valores específicos de los parámetros desconocidos en función de lo que sabíamos antes de observar los datos. Esta es una declaración formal de nuestro conocimiento antes de recopilar los datos más recientes.

La *posterior* es lo que queremos obtener: una combinación de la información contenida en los nuevos

datos, la verosimilitud y la previa. El posterior está representado por $P(\theta|x)$. Como se presentó en la sección anterior, esta es la probabilidad de la hipótesis dados los datos, o $P(H|D)$. Es la distribución de probabilidad de los parámetros del modelo condicionados a los datos. En términos simples, podemos pensar en esto como la probabilidad que asignamos a valores específicos o hipotéticos de los parámetros desconocidos después de observar nuevos datos. En este contexto, podemos expresar el teorema de Bayes como:

$$P(\theta|x) = \frac{P(x|\theta) \times P(\theta)}{P(x)}$$

El arqueólogo bayesiano y la incertidumbre de la hipótesis

Como se describió anteriormente, la inferencia bayesiana sobre Monico-2 proporcionada al reportero se basó únicamente en los nuevos datos de Monico-2 y la experiencia previa del experto arqueólogo con Monico-1. Sin embargo, si el arqueólogo quiere darle al reportero la mejor estimación posible, podría usar toda la evidencia disponible, incluidos los datos de Monico-2, su conocimiento experto e información de otros sitios arqueológicos. Para hacer esto, el arqueólogo revisa la literatura publicada e identifica información adicional sobre la proporción de perros con marcas de matanza recuperados de 38 sitios de Monico previamente excavados. Posteriormente, el arqueólogo busca investigar la variabilidad del comportamiento de matanza de perros como lo demuestra la proporción de perros con marcas de matanza en cada sitio de Monico, con miras a obtener una declaración previa probabilística sobre el parámetro theta, θ (la proporción de perros con marcas de matanza).

La Tabla 5 ilustra la distribución de los valores de θ a través de la frecuencia y proporciones de los sitios. La tabla muestra que, de los 38 sitios, 20 informaron tener entre 0 % y 5 % de perros que mostraban evidencia de marcas de matanza. Doce sitios tienen entre 6 % y 15 % de perros que muestran evidencia de marcas de matanza, mientras que otros cuatro sitios reportan valores de θ entre 16 % y 35 %. Mientras tanto, otros dos sitios arqueológicos reportan que θ oscila entre 36 % y 75 %. No hay sitios con más del 75 % de restos de perros que muestren evidencia de matanza.

Table 5: Distribución de frecuencias del número de sitios con proporciones informadas de restos de perros con marcas de matanza (θ) y la proporción del número total de sitios con marcas de matanza en huesos de perros (probabilidades previas)

Proporción de restos de perros con marcas de matanza (θ)	Número de sitios con (θ) reportado	Proporción del número total de sitios con (θ) reportado (probabilidad previa)
0-0.05	20	0.53
0.05-0.15	12	0.32

Proporción de restos de perros con marcas de matanza (θ)	Número de sitios con (θ) reportado	Proporción del número total de sitios con (θ) reportado (probabilidad previa)
0.15-0.25	3	0.08
0.25-0.35	1	0.03
0.35-0.45	1	0.03
0.45-0.55	0	0.00
0.55-0.65	0	0.00
0.65-0.75	1	0.03
0.75-0.85	0	0.00
0.85-0.95	0	0.00
0.95-1	0	0.00

Para empezar, el arqueólogo habla con otros expertos sobre nutrición, arqueología de los alimentos y arqueología y etnografía de Monico. Con base en su conocimiento científico, plantean la hipótesis de que, para considerar que los perros han hecho una contribución alimentaria sustancial en un sitio de Monico, debería haber evidencia de marcas de matanza en al menos el 50 % de los perros individuales. «Entonces», piensa el arqueólogo, «mi primera hipótesis, H_1 , es que el valor de θ debería ser al menos del 50 %, o 0.5, para cualquier sitio específico de Monico. ¿Cuál es la probabilidad de que esta hipótesis sea correcta para Monico-2 según los datos que tengo y mi conocimiento previo?».

La muestra del sitio Monico-2 indicó que, de 10 perros individuales, 9 tenían marcas de matanza (por lo tanto, $\theta = 0.9$). El arqueólogo quiere usar el conocimiento previo, incluida la información de la revisión de la literatura, para comprender la variabilidad de θ en los sitios de la aldea de Monico.

El arqueólogo primero registra las proporciones de matanza de perros (θ), de los 38 sitios encontrados en la literatura. Para resumir estos datos, en la Tabla 5 (columna 1), agrupan los valores de θ en intervalos iguales en incrementos de 0.10 (10 %, excepto el primer intervalo, que es menor). También registran el número de sitios que reportan valores de θ en cada intervalo (θ) en cada intervalo (columna 2). Luego, el arqueólogo calcula la probabilidad previa de cada intervalo θ dividiendo el número en cada celda de la columna 2 de la Tabla 5 por el número total de sitios, es decir, 38. De esta forma, la tercera columna de la Tabla 5 reporta la proporción de sitios dentro de cada intervalo θ . Esta distribución de frecuencia también sirve como distribución previa de los valores de θ .

Luego, el arqueólogo traza la distribución de la proporción de perros sacrificados en los sitios de Monico (Tabla 5) para visualizar el conocimiento previo resultante que se puede derivar de este conjunto de datos

(Figura 1).

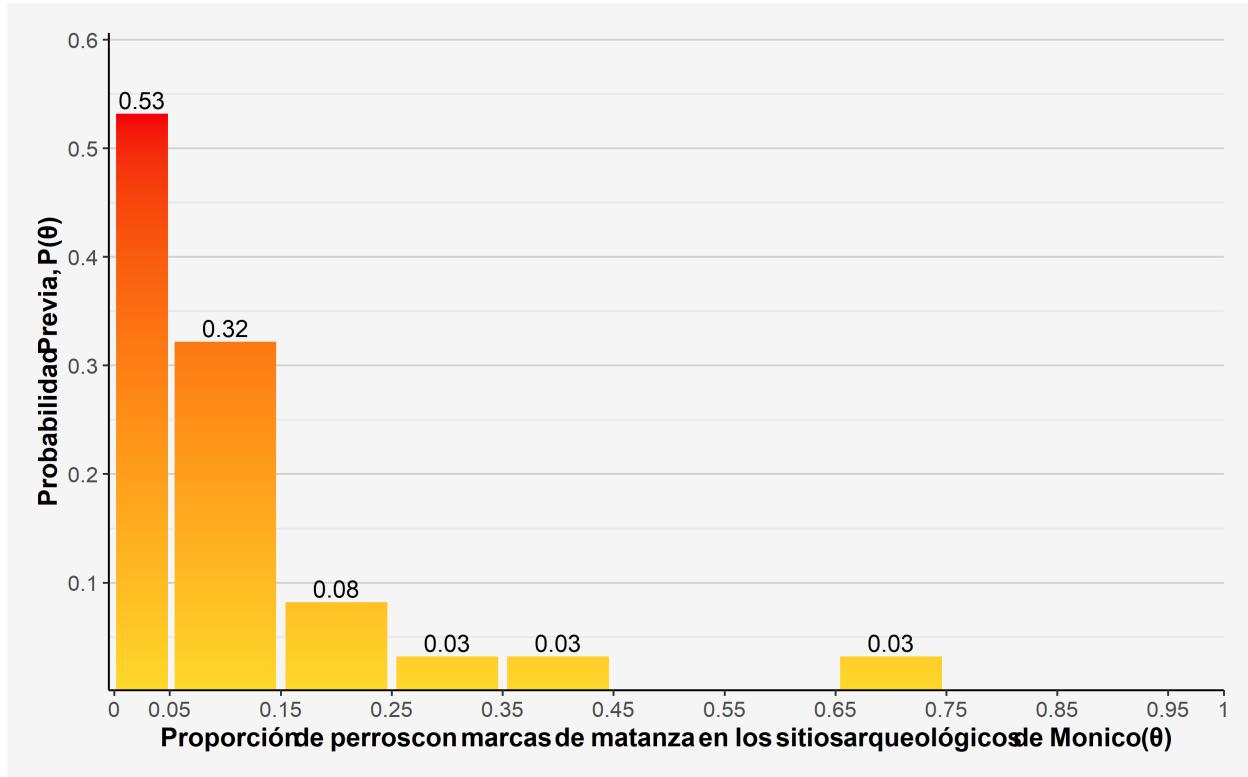


Figure 3: . Representación simple de la distribución de las probabilidades previas del arqueólogo de las estimaciones de θ (theta), la proporción de perros con marcas de matanza en los sitios arqueológicos de Monico (de la Tabla 5). Tenga en cuenta que los valores pequeños de θ tienen una probabilidad previa más alta que los más grandes.

Recuerde que, en el marco bayesiano, se necesita la verosimilitud ($P(x|\theta)$), la probabilidad de los datos ($P(x)$), y la probabilidad previa de la hipótesis ($P(\theta)$) para calcular la probabilidad posterior probabilidad de la hipótesis de que $\theta > 0.50$, dados los datos ($P(\theta > 0.5|x)$). La Figura 1 ilustra la probabilidad previa, $P(\theta)$, para diferentes valores de θ .

Tenga en cuenta que, en contraste con los valores de un solo evento en los ejemplos anteriores, los componentes del teorema de Bayes en este caso son distribuciones de valores. La aplicación de estadísticas bayesianas en tales situaciones brinda una ventaja particular porque el marco permite a los arqueólogos evaluar la probabilidad de una hipótesis y la incertidumbre asociada. Por lo tanto, para continuar con el análisis bayesiano de los datos de Monico-2 a la luz del conocimiento previo de los 38 sitios (representados en la Figura 1), el arqueólogo necesita un modelo para representar la probabilidad de los datos, x , y parámetro(s) asociados, θ , para calcular la probabilidad, $P(x|\theta)$, y la probabilidad de los datos, $P(x)$.

La verosimilitud

Para calcular la probabilidad de los datos de Monico-2 dada la hipótesis, el arqueólogo necesita una función que pueda representar la verosimilitud, $P(x|\theta)$, de estos datos, x , dado el parámetro de interés, θ . Los arqueólogos emplean con frecuencia una función de probabilidad denominada modelo binomial para calcular la verosimilitud de datos compuestos por observaciones binarias, es decir, observaciones expresadas como 1/0, sí/no, verdadero/falso o presente/ausente. En este caso, el modelo binomial es apropiado para las observaciones que indican la presencia o ausencia de marcas de matanza en esqueletos de perros individuales, como en los datos de Monico-2. Como tal, el arqueólogo quiere calcular la verosimilitud de que 9 de cada 10 esqueletos de perros de este sitio exhiban marcas de matanza.

Matemáticamente, el modelo binomial se expresa por:

$$P(x|\theta) = \binom{N}{k} \times \theta^k \times (1 - \theta)^{N-k}$$

Los símbolos k y N representan los datos: k es el número de perros observados con marcas de matanza, mientras que N es el total de perros observados. El paramétreo del modelo, θ , en este ejemplo representa la proporción de perros con marcas de matanza de todos los perros observados en Monico- 2.

El arqueólogo utiliza el método de estimación de parámetros llamado *máxima verosimilitud* (ML por sus siglas en inglés) para determinar el valor más probable de θ que habría generado los datos. La máxima verosimilitud pregunta, bajo el modelo binomial, ¿qué valor de θ es más probable que conduzca a los datos observados? En este caso, los datos binomiales del arqueólogo son $k = 9$ perros con marcas de matanza y $N = 10$ perros en total. La máxima verosimilitud evalúa qué valor del parámetro θ maximiza $P(x|\theta)$, la verosimilitud, en un rango sistemático de cantidades entre 0 y 1.

Para estimar el valor más probable de θ , el arqueólogo supone que la probabilidad de observar cada perro sacrificado es independiente de los demás, haciendo que la probabilidad de observar 9 perros sacrificados sea θ^9 . Por el contrario, la probabilidad de observar un solo perro sin sacrificar es $(1 - \theta)^{(10-9)}$, y la probabilidad de que haya 9 perros sin sacrificar y 1 perro sin sacrificar es $\theta^9 \times (1 - \theta)^{(10-9)}$. Sin embargo, para calcular la verosimilitud de los datos, el arqueólogo también debe tener en cuenta el número de formas diferentes en que las 9 observaciones de perros con marcas de matanza, k , pueden ocurrir en la secuencia de 10 observaciones de perros, N .

«««< HEAD El modelo binomial hace esto calculando $\binom{N}{k}$, conocido como el *coeficiente binomial* (léase como «*N elige k*»). En este caso, si las identificaciones positivas de marcas de matanza en perros están representadas por 1 y las marcas de matanza no son 0, el coeficiente binomial calcula cuántos conjuntos desordenados podrían haber resultado en nueve 1 y un 0: por ejemplo $x = \{0, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1\}$,

$\{1, 1, 1, 1, 0, 1, 1, 1, 1, 1\}$, $\{1, 1, 1, 1, 0, 1, 1, 1, 1, 1\}$, or $\{1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 0\}$ ², ... etc. El coeficiente binomial es abreviado y puede calcularse usando la siguiente ecuación: ===== El modelo binomial hace esto calculando $\binom{N}{k}$, conocido como el *coeficiente binomial* (léase como « N elige k »). En este caso, si las identificaciones positivas de marcas de matanza en perros están representadas por 1 y las marcas de matanza no son 0, el coeficiente binomial calcula cuántos conjuntos desordenados podrían haber resultado en nueve 1 y un 0: por ejemplo $x = \{0, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1\}$, $\{1, 1, 1, 1, 0, 1, 1, 1, 1, 1\}$, $\{1, 1, 1, 1, 0, 1, 1, 1, 1, 1\}$, or $\{1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 0\}$ ³, ... etc. El coeficiente binomial es abreviado y puede calcularse usando la siguiente ecuación:

$$\binom{N}{k} = \frac{N!}{k! \times (N - k)!}$$

donde ! es la función factorial que produce el producto de un número entero y todos los números enteros debajo de él. En nuestro caso, $N = 10$ y $k = 9$, así que:

$$N! = 10 \times 9 \times 8 \times 7 \times 6 \times 5 \times 4 \times 3 \times 2 \times 1 = 3628800$$

$$k! = 9 \times 8 \times 7 \times 6 \times 5 \times 4 \times 3 \times 2 \times 1 = 362880$$

$$\text{y } (N - k)! = (10 - 9)! = 1! = 1.$$

Por lo tanto,

$$\binom{N}{k} = \frac{N!}{k! \times (N - k)!} = \frac{10!}{9! \times (10 - 9)!} = \frac{3,628,800}{362,880 \times 1} = 10.$$

Una vez que se ha calculado $\binom{N}{k}$ el arqueólogo puede continuar estimando el valor de verosimilitud de una cantidad dada de θ calculando:

$$P(N, k|\theta) = 10 \times \theta^9 \times (1 - \theta)^{(10-9)}$$

en el rango de valores θ de 0 a 1 para encontrar la distribución de verosimilitud de los datos y, por lo tanto, el valor de θ que maximiza la función de verosimilitud. Este planteamiento se ilustra en la Figura 2, de la cual el arqueólogo aprende que la estimación de ML de θ (dados los datos de Monico-2) es 0.9; en otras palabras, las observaciones en Monico-2 son más probables si la proporción de perros sacrificados en

²No se enumeran todos los conjuntos aquí, pero este ejemplo debería permitir al lector imaginar cómo puede ocurrir esto en un total de 10 maneras únicas. Aunque en este caso la solución es bastante simple, en otras aplicaciones, la solución podría no ser tan obvia, por ejemplo, el número de formas en que pueden ocurrir cinco éxitos en 10 intentos, es decir, $\binom{10}{5} = 252$.

³No se enumeran todos los conjuntos aquí, pero este ejemplo debería permitir al lector imaginar cómo puede ocurrir esto en un total de 10 maneras únicas. Aunque en este caso la solución es bastante simple, en otras aplicaciones, la solución podría no ser tan obvia, por ejemplo, el número de formas en que pueden ocurrir cinco éxitos en 10 intentos, es decir, $\binom{10}{5} = 252$.

Monico-2 (θ) también es 0.9 (or 90%).

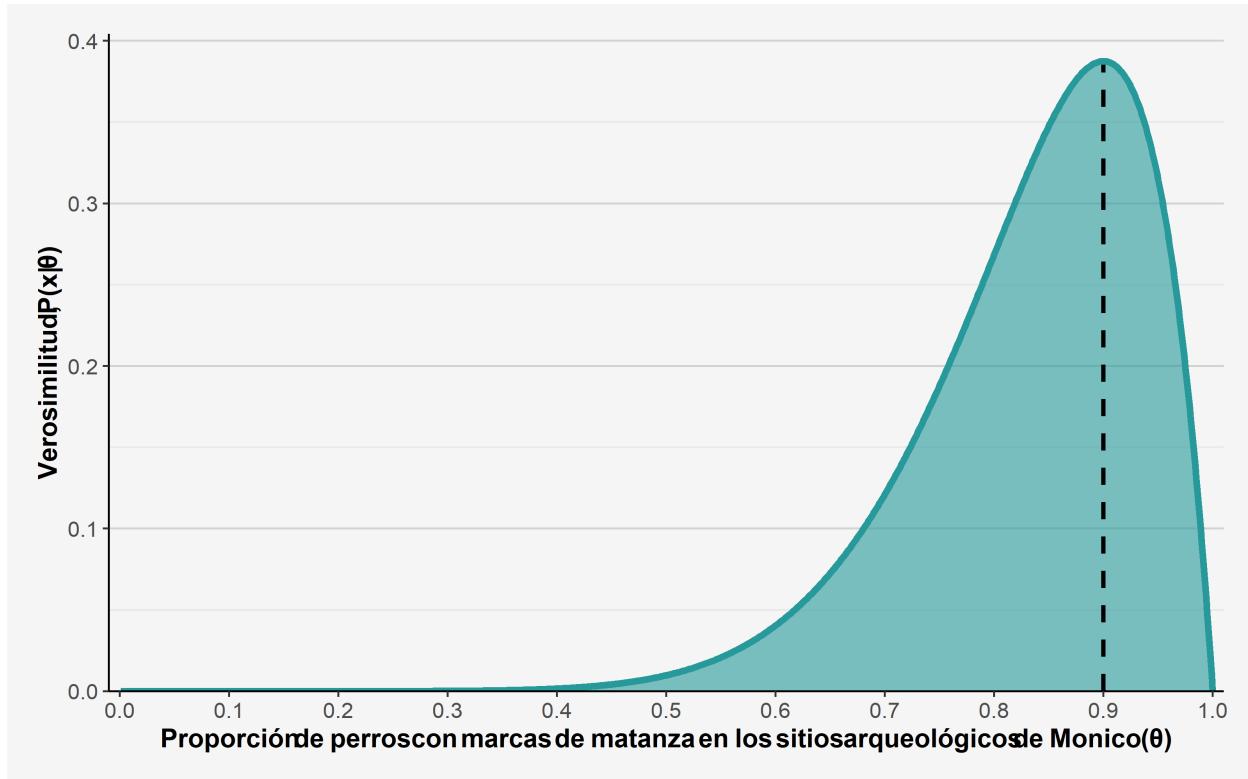


Figure 4: Distribución de valores de verosimilitud estandarizados correspondientes a cantidades variables de θ (theta) en el rango 0, 1. La línea negra discontinua indica el valor de θ que maximiza la verosimilitud de los datos. Esto es conocido como la estimación ML de θ

4

La previa

Al igual que utilizar el modelo de probabilidad binomial para obtener la distribución de verosimilitud de los datos de Monico-2, el arqueólogo puede usar otro modelo de probabilidad para expresar $P(\theta)$, la distribución de probabilidad de θ , también conocida como previa. En este caso, el arqueólogo necesita una función de probabilidad que modele la distribución de θ , la proporción de perros con marcas de matanza, en los 38 sitios observados antes de la excavación de Monico-2. Los estadísticos usan con frecuencia la función de probabilidad beta para modelar la distribución de proporciones como θ . La expresión matemática del modelo beta es:

$$P(H) = P(\theta) = \theta^{a-1} \times (1 - \theta)^{b-1}$$

⁴Cabe señalar aquí que, si bien la verosimilitud genera valores en la escala de 0 a 1, no es necesariamente una función de probabilidad que suma (integra) a 1. Para trazar la verosimilitud en la misma escala que las distribuciones previa y posterior, todas las distribuciones se han normalizado (reescalado) para que sumen 1.

Por lo tanto, la forma del modelo beta está controlada por dos parámetros, a y b , que a su vez controlan las estadísticas de resumen clave, como la media y la varianza del modelo. A diferencia del modelo de verosimilitud, el arqueólogo en este caso quiere encontrar una distribución de θ que describa cuantitativamente su conocimiento previo. Para hacer esto, los parámetros beta pueden acomodarse para que se ajusten a la forma de la distribución de datos previa en la Figura 1. A través de un mejor ajuste visual, el arqueólogo estima que los valores $a = 1.5$ y $b = 16$ dan como resultado una distribución de probabilidad que se asemeja a la del conocimiento previo sobre θ (es decir, la forma que se muestra en la Figura 1). Así, la distribución de la probabilidad,

$$P(H) = P(\theta) = \theta^{(1.5-1)} \times (1 - \theta)^{(16-1)}$$

en todos los valores de θ entre 0 y 1 se ilustra en la Figura 3.

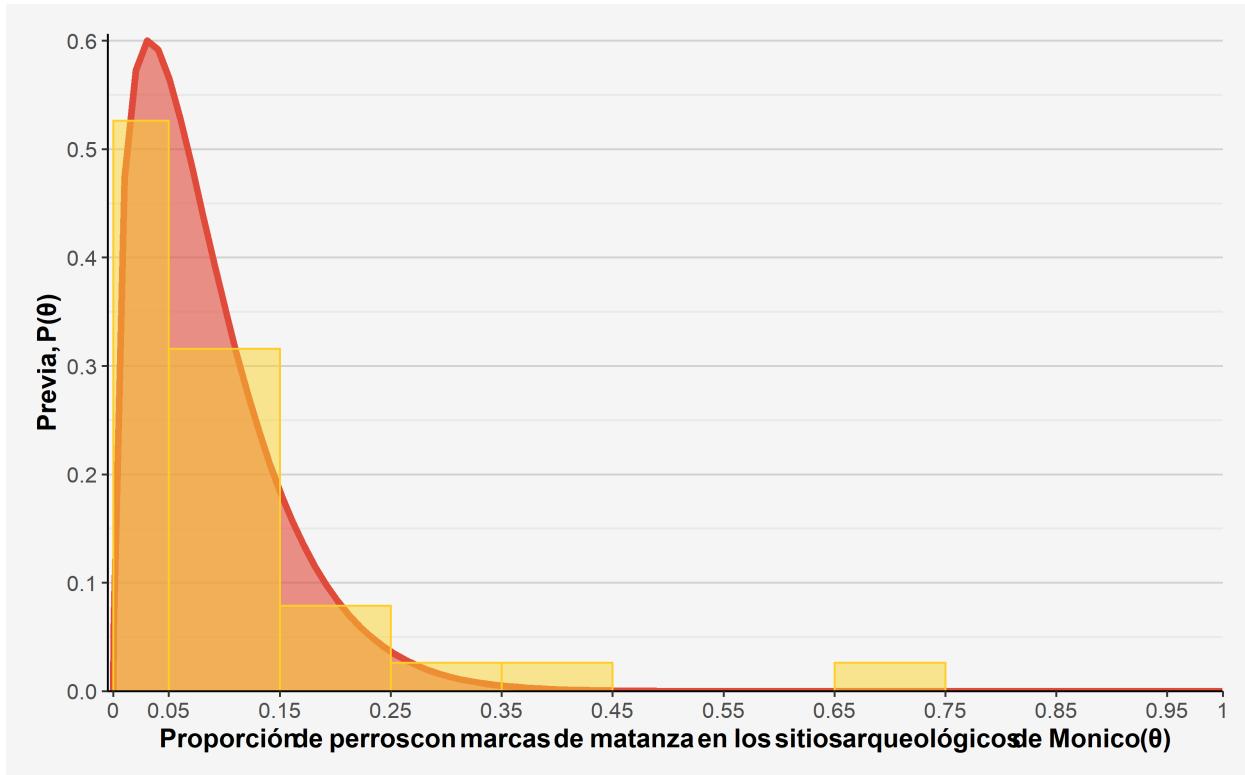


Figure 5: Modelo de probabilidad beta estandarizado, con parámetros $a = 1.5$, y $b = 16$, que representan las probabilidades previas del arqueólogo representadas en la Figura 3. Tenga en cuenta la similitud con la Figura 3 en términos de forma y, en particular, la ubicación de la moda y el rango de valores.

La posterior

El arqueólogo es consciente de que los estadísticos utilizan con frecuencia las distribuciones binomial y beta en el contexto de los análisis bayesianos porque funcionan bien juntas para modelar las distribuciones de verosimilitud y de probabilidad previa, respectivamente, lo que simplifica los cálculos necesarios para calcular la posterior. Tales pares convenientes de modelos de probabilidad se conocen como *conjugadas*. Como resultado de las elecciones de modelado realizadas, el arqueólogo puede combinar algebraicamente los datos de verosimilitud binomial con los parámetros de la distribución beta previa para producir una distribución beta posterior representada por:

$$P(H|D) = P(\theta|x) = \theta^{(k_{verosimilitud} + a_{previa} - 1)} \times (1 - \theta)^{(N_{verosimilitud} - k_{verosimilitud} + b_{previa} - 1)}$$

$$P(\theta|x) = \theta^{(9+1.5-1)} \times (1 - \theta)^{(10-0+16-1)}$$

Por lo tanto, generan valores de $P(x|\theta)$, la verosimilitud y $P(\theta)$, las probabilidades previas, para calcular $P(\theta|x)$, la distribución de probabilidad posterior, a través de una cuadrícula fina de θ en el intervalo 0, 1 (1,000 valores entre 0 y 1). Estos están ilustrados en la Figura 4.

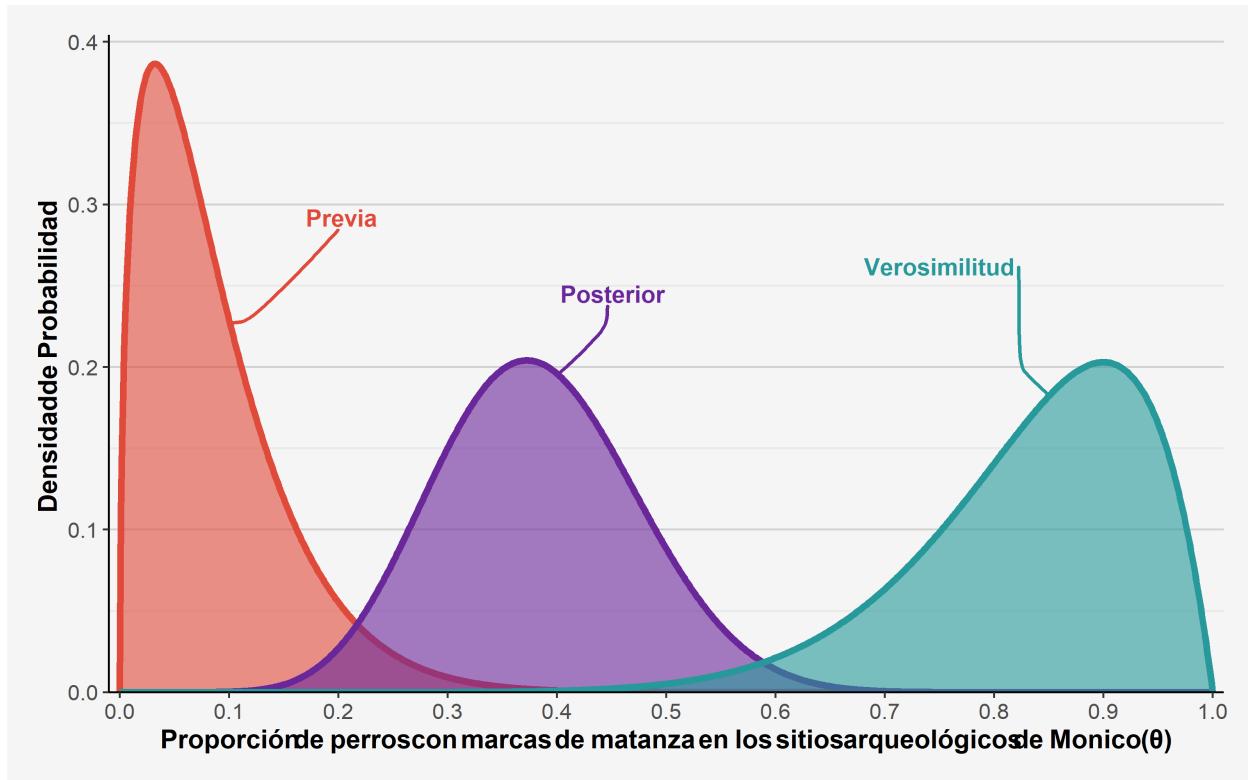


Figure 6: Distribuciones de las probabilidades previas del arqueólogo, la verosimilitud de los datos y las probabilidades posteriores. Todas las densidades de probabilidad están estandarizadas por una constante de normalización.

Después, el arqueólogo se centra en $P(\theta|x)$, la distribución posterior. El posterior les ayudará a hacer inferencias sobre la probabilidad de θ y su incertidumbre asociada (Figura 4). El arqueólogo puede representar visualmente la estimación de θ (la proporción esperada de perros con marcas de matanza en Monico-2, según los datos observados y el conocimiento previo de los otros 38 sitios arqueológicos de Monico) y el rango de incertidumbre del 90 % de su estimación con un gráfico en la Figura 5.

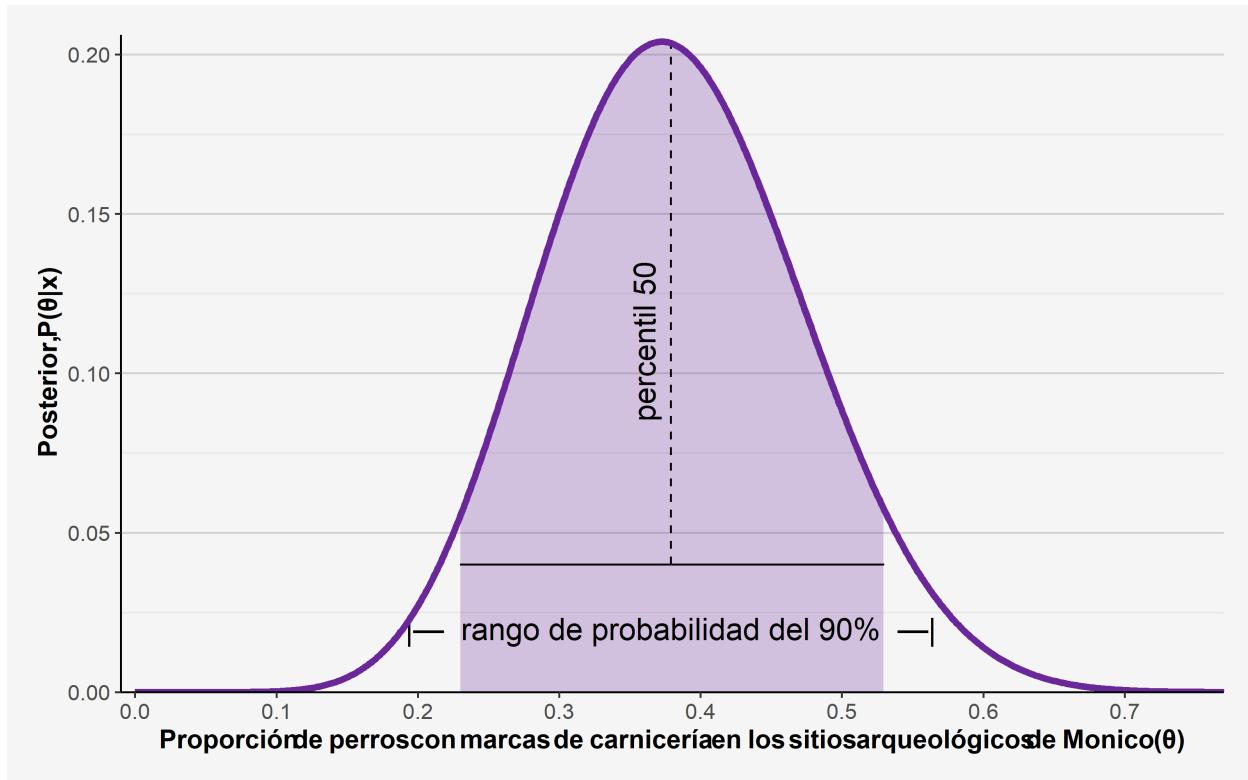


Figure 7: . Distribución de probabilidad posterior con la línea punteada azul que muestra la estimación mediana (percentil 50) (0.38). La línea negra sólida representa el intervalo de densidad de probabilidad del 90% (0.23 – 0.53).

A diferencia del marco NHST, la probabilidad posterior bayesiana permite al arqueólogo asignar probabilidades a las hipótesis sobre los valores de los parámetros. En este caso, la hipótesis es que el valor de θ , la proporción de perros sacrificados en Monico-2, es superior a 0.5 (50 %, Tabla 6). Los valores que se muestran en la Tabla 6 son inferencias resultantes de cálculos realizados utilizando la distribución posterior. El arqueólogo calculó la probabilidad de que θ sea mayor que 0.5 (valor superior a la izquierda en la tabla) y los valores de θ en los percentiles de probabilidad 5, 50 y 95. Recuerde, anteriormente, el arqueólogo junto con otros científicos propusieron que las marcas de corte deberían aparecer en al menos el 50 % (o 0.5) de los restos de perros en un sitio de Monico para considerar a los perros como «una importante contribución de alimentos». Sin embargo, la Tabla 6 muestra que el valor de θ solamente tiene un 10 % de probabilidad de ser mayor al 50 %. Por lo tanto, la inferencia de que los perros eran una parte sustancial de la dieta de Monico en Monico-2 no es muy probable. Por ejemplo, el arqueólogo piensa: «Si un meteorólogo me dijera que hoy hay un 10 % de probabilidad de lluvia, no llevaría paraguas».

Es importante destacar que la incertidumbre en torno al valor de θ también puede expresarse como un intervalo de probabilidad. En el marco bayesiano, estos intervalos de probabilidad se conocen como los *intervalos de densidad de probabilidad más alta* (HPDI) y difieren de los IC de NHST. Una de las diferencias

más importantes es que la interpretación del HPDI es mucho más sencilla. El HPDI es la probabilidad del parámetro dados los datos, mientras que, como describimos anteriormente, el IC no es una probabilidad sobre el valor de la estimación del parámetro. En el caso de θ , a Figura 5 le dice al arqueólogo que existe mucha incertidumbre en torno al verdadero valor de θ . Por ejemplo, la estimación de la mediana, o percentil 50, de θ es 0.38, lo que significa que, una vez que se incorpora la información previa disponible de la literatura y los datos de Monico-2, es muy probable que los ocupantes de Monico-2 incluyeran perros en su dieta el 38 % de las veces. Sin embargo, el HPDI del 90 % abarca de 0.23 a 0.53 (23 % a 53 %), lo que significa que, según nuestra información previa y los datos actuales, existe un 90 % de posibilidades de que θ se encuentre entre estos valores y solo un 10 % de posibilidades de que es mayor o menor que estos límites. Si bien la variación en θ alcanza más del 50 %, lo hace solo levemente y de nuevo es poco probable. Estos resultados significan que el arqueólogo no está muy seguro acerca de la propensión de los ocupantes a sacrificar perros (presuntamente) con fines dietéticos en Monico-2, especialmente considerando el pequeño tamaño de la muestra y el hecho de que los datos actuales de Monico-2 difieren bastante de los encontrados en otros sitios.

Table 6: Inferencias sobre θ a partir de la distribución de probabilidad posterior

Posterior Median	90% HPDI	P($\theta > 0.5$)
0.38	0.23-0.53	0.1

CONCLUSIONES

La inferencia bayesiana tiene ventajas para los arqueólogos que se extienden mucho más allá del ámbito de la calibración por radiocarbono y el modelado cronológico. El marco NHST ha servido bien a los arqueólogos durante muchos años, pero tiene limitaciones. Desafortunadamente, NHST basa la inferencia solo en datos nuevos debido a su estructura inherente. Su lenguaje y suposiciones pueden ser intrincados y confusos, y el planteamiento no puede utilizarse para comparar directamente múltiples hipótesis de trabajo. La inferencia bayesiana supera muchos de estos problemas para los arqueólogos. En muchos sentidos, los arqueólogos a menudo analizan los problemas utilizando un marco bayesiano sin saber que lo están haciendo y sin utilizar un marco probabilístico formal. Al igual que el arqueólogo bayesiano de nuestra parábola, la mayoría de los arqueólogos no forman inferencias sobre el pasado utilizando nuevos datos aislados del cuerpo de conocimiento existente. En cambio, actualizamos continuamente nuestro conocimiento previo con nueva evidencia para tomar decisiones, formar opiniones y generar conclusiones. La ventaja de la inferencia bayesiana sobre el NHST es que ofrece a los arqueólogos 1) un conjunto de herramientas más natural para aprender de los datos, 2) un lenguaje sencillo para hacer que las hipótesis sean cuantificables, explícitas y transparentes, y

3) la capacidad de utilizar la probabilidad para comparar múltiples hipótesis y realizar evaluación adicional.

En consecuencia, *el planteamiento bayesiano representa un cambio de paradigma en la inferencia arqueológica*. Las estadísticas bayesianas ofrecen un marco inferencial coherente que describe explícitamente la forma en que la información previa de uno se actualiza con nuevos datos para producir el estado actual del conocimiento. El proceso ayuda a evaluar el grado en que la evidencia actual y la nueva respaldan las hipótesis. Esto puede llevarse a cabo iterativamente hasta que haya una cantidad deseable de confianza (o falta de ella) en la precisión de una hipótesis. En este contexto, el marco bayesiano se asemeja a un proceso de aprendizaje similar a la investigación científica. Por ejemplo, los arqueólogos actualizan continuamente su conocimiento y grado de creencia en hipótesis utilizando nueva información recopilada a través de múltiples métodos de recopilación de datos, que incluyen excavación, estudio, experimentación, laboratorio y otras actividades analíticas.

Un número cada vez mayor de arqueólogos está utilizando estadísticas bayesianas para calibrar fechas de radiocarbono, construir cronologías y evaluar sus hipótesis sobre el pasado. La popularidad del software bayesiano relacionado con la cronología ha hecho que la inferencia bayesiana en ese contexto sea una operación simple, lo que significa que la mayoría de los usuarios encontrarán el software fácil de operar sin una comprensión básica de la lógica de la inferencia bayesiana y sus tres componentes fundamentales: la verosimilitud, la previa y la posterior. Además, sin esa comprensión fundamental, el poder analítico de las estadísticas bayesianas, más allá de la construcción de la cronología, puede no ser obvio, lo que ralentiza en lugar de mejorar la adopción más general.

Para mitigar este problema, este documento destaca cómo los arqueólogos pueden utilizar la inferencia bayesiana para plantear cuestiones complejas a través de un ejemplo ficticio simple. Este planteamiento permite a los arqueólogos evaluar, comparar y actualizar sus hipótesis directamente, utilizando el peso de la evidencia y un proceso sencillo. Consideramos que este es uno de los impactos más significativos del paradigma bayesiano. Además, la inferencia bayesiana requiere que los arqueólogos se vuelvan conscientes y transparentes sobre la información previa y actual para los análisis estadísticos dentro de una estructura probabilística. El marco incorpora explícitamente toda la información (previa y actual) para permitir una comprensión más completa de un problema.

Como resultado, las aplicaciones de este método conducen a la replicación, lo que permite que otros científicos arqueológicos las mejoren. Bajo esta luz, la inferencia bayesiana encaja con los esfuerzos en curso para promover métodos de ciencia abierta y datos abiertos en la investigación arqueológica. Este contexto anima a los investigadores a delinejar todo el proceso lógico que subyace a sus resultados. Debido a sus ventajas, creemos que la inferencia bayesiana está bien posicionada para convertirse en un planteamiento estándar para evaluar hipótesis cuantitativas en arqueología.

AGRADECIMIENTOS

Esta obra no requirió permisos. EOC agradece a Deb Nichols, John Watanabe, Sophie Nichols-Watanabe, Robert (Bob) L. Kelly y Dartmouth Coach por inspirar y facilitar el desarrollo de algunos conceptos en este documento. Además, Amanda Veile, Mike Shott, Eduardo Fernandez-Duque y dos revisores anónimos brindaron comentarios constructivos sobre borradores anteriores de este manuscrito. Las asombrosas ilustraciones de Warren Muzak (<http://www.warrenmuzak.com/>) permitieron que la cultura ficticia de Monico cobrara vida. Finalmente, Sarah Herr y el equipo editorial de AAP han sido encantadores e hicieron que el proceso de presentación y revisión por pares fuera fantástico.

REFERENCES CITED

- Aarts, Sil, Björn Winkens, and Marjan van Den Akker. 2012. “The Insignificance of Statistical Significance.” *European Journal of General Practice* 18 (1): 50–52. <https://doi.org/10.3109/13814788.2011.618222>.
- Banning, Edward B. 2020. *The Archaeologist’s Laboratory: The Analysis of Archaeological Evidence*. 2nd ed. New York: Springer International Publishing. <https://doi.org/10.1007/978-3-030-47992-3>.
- Baxter, Michael John. 2003. *Statistics in Archaeology*. Arnold.
- Bayes, Thomas. 1763. “An Essay Towards Solving a Problem in the Doctrine of Chances.” *Philosophical Transactions* 53: 370–418.
- Bayliss, Alex, and Peter Marshall. 2019. “Confessions of a Serial Polygamist: The Reality of Radiocarbon Reproducibility in Archaeological Samples.” *Radiocarbon* 61 (5): 1143–58. <https://doi.org/10.1017/RDC.2019.55>.
- Bellhouse, David R. 2004. “The Reverend Thomas Bayes, FRS: A Biography to Celebrate the Tercentenary of His Birth.” *Statistical Science* 19 (1): 3–43.
- Benjamin, Daniel J., and James O Berger. 2019. “Three Recommendations for Improving the Use of p-Values.” *The American Statistician* 73 (sup1): 186–91.
- Binford, Lewis R. 1964. “A Consideration of Archaeological Research Design.” *American Antiquity*, 425–41.
- Buck, Caitlin E. 2001. *Applications of the Bayesian Statistical Paradigm*.
- Buck, Caitlin E, William G Cavanagh, and Cliff D Litton. 1996. *Bayesian Approach to Interpreting Archaeological Data*. New York: Wiley.
- Buck, Caitlin E, and Bo Meson. 2015. “On Being a Good Bayesian.” *World Archaeology* 47 (4): 567–84. <https://doi.org/10.1080/00438243.2015.1053977>.
- Carlson, David L. 2017. *Quantitative Methods in Archaeology Using R*. Cambridge, UK/New York: Cambridge University Press.
- Chamberlin, Thomas Chrowder. 1965. “The Method of Multiple Working Hypotheses.” *Science* 148 (3671): 754–59. <http://www.jstor.org/stable/1716334>.
- Chuard, Pierre J. C., Milan Vrtílek, Megan L. Head, and Michael D. Jennions. 2019. “Evidence That Nonsignificant Results Are Sometimes Preferred: Reverse P-Hacking or Selective Reporting?” *PLOS Biology* 17 (1): e3000127. <https://doi.org/10.1371/journal.pbio.3000127>.
- Clarke, David L. 1968. *Analytical Archaeology*. London: Methuen.
- Cohen, Jacob. 1994. “The Earth Is Round ($p < .05$).” *American Psychologist* 49 (12): 997–1003. <https://doi.org/10.1037/0003-066X.49.12.997>.
- Cowgill, George L. 1977. “Trouble with Significance Tests and What We Can Do About It.” *American*

- Antiquity* 42 (3): 350–68. <Go to ISI>://A1977DQ60500004.
- . 1993. “Distinguished Lecture in Archeology: Beyond Criticizing New Archeology.” *American Anthropologist* 95 (3): 551–73. <http://www.jstor.org/stable/679650>.
- . 2001. “Past, Present, and Future of Quantitative Methods in United States Archaeology.” In *Computing Archaeology for Understanding the Past. CAA 2000. Computer Applications and Quantitative Methods in Archaeology*, edited by Z Stančič and T Veljanovski, 35–40. Oxford, UK: Archaeopress.
- Diez, David, Mine Cetinkaya-Rundel, and Christopher D Barr. 2019. *OpenIntro Statistics*. openintro.org/os.
- Doran, James Edward, Jim Doran, Frank E Hodson, and Frank Roy Hodson. 1975. *Mathematics and Computers in Archaeology*. Harvard University Press.
- Drennan, Robert D. 2010. *Statistics for Archaeologists*. Springer.
- Dunson, David B, and James E Johndrow. 2020. “The Hastings Algorithm at Fifty.” *Biometrika* 107 (1): 1–23.
- Fisher, Daniel C. 1987. “Mastodont Procurement by Paleoindians of the Great Lakes Region: Hunting or Scavenging?” In *The Evolution of Human Hunting*, 309–421. Springer.
- Fisher, Ronald Aylmer. 1922. “On the Interpretation of X2 from Contingency Tables, and the Calculation of P.” *Journal of the Royal Statistical Society* 85 (1): 87–94. <https://doi.org/10.2307/2340521>.
- . 1925. *Statistical Methods for Research Workers*. Edinburgh/London: Oliver; Boyd.
- . 1935. *The Design of Experiments*. Edinburgh: Oliver; Boyd.
- Fletcher, Mike, and Gary R Lock. 2005. *Digging Numbers: Elementary Statistics for Archaeologists*. Oxford, UK: Oxford Press.
- Freeman, Peter R. 1976. “A Bayesian Analysis of the Megalithic Yard.” *Journal of the Royal Statistical Society: Series A (General)* 139 (1): 20–35. [https://doi.org/https://doi.org/10.2307/2344382](https://doi.org/10.2307/2344382).
- Gelman, Andrew. 2006. “Multilevel (Hierarchical) Modeling: What It Can and Cannot Do.” *Technometrics* 48 (3): 432–35. <https://doi.org/10.1198/004017005000000661>.
- . 2018. “The Failure of Null Hypothesis Significance Testing When Studying Incremental Changes, and What to Do about It.” *Personality and Social Psychology Bulletin* 44 (1): 16–23.
- Gelman, Andrew, John B Carlin, Hal S Stern, David B Dunson, Aki Vehtari, and Donald B Rubin. 2020. *Bayesian Data Analysis*. Chapman; Hall/CRC press.
- Gelman, Andrew, Jennifer Hill, and Masanao Yajima. 2012. “Why We (Usually) Don’t Have to Worry About Multiple Comparisons.” *Journal of Research on Educational Effectiveness* 5 (2): 189–211. <https://doi.org/10.1080/19345747.2011.618213>.
- Gilks, Walter R, Sylvia Richardson, and David Spiegelhalter. 1995. *Markov Chain Monte Carlo in Practice*. Chapman; Hall/CRC Press.

- Greenland, Sander, Stephen J. Senn, Kenneth J. Rothman, John B. Carlin, Charles Poole, Steven N. Goodman, and Douglas G. Altman. 2016. “Statistical Tests, P Values, Confidence Intervals, and Power: A Guide to Misinterpretations.” *European Journal of Epidemiology* 31 (4): 337–50. <https://doi.org/10.1007/s10654-016-0149-3>.
- Head, Megan L., Luke Holman, Rob Lanfear, Andrew T. Kahn, and Michael D. Jennions. 2015. “The Extent and Consequences of P-Hacking in Science.” *PLOS Biology* 13 (3): e1002106. <https://doi.org/10.1371/journal.pbio.1002106>.
- Howson, Colin, and Peter Urbach. 2006. *Scientific Reasoning: The Bayesian Approach*. Open Court Publishing.
- Hubbard, Raymond. 2011. “The Widespread Misinterpretation of p-Values as Error Probabilities.” *Journal of Applied Statistics* 38 (11): 2617–26. <https://doi.org/10.1080/02664763.2011.567245>.
- Hubbard, Raymond, and M. J. Bayarri. 2003. “Confusion Over Measures of Evidence (p’s) Versus Errors (’s) in Classical Statistical Testing.” *The American Statistician* 57 (3): 171–78. <https://doi.org/10.1198/0003130031856>.
- Hubbard, Raymond, and R. Murray Lindsay. 2008. “Why P Values Are Not a Useful Measure of Evidence in Statistical Significance Testing.” *Theory & Psychology* 18 (1): 69–88. <https://doi.org/10.1177/0959354307086923>.
- Ioannidis, John P. A. 2005. “Why Most Published Research Findings Are False.” *PLOS Medicine* 2 (8): e124. <https://doi.org/10.1371/journal.pmed.0020124>.
- Jaynes, Edwin T. 2003. *Probability Theory: The Logic of Science*. Cambridge University Press.
- Johnson, Douglas H. 1999. “The Insignificance of Statistical Significance Testing.” *The Journal of Wildlife Management* 63 (3): 763–72. <https://doi.org/10.2307/3802789>.
- Kramer, Karen L, Amanda Veile, and Erik Otárola-Castillo. 2016. “Sibling Competition & Growth Tradeoffs. Biological Vs. Statistical Significance.” *PloS One* 11 (3): e0150126.
- Marwick, Ben. 2017. “Computational Reproducibility in Archaeological Research: Basic Principles and a Case Study of Their Implementation.” *Journal of Archaeological Method and Theory* 24 (2): 424–50.
- McCall, Grant S. 2018. *Strategies for Quantitative Research: Archaeology by Numbers*. Routledge.
- McElreath, Richard. 2020. *Statistical Rethinking: A Bayesian Course with Examples in R and Stan*. CRC press.
- McPherron, Shannon P., Will Archer, Erik R. Otárola-Castillo, Melissa G. Torquato, and Trevor L. Keevil. 2021. “Machine Learning, Bootstrapping, Null Models, and Why We Are Still Not 100% Sure Which Bone Surface Modifications Were Made by Crocodiles.” *Journal of Human Evolution*, 103071. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.jhevol.2021.103071>.

- McShane, Blakeley B., and David Gal. 2015. “Blinding Us to the Obvious? The Effect of Statistical Training on the Evaluation of Evidence.” *Management Science* 62 (6): 1707–18. <https://doi.org/10.1287/mnsc.2015.2212>.
- McShane, Blakeley B., David Gal, Andrew Gelman, Christian Robert, and Jennifer L. Tackett. 2019. “Abandon Statistical Significance.” *The American Statistician* 73 (sup1): 235–45. <https://doi.org/10.1080/00031305.2018.1527253>.
- Metropolis, Nicholas, Arianna W. Rosenbluth, Marshall N. Rosenbluth, Augusta H. Teller, and Edward Teller. 1953. “Equation of State Calculations by Fast Computing Machines.” *The Journal of Chemical Physics* 21 (6): 1087–92. <https://doi.org/10.1063/1.1699114>.
- Myers, OH. 1950. *Some Applications of Statistics to Archaeology*. Cairo: Serv. Antiq. Egypte.
- Naylor, John C, and Adrian FM Smith. 1988. “An Archaeological Inference Problem.” *Journal of the American Statistical Association* 83 (403): 588–95.
- Neyman, Jerzy, and Egon Sharpe Pearson. 1933. “On the Problem of the Most Efficient Tests of Statistical Hypotheses.” *Philosophical Transactions of the Royal Society of London. Series A, Containing Papers of a Mathematical or Physical Character* 231: 289–337.
- Otárola-Castillo, Erik, and Melissa G. Torquato. 2018. “Bayesian Statistics in Archaeology.” *Annual Review of Anthropology* 47 (1): 435–53. <https://doi.org/10.1146/annurev-anthro-102317-045834>.
- Otárola-Castillo, Erik, Melissa G Torquato, and Caitlin E Buck. 2022. “The Bayesian Inferential Paradigm in Archaeology.” In *Handbook of Archaeological Sciences*, edited by M. Pollard, R. A. Armitage, and C. M. Makarewicz, 2nd ed. Wiley.
- Otárola-Castillo, Erik, Melissa G. Torquato, Hannah C. Hawkins, Emma James, Jacob A. Harris, Curtis W. Marean, Shannon P. McPherron, and Jessica C. Thompson. 2018. “Differentiating Between Cutting Actions on Bone Using 3d Geometric Morphometrics and Bayesian Analyses with Implications to Human Evolution.” *Journal of Archaeological Science* 89: 56–67. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.jas.2017.10.004>.
- Pearson, Karl. 1900. “X. On the Criterion That a Given System of Deviations from the Probable in the Case of a Correlated System of Variables Is Such That It Can Be Reasonably Supposed to Have Arisen from Random Sampling.” *The London, Edinburgh, and Dublin Philosophical Magazine and Journal of Science* 50 (302): 157–75.
- Robert, Christian, and George Casella. 2011. “A Short History of Markov Chain Monte Carlo: Subjective Recollections from Incomplete Data.” *Statistical Science*, 102–15.
- Salmon, Merrilee H. 1982. “Philosophy and Archaeology.”
- Shennan, Stephen. 1997. *Quantifying Archaeology*. University of Iowa Press.

- Spaulding, Albert C. 1953. "Statistical Techniques for the Discovery of Artifact Types." *American Antiquity* 18 (4): 305–13.
- Thiese, Matthew S, Zachary C Arnold, and Skyler D Walker. 2015. "The Misuse and Abuse of Statistics in Biomedical Research." *Biochemia Medica: Biochemia Medica* 25 (1): 5–11.
- Thomas, David Hurst. 1986. "Reguring Anthropology: First Principles of Probability and Statistics." In, 515–24. Long Grove, IL: Waveland Press, Inc. https://search.alexanderstreet.com/view/work/bibliographic_entity%7Cdocument%7C1680968.
- Valeggia, Claudia R., and Eduardo Fernández-Duque. 2022. "Moving Biological Anthropology Research Beyond $p < 0.05$." *American Journal of Biological Anthropology* n/a (n/a): 1–3. <https://doi.org/https://doi.org/10.1002/ajpa.24444>.
- Vescelius, Gary S. 1960. *Archaeological Sampling: A Problem of Statistical Inference*. Essays in the Science of Culture in Honor of Leslie White. New York: Thomas Y. Crowell Company.
- Vidgen, Bertie, and Taha Yasser. 2016. "P-Values: Misunderstood and Misused." *Frontiers in Physics* 4: 6.
- Walker, John, and Joseph Awange. 2020. "Total Station: Measurements and Computations." In *Surveying for Civil and Mine Engineers: Acquire the Skills in Weeks*, edited by John Walker and Joseph Awange, 77–99. Cham: Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-030-45803-4_4.
- Wasserstein, Allen L. Schirm, Ronald L., and Nicole A. Lazar. 2019. "Moving to a World Beyond " $p < 0.05$ "." *The American Statistician* 73: 1–19. <https://doi.org/10.1080/00031305.2019.1583913>.
- Wolfhagen, Jesse. 2019. "Rethinking Human-Cattle Interactions at Çatalhöyük (Turkey) Through Bayesian Analysis of Cattle Biometry and Behavior." Thesis.
- . 2020. "Re-Examining the Use of the LSI Technique in Zooarchaeology." *Journal of Archaeological Science* 123: 105254. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.jas.2020.105254>.
- Wolverton, S., J. Dombrosky, and R. L. Lyman. 2016. "Practical Significance: Ordinal Scale Data and Effect Size in Zooarchaeology." *International Journal of Osteoarchaeology* 26 (2): 255–65. <https://doi.org/https://doi.org/10.1002/oa.2416>.