

Cómo:

Una Hoja de Trabajo Paso a Paso para el ESS Multinomial

Raymond Nelson¹, Mark Handler², Tom Coffey³, Rodolfo Prado⁴ y Ben Blalock⁵ †

Abstract

Describimos el uso de un proceso analítico estructurado para la actualización Multinomial del Sistema de Puntuación Empírica (ESS-M). El análisis de datos de polígrafo comienza con la extracción de características, la transformación numérica y la reducción de datos. Las etapas posteriores del análisis incluyen el cálculo de un clasificador estadístico y el análisis de un resultado de prueba categórico a partir de los datos de prueba numéricos y probabilísticos. Este flujo de trabajo está diseñado para capturar y organizar la información de interés para los profesionales de campo del polígrafo y para otros profesionales que podrían tener la necesidad de trabajar, interpretar y comprender el resultado de los datos de las pruebas poligráficas de evaluación de la credibilidad. Los apéndices incluyen una hoja de trabajo estructurada, tablas de referencia multinomiales para polígrafos diagnósticos y exploratorios con tres a cinco iteraciones de dos a cuatro preguntas relevantes, y un breve glosario de términos que son fundamentales para el análisis Bayesiano. Los procedimientos paso a paso describen el uso de la Hoja de Trabajo del Análisis del ESS-M y las tablas de referencia multinomiales. También incluyen la determinación de los puntajes de corte numéricos y el cálculo de las probabilidades posteriores y el límite inferior del intervalo de credibilidad del 95%. Estos materiales pueden ser un recurso útil para la práctica de campo, el entrenamiento y la capacitación, y pueden proporcionar información sobre los problemas de automatización de procesos para el análisis manual y automatizado de los datos de las pruebas poligráficas de evaluación de la credibilidad.

1 Lafayette Instrument Company

2 Converus, Inc.

3 Detective, Chicago Police Department

4 International Polygraph Studies Center

5 PEAK Credibility Assessment Training Center

6 No existen intereses de propiedad asociados con este manuscrito. Las perspectivas y opiniones expresadas aquí son las de los autores.

Introducción

Nelson (2017a) describió el desarrollo de una función de probabilidad multinomial para el Sistema de Puntuación Empírica (ESS; Nelson, Krapohl & Handler, 2008; Nelson et al., 2011) y proporcionó tablas de referencia para los exámenes poligráficos con tres a cinco iteraciones de dos, tres, y cuatro preguntas relevantes. La función de probabilidad multinomial se calcula bajo la teoría analítica de la prueba del polígrafo: que los cambios más grandes en la actividad fisiológica se cargan hacia diferentes tipos de estímulos de prueba en función del engaño y la veracidad, en respuesta a los estímulos objetivo de la investigación. [Consulte a Nelson (2016a) para obtener más información sobre la teoría analítica de las pruebas poligráficas de evaluación de la credibilidad].

Posteriormente, las tablas de referencia multinomiales se incorporaron en un clasificador Bayesiano para el Sistema de Puntuación Empírica - Multinomial (ESS-M; Nelson, 2017b). La extracción de características, la transformación numérica y la reducción de datos con el ESS-M no han cambiado desde el ESS. Las reglas de decisión también se mantienen sin cambios. Los profesionales de campo notarán ciertos cambios en los puntajes de corte numéricos, y esto refleja el cambio hacia un clasificador Bayesiano de distribución de referencia multinomial. El presente proyecto involucra el desarrollo de un flujo de trabajo para el cálculo y la documentación del resultado Bayesiano ESS-M. Describe un modelo de referencia multinomial simplificado que se puede utilizar para el análisis Bayesiano de los exámenes de polígrafo que constan de tres a cinco iteraciones, de dos, tres o cuatro preguntas relevantes.

Los análisis Bayesianos (Berger, 1985; 2006a; Bernardo y Smith, 1994; Box & Tiao, 1973; Cohen, 1994; Efron, 1986; Gelman et al., 2014; Stone, 2013; Winkler, 1972) tienen ventajas porque los resultados estadísticos pueden proporcionar una estimación intuitivamente más útil acerca del tamaño del efecto de interés. Este cambio en la información a menudo se reporta en forma de posibilidades - versus probabilidades decimales que son comunes en la inferencia frecuentista. Las personas con una amplia gama de antecedentes profesionales y educativos pueden comprender fácilmente la información probabilística en forma de probabilidades. [Para obtener más información sobre los valores-p y el malentendido potencial, consulte la declaración publicada por la Asociación Americana de Estadística (Wasserstein y Lazar 2016), y Nelson (2018a) para una discusión de los valores-p en la clasificación de los resultados de las pruebas de polígrafo.] El tamaño del efecto del polígrafo se puede considerar como la probabilidad posterior de engaño o de veracidad, o como un factor de Bayes (Berger, 2006a; Morey y Rouder, 2011; Rouder et al., 2009). Un factor de Bayes nos dice la fuerza de la información posterior en relación con la información previa.

Los análisis Bayesianos son bastante directos y los examinadores poligráficos pueden beneficiarse del uso de un proceso cuidadosamente estructurado al usar el ESS-M en entornos de práctica de campo. Los flujos de trabajo estructurados pueden aumentar la confiabilidad y la eficiencia. La automatización de un proceso de análisis es una forma obvia de aumentar la confiabilidad y la eficiencia, pero hace poco para mejorar los niveles de conocimiento y las habilidades. Los procedimientos bien estructurados ofrecen la ventaja de organizar la información de interés al tiempo que proporcionan información sobre cómo se utiliza la información. Esperamos que, al utilizar la hoja de trabajo, los examinadores conozcan mejor el análisis Bayesiano y el clasificador ESS-M y tengan una mejor comprensión de lo que puede significar el resultado de prueba. Esto contribuirá a mejorar la comunicación cuando se transmita información a los consumidores profesionales de los resultados de pruebas poligráficas (supervisores, abogados, jueces, jurados, terapeutas, oficiales de libertad condicional, reguladores, etc.)

Cómo utilizar la Hoja de Trabajo de Análisis del ESS-M.

El Apéndice A es una hoja de trabajo estructurada para ayudar en el aprendizaje y la ejecución de los conceptos fundamentales del análisis Bayesiano y del ESS-M. Los apéndices B1 al B3 muestran las tablas de referencia del ESS-M simplificadas que se pueden aplicar con toda la variedad de escenarios de polígrafos de diagnóstico y exploratorios con tres, cuatro o cinco iteraciones de dos, tres o cuatro preguntas relevantes, utilizando el conjunto tradicional de sensores poligráficos con o sin el sensor vasomotor opcional. Las tablas en los Apéndices B1 al 3 están limitadas a cálculos con una probabilidad previa equivalente y un valor alfa = .05. Si un profesional decide utilizar un previo no equivalente o un alfa distinto al .05, los cálculos serían diferentes y las tablas de los Apéndices B1 al B3 no serán aplicables. Las tablas para las puntuaciones subtotales incluyen una corrección estadística para tener en cuenta los efectos perjudiciales de la multiplicidad, que a menudo no se consideran en otros modelos de análisis de datos de prueba. El Apéndice C muestra una breve lista de terminología que orientará a los lectores hacia los conceptos fundamentales del análisis Bayesiano.

La Hoja de Trabajo de Análisis del ESS-M (Apéndice A) se usa después de obtener todos los puntajes numéricos para todas las iteraciones de todas las preguntas relevantes. Esta hoja de trabajo estructurada ayuda a orientar a los profesionales hacia el vocabulario conceptual y el proceso analítico del ESS-M Bayesiano. Ayuda a organizar la información para una documentación competente y el informe de los resultados de las pruebas. Finalmente, puede fomentar una mayor comprensión de los algoritmos informáticos automatizados que pueden acelerar los análisis de datos de prueba y mejorar su confiabilidad. En la práctica y en el entrenamiento de campo, la Hoja de

Trabajo del Análisis ESS-M se puede imprimir o convertir en una hoja de cálculo. Se explican a continuación los elementos de la Hoja de Trabajo del Análisis ESS-M numerados por línea

1. Los examinadores deben identificar claramente los datos del examen y/o del examinado a los que pertenece el análisis mediante el registro del nombre del examen o del examinado en la línea 1.
2. Registre la fecha del examen en la línea 2. También puede registrar la fecha del análisis en esta línea si el análisis se completa en una fecha posterior.
3. Registre en la Línea 3 el nombre o la identificación del profesional que completó este análisis.
4. Circule el elemento de la Línea 4 para indicar si la prueba es un examen de diagnóstico (en respuesta a una acusación conocida o incidente conocido) o un examen exploratorio (realizado en ausencia de cualquier denuncia o incidente conocido).
5. Circule el elemento en la Línea 5 para indicar la regla de decisión que se usará para analizar el resultado categórico de la prueba a partir de la información numérica y probabilística. Las opciones incluyen la regla del gran total (GTR; Bell, Raskin, Honts & Kircher, 1999; Kircher y Raskin, 1988; Senter, 2003; Weaver, 1980), la regla de puntuación subtotal (SSR; Departament of Defense, 2006a, 2006b, Capps & Ansley 1992, Senter Waller & Krapohl, 2008) y las reglas de dos etapas (TSR; Senter, 2003; Senter & Dollins, 2003; Krapohl, 2005; Krapohl & Cushman, 2006). Estas opciones están alineadas con las opciones del elemento 4. Los exámenes de diagnóstico y los exámenes de exploratorios de asunto único deben evaluarse con el GTR o TSR, mientras que los exámenes de asuntos múltiples se evalúan con mayor frecuencia con el SSR. [Refiérase a Nelson (2018b) para obtener más información sobre las reglas de decisión del polígrafo.]
6. Circule un elemento para indicar el uso de cualquier corrección matemática de la multiplicidad estadística cuando se utilizan puntajes subtotales. Estas opciones están alineadas con las de la línea 5. El uso del GTR no requiere corrección estadística. El TSR utiliza una corrección para las puntuaciones subtotales de engaño en la etapa 2. La SSR emplea una corrección estadística para las puntuaciones subtotales veraces. [Consulte Nelson (2015) para obtener información más general sobre el uso de correcciones estadísticas en el análisis de datos de pruebas de polígrafo.]

7. Ingrese el nivel *alfa* para la *significancia estadística* en la Línea 7. Se requieren dos límites alfa porque las pruebas de polígrafo involucran dos clasificaciones posibles: de engaño o de veracidad. El nivel alfa se utilizará más adelante para determinar el nivel de cobertura del intervalo Bayesiano de credibilidad y de los puntajes de corte numéricos ESS-M. Las tablas de referencia del ESS-M, que se muestran en el Apéndice B, se calculan con $\alpha = .05$ para el engaño y $\alpha = .05$ para la veracidad. Los alfas del ESS-M son de una cola, a menos que se especifique lo contrario.
8. Ingrese las posibilidades de engaño *a priori* en la Línea 8. Sin información confiable, nuestro conocimiento objetivo a menudo se limita a 2 posibilidades - el examinado posiblemente es engañoso/culpable, o el examinado posiblemente es inocente/veraz - sin una base objetiva para concluir que una posibilidad es más probable que la otra. En estos casos, la probabilidad de engaño se puede argumentar como objetivamente igual a la probabilidad de veracidad - y las posibilidades previas de engaño deben ingresarse como 1 a 1. Por supuesto, algunas situaciones pueden justificar el uso de un previo diferente. Sin embargo, en algunas circunstancias, la información objetiva puede obviar la necesidad de realizar pruebas de polígrafo. Cuando la información previa existe en forma de probabilidad decimal, las posibilidades previas se pueden calcular usando esta fórmula: posibilidades : $p / (1-p)$
9. Indique la *probabilidad* previa de engaño en la Línea 9. La probabilidad previa se puede calcular a partir de las posibilidades previas utilizando la siguiente fórmula: $p = \text{posibilidades} / (1 + \text{posibilidades})$. Debido a que las posibilidades previas de engaño son a menudo de 1 a 1, a menos que esté disponible información objetiva que sugiera cambiar las posibilidades previas, la probabilidad previa es a menudo de .5.
10. Use las tablas de los Apéndices B1 a 3 para determinar los puntajes de corte numéricos para el engaño y la veracidad e ingréselas en la Línea 10. Las puntuaciones de corte numéricas ESS-M son una función tanto de las posibilidades previas de engaño como del límite inferior del *intervalo creíble* (intervalo de confianza Bayesiano). Cuando el alfa = .05, el intervalo creíble se puede referir como el intervalo creíble del 95%. Este intervalo nos indica el rango en el que es probable que se observe el puntaje de prueba en pruebas repetitivas, dado el potencial de alguna variación de error aleatoria en los datos de prueba y en los resultados de la prueba.

Para determinar las puntuaciones de corte para las puntuaciones de gran total, use la tabla que se muestra en el Apéndice B-1. Use la columna *oddsLL05* que muestra el límite inferior del intervalo creíble del 95% para las posibilidades

posteriores. Localice las posibilidades más pequeñas del límite inferior, que superen las posibilidades previas para el engaño y veracidad (generalmente 1: 1), luego localice los puntajes de corte numéricos en la fila correspondiente usando la columna de *score*, como se muestra en la Figura 1. Los puntajes de corte del ESS-M para el gran total son: gran total =+3 o mayor para las clasificaciones veraces y un total general =-3 o menor para las clasificaciones de engaño. Las puntuaciones de gran total de -2 a +2 no son estadísticamente significativas, y estos valores inconclusos no dan soporte a una opinión.

Figura 1. Puntajes de corte ESS-M para puntuaciones de gran total (del Apéndice B-1)

-6	14000	.0369	.2471	.2383	3.2 (.762)	2
-5	14086	.0398	.2847	.2766	2.62 (.723)	1.67
-4	14155	.0424	.3247	.3177	2.15 (.682)	1.39
-3	14210	.0446	.3667	.3611	1.77 (.639)	1.16
-2	14248	.0461	.4102	.4064	1.46 (.594)	0.97
-1	14272	.0471	.4548	.4529	1.21 (.547)	0.8
0	14279	.0475	.5000	.5000	1 (.500)	0.67
1	14272	.0471	.5452	.5471	1.21 (.547)	0.8
2	14248	.0461	.5898	.5936	1.46 (.594)	0.97
3	14210	.0446	.6333	.6389	1.77 (.639)	1.16
4	14155	.0424	.6753	.6823	2.15 (.682)	1.39
5	14086	.0398	.7153	.7234	2.62 (.723)	1.67
6	14000	.0369	.7529	.7617	3.2 (.762)	2

Cuando se utiliza el TSR, el puntaje de corte subtotal corregido se puede determinar utilizando la tabla de referencia que se muestra en el Apéndice B-2. Use la columna *odds234LL05* para ubicar las posibilidades del límite inferior más pequeño que exceda las posibilidades previas (generalmente 1:1). Luego ubique el puntaje de corte en la misma fila utilizando la columna de *score*. El Apéndice B-2 incluye una corrección estadística que se usa para prevenir un incremento de errores falsos positivos cuando se usa el TSR con puntuaciones subtotales. La figura 2 muestra el proceso.

El puntaje de corte subtotal del ESS-M es -7 o inferior, para las clasificaciones de engaño cuando se usa el TSR. El resultado general de la prueba se clasifica como engaño cuando cualquier subtotal iguala o supera estos puntajes de corte. El resultado de una prueba no es estadísticamente significativo (y, por lo tanto, inconcluso) si ni el gran total ni ninguna puntuación subtotal iguala o supera los puntajes de corte ESS-M. Tenga en cuenta que las puntuaciones subtotales no se utilizan para hacer clasificaciones veraces cuando se utiliza el TSR.

Figura 2. Puntajes de corte ESS-M para resultados de engaño con puntuaciones subtotales utilizando el TSR (Apéndice B-2).

-9	423	.0150	.0383	.0315	30.72	3.13 (.758)	4.84	1.37
-8	465	.0216	.0592	.0500	19.01	2.67 (.728)	4.11	1.19
-7	505	.0297	.0875	.0758	12.19	2.3 (.697)	3.3	1.05
-6	540	.0389	.1242	.1104	8.06	2.01 (.668)	2.66	0.93
-5	571	.0489	.1697	.1546	5.47	1.76 (.638)	2.06	0.83
-4	595	.0588	.2236	.2087	3.79	1.56 (.609)	1.58	0.74
-3	615	.0678	.2852	.2720	2.68	1.39 (.582)	1.19	0.66
-2	628	.0750	.3531	.3432	1.91	1.24 (.554)	0.89	0.59
-1	637	.0797	.4254	.4201	1.38	1.11 (.526)	0.65	0.53
0	639	.0814	.5000	.5000	1	1 (.5)	0.48	0.48

Use la tabla de referencia que se muestra en el Apéndice B-3 cuando use el SSR. Para clasificaciones de engaño en puntuaciones subtotales, use la columna *oddsLL05* para determinar las posibilidades de límite inferior más pequeñas que superen las posibilidades previas de engaño (generalmente 1: 1). Luego ubique el puntaje de corte subtotal para el engaño en la misma fila de la columna de *score*. La figura 3 muestra el proceso. Para las clasificaciones veraces con puntuaciones subtotales, use la columna *odds234LL05* para determinar las posibilidades de límite inferior más pequeñas que excedan las posibilidades previas de veracidad (generalmente 1:1). Luego ubique el puntaje de corte subtotal para veracidad en la misma fila usando la columna de *score*.

Cuando se usa el SSR, los puntajes de corte de ESS-M son -3 o inferiores en cualquier subtotal para clasificaciones de engaño y +1 o mayor en todos los subtotales para clasificaciones de veracidad. Las puntuaciones subtotales entre estos valores no son estadísticamente significativas y, por lo tanto, son inconclusas. Cuando se usa el SSR, el resultado de la prueba en general se clasifica como veraz cuando todas las puntuaciones subtotales han igualado o superado la puntuación de corte de veracidad. Se utiliza una corrección estadística para las clasificaciones de veracidad con el fin de evitar una pérdida de especificidad exploratoria que podría resultar del requisito del SSR de que todas las puntuaciones subtotales son estadísticamente significativas para una clasificación de veracidad.

El resultado general de la prueba se clasifica como engaño cuando uno o más puntajes subtotales han igualado o superado el puntaje de corte para el engaño. Para evitar la pérdida de sensibilidad exploratoria, no se utiliza ninguna corrección estadística para las puntuaciones de corte subtotales ESS-M de engaño para los polígrafos exploratorios de asuntos múltiples.

Tenga en cuenta que al utilizar el SSR, no se realizan clasificaciones de engaño y veracidad dentro del mismo examen. Esto evita un mayor potencial de resultados falsos negativos en el mismo examen. Si cualquier puntuación subtotal es estadísticamente significativa para el engaño, todos los subtotales que no son significativos de engaño, carecen de significado y no son interpretables y, por lo tanto, son inconclusos.

Figura 3. Puntajes de corte de ESS-M para clasificaciones de engaño y veracidad utilizando el SSR (Apéndice B-3).

-6	540	.0389	.1242	.1104	8.06	2.01 (.668)	2.66	0.93
-5	571	.0489	.1697	.1546	5.47	1.76 (.638)	2.06	0.83
-4	595	.0588	.2236	.2087	3.79	1.56 (.609)	1.58	0.74
-3	615	.0678	.2852	.2720	2.68	1.39 (.582)	1.19	0.66
-2	628	.0750	.3531	.3432	1.91	1.24 (.554)	0.89	0.59
-1	637	.0797	.4254	.4201	1.38	1.11 (.526)	0.65	0.53
0	639	.0814	.5000	.5000	1	1 (.5)	0.48	0.48
1	637	.0797	.5746	.5799	1.38	2.63 (.725)	0.65	1.18
2	628	.0750	.6469	.6568	1.91	7.01 (.875)	0.89	2.45
3	615	.0678	.7148	.7280	2.68	19.17 (.95)	1.19	4.13
4	595	.0588	.7764	.7913	3.79	54.52 (.982)	1.58	5.31
5	571	.0489	.8303	.8454	5.47	163.4 (.994)	2.06	6.77
6	540	.0389	.8758	.8896	8.06	522.8 (.998)	2.66	7.47

11. Circule el ítem en la Línea 11 para indicar el número de preguntas relevantes utilizadas en este examen.
- 12-15. Utilice las líneas de la 12 a la 15 para registrar la información de cada pregunta relevante. Introduzca la etiqueta de la pregunta, así como la puntuación subtotal. No deje líneas en blanco. Cuando se usan menos de cuatro preguntas relevantes, ingrese NA o alinee todos los elementos en blanco.
16. Ingrese el puntaje de gran total en la Línea 16 cuando utilice el GTR o el TSR. Ingrese N/A o salga de la línea este bloque cuando use el SSR.
17. Localice y transfiera a la Línea 17 la etiqueta de la pregunta y el puntaje del subtotal para el subtotal *más bajo* de la pregunta relevante. Cuando las puntuaciones subtotales se utilizan para la clasificación, solo se utiliza el subtotal más bajo para la clasificación y para la inferencia estadística. Ingrese N/A o salga de línea este bloque cuando utilice el GTR.

18. Circule el resultado categórico en la Línea 18 que esté soportado por las puntuaciones numéricas. Determine el resultado general de la prueba utilizando GTR, TSR o SSR - como se indica en el elemento 5.
19. Circule el *puntaje de gran total* o el *puntaje subtotal más bajo* en la Línea 19 para indicar qué valor se utilizó para clasificar el resultado general de la prueba.
20. Ingrese el nombre o el identificador para la tabla de referencia ESS-M (nombre del apéndice) en la Línea 20.
21. Determine las posibilidades posteriores de engaño o de veracidad para esa puntuación utilizando las tablas del Apéndice B e ingrese el valor en la Línea

Utilice el Apéndice B-1 si el resultado general de la prueba está determinado por el puntaje de gran total, como ocurrirá cuando se usa el GTR o TSR y el puntaje de gran total igualó o superó un puntaje de corte numérico. Localice la puntuación de gran total en la columna de *score*. Luego ubique las posibilidades posteriores de engaño o veracidad en la fila correspondiente de la columna de *odds*.

La Figura 4 muestra un ejemplo para el que un puntaje de gran total de +8 produce una posibilidad posterior de 4.9 para la veracidad. Cuando se informan las posibilidades posteriores del ESS-M, es preferible redondear los resultados a un lugar decimal para valores menores a 10 y redondear los resultados al número entero más cercano cuando las posibilidades posteriores son 10 o más.

Figura 4. Localice las posibilidades posteriores utilizando la puntuación de gran total (Apéndice B-1).

-5	14086	.0398	.2847	.2766	2.62 (.723)	1.67
-4	14155	.0424	.3247	.3177	2.15 (.682)	1.39
-3	14210	.0446	.3667	.3611	1.77 (.639)	1.16
-2	14248	.0461	.4102	.4064	1.46 (.594)	0.97
-1	14272	.0471	.4548	.4529	1.21 (.547)	0.8
0	14279	.0475	.5000	.5000	1 (.500)	0.67
1	14272	.0471	.5452	.5471	1.21 (.547)	0.8
2	14248	.0461	.5898	.5936	1.46 (.594)	0.97
3	14210	.0446	.6333	.6389	1.77 (.639)	1.16
4	14155	.0424	.6753	.6823	2.15 (.682)	1.39
5	14086	.0398	.7153	.7234	2.62 (.723)	1.67
6	14000	.0369	.7529	.7617	3.2 (.762)	2
7	13900	.0336	.7878	.7970	3.93 (.797)	2.39
8	13783	.0303	.8197	.8290	4.85 (.829)	2.85
9	13652	.0269	.8486	.8576	6.02 (.858)	3.41

Use la tabla de referencia del Apéndice B-2 para las puntuaciones subtotales durante la segunda etapa de la TSR, cuando la puntuación de gran total sea inconclusa. La Figura 5 muestra un ejemplo de la segunda etapa de TSR, con una puntuación subtotal de -9, para la que las posibilidades posteriores de engaño son de 3.1 a 1.

Figura 5. Localice las posibilidades posteriores utilizando un puntaje subtotal cuando use el TSR (Apéndice B-2).

-10	378	.0099	.0236	.0190	51.67	3.73 (.789)	5.22	1.56
-9	423	.0150	.0383	.0315	30.72	3.13 (.758)	4.84	1.37
-8	465	.0216	.0592	.0500	19.01	2.67 (.728)	4.11	1.19
-7	505	.0297	.0875	.0758	12.19	2.3 (.697)	3.3	1.05
-6	540	.0389	.1242	.1104	8.06	2.01 (.668)	2.66	0.93
-5	571	.0489	.1697	.1546	5.47	1.76 (.638)	2.06	0.83
-4	595	.0588	.2236	.2087	3.79	1.56 (.609)	1.58	0.74
-3	615	.0678	.2852	.2720	2.68	1.39 (.582)	1.19	0.66
-2	628	.0750	.3531	.3432	1.91	1.24 (.554)	0.89	0.59
-1	637	.0797	.4254	.4201	1.38	1.11 (.526)	0.65	0.53
0	639	.0814	.5000	.5000	1	1 (.5)	0.48	0.48
1	637	.0797	.5746	.5799	1.38	2.63 (.725)	0.65	1.18

Use el Apéndice B-3 cuando utilice el SSR. La Figura 6 muestra los resultados de un examen de polígrafo para el que el puntaje subtotal más bajo es +2. En este ejemplo, al usar la SSR las posibilidades posteriores corregidas para multiplicidad son de 7 a 1.

Figura 6. Posibilidades posteriores para puntuaciones subtotales de veracidad de exámenes exploratorios de asuntos múltiples.

-5	571	.0489	.1697	.1546	5.47 (.845)	1.76	2.06	0.83
-4	595	.0588	.2236	.2087	3.79 (.791)	1.56	1.58	0.74
-3	615	.0678	.2852	.2720	2.68 (.728)	1.39	1.19	0.66
-2	628	.0750	.3531	.3432	1.91 (.656)	1.24	0.89	0.59
-1	637	.0797	.4254	.4201	1.38 (.580)	1.11	0.65	0.53
0	639	.0814	.5000	.5000	1	1	0.48	0.48
1	637	.0797	.5746	.5799	1.38	2.63 (.725)	0.65	1.18
2	628	.0750	.6469	.6568	1.91	7.01 (.875)	0.89	2.45
3	615	.0678	.7148	.7280	2.68	19.17 (.95)	1.19	4.13
4	595	.0588	.7764	.7913	3.79	54.52 (.982)	1.58	5.31
5	571	.0489	.8303	.8454	5.47	163.4 (.994)	2.06	6.77

22. Ingrese la probabilidad posterior de engaño o veracidad en la Línea 22. Esto se puede calcular manualmente a partir de las posibilidades posteriores usando esta fórmula: $p = \text{posibilidades} / (1 + \text{posibilidades})$. Por conveniencia, las columnas

de *odds* en los Apéndices B1-3 muestran la posibilidad posterior entre paréntesis junto con las posibilidades posteriores. Las posibilidades posteriores también se pueden ver en las Figuras 4, 5 y 6.

23. Ingrese el *límite inferior* del intervalo creíble (intervalo de confianza Bayesiano) para las posibilidades posteriores de engaño o de veracidad en la Línea 23. Este valor se puede obtener al ubicar la puntuación de gran total o las puntuaciones subtotales más bajas – dependiendo de lo que se indicó en la línea 19. El límite inferior puede encontrarse en las columnas *oddsLL05 column* o *odds234LL05* utilizando las tablas de referencia de los Apéndices B1-3. Por conveniencia, las columnas de límite inferior están sombreadas junto con las columnas de posibilidades y puntaje en los Apéndices B1-3.
24. Calcule el factor de Bayes (Berger, 2006b) e ingréselo en la línea 24. El factor de Bayes es una estadística que nos indica la fuerza relativa de la información posterior en comparación con la previa. Por ejemplo, un factor de Bayes de 7 indica que la información posterior que apoya una conclusión de engaño o de veracidad es 7 veces mayor que la información previa. El factor de Bayes se calcula fácilmente usando esta fórmula: posibilidades posteriores/ posibilidades previas. Por conveniencia, el Factor Bayes será igual a las posibilidades posteriores cuando las posibilidades previas sean de 1 a 1 (porque cualquier número dividido entre 1 es igual al mismo número).
25. Transfiera la información a la línea 25 utilizando la información en la línea 7 (alfa para el engaño | alfa para la veracidad). Seleccione el valor que se usó para clasificar el resultado de la prueba como engaño o veracidad. Se ingresaron dos valores alfa en la línea 7, y solo se debe ingresar un alfa en la Línea 25. Circule DI/SR o NDI/NSR para indicar claramente qué valor alfa se utilizó para clasificar el resultado de la prueba. Esto puede parecer poco importante cuando los dos valores alfa son simétricos, pero serán importantes cuando los alfas sean asimétricos.
26. Finalmente, calcule el intervalo de cobertura para el Intervalo Creíble Posterior (intervalo de confianza Bayesiano) e ingrese el resultado en la Línea 26. Esto se calcula fácilmente usando esta fórmula: $(1 - \alpha) \times 100\%$. Por ejemplo: con $\alpha = .05$, el área de cobertura es $(1 - .05) \times 100\% = 95\%$. Este valor no está diseñado para utilizarse como un tamaño de efecto práctico - para el que están mejor diseñadas las posibilidades posteriores. El intervalo creíble es solo una estimación del grado de certeza de que el resultado de una prueba es *indicativo* de engaño o de verdad. Esto también se puede pensar como una estimación del potencial de error aleatorio o la probabilidad de obtener otro resultado de prueba similar bajo condiciones de prueba similares.

Enfoques algorítmicos para el análisis de datos de prueba.

En el sentido más rudimentario, un algoritmo es simplemente un procedimiento estructurado que se utiliza para resolver un problema. Las matemáticas están llenas de algoritmos para operaciones básicas como la suma, la resta, la multiplicación, la división y otros problemas más desafiantes. En un sentido más general, se puede pensar que un algoritmo es algo similar a una receta, que involucra tanto ingredientes como un procedimiento [Ver Nelson (2016b) para una discusión más completa]. Una hoja de trabajo estructurada, como la que se describe en este manuscrito, es una forma analógica o manual de un algoritmo. El uso de algoritmos es abundante en el análisis de datos, y algunos asociarán inmediatamente la palabra algoritmo significando un *algoritmo de computadora o algoritmo de calificación de computadora* cuando se analizan aplicaciones de software desarrolladas para analizar pruebas o datos experimentales. Por ejemplo, los datos de las pruebas de polígrafo se pueden analizar con un algoritmo automatizado de puntuación de computadora como el OSS-3 (Nelson, Krapohl & Handler, 2008). Cualquier procedimiento o rúbrica puede considerarse un algoritmo - incluyendo los procedimientos como el ESS-M - ya sea que se ejecute manualmente o mediante una computación automatizada. La hoja de trabajo de análisis estructurado que se muestra en el Apéndice A, también puede considerarse como un algoritmo - utilizado para organizar la información correspondiente al análisis.

Conclusión

Los modelos de análisis de datos de prueba de todo tipo constan de partes u operaciones similares. Estos incluyen: desarrollo y extracción de características, transformación numérica y reducción de datos, el uso de una función de probabilidad para calcular un valor estadístico para los datos de prueba, y procedimientos estructurados para interpretar los resultados probabilísticos y categóricos de prueba.

La extracción de características poligráficas ha sido históricamente un proceso subjetivo de inspección visual - aunque el uso de algoritmos automatizados de extracción de características ha aumentado en los últimos años. Las transformaciones numéricas mediante algoritmos de puntuación automatizada por computadora pueden emplear una variedad de enfoques. Estos incluyen relaciones, proporciones, puntajes-z, transformaciones de registros, transformaciones probit y otros métodos. Los procedimientos de puntuación manual tradicionalmente utilizan transformaciones numéricas de nivel entero, como las puntuaciones tipo Likert (Likert, 1932) para transformar características de respuesta poligráficas en valores numéricos - tanto en

variantes de 7 puntos como de 3 puntos. Las transformaciones de orden de rango también se han descrito y aplicado en las pruebas de polígrafo.

Las transformaciones numéricas se pueden ejecutar de forma manual o automática. La escala tradicional Likert de 7 posiciones - originalmente utilizada para cuantificar los datos de opinión subjetiva - es un ejemplo de una transformación que puede tener un potencial limitado de automatización debido al uso de diferencias subjetivas y arbitrarias dentro de los valores de la escala. A diferencia del modelo de 7 posiciones, las transformaciones en escala de 3 posiciones se automatizan fácilmente porque son más fáciles de realizarlas objetiva y estadísticamente optimizadas. Además, los puntajes de 3 posiciones pueden caracterizarse utilizando una distribución multinomial y los puntajes ESS-M son una variación simple del método de calificación de 3 puntos.

La reducción de datos para los sistemas de puntuación manual es asunto de adición directa con puntuaciones enteras positivas y negativas. Los algoritmos informáticos a menudo emplearán métodos más avanzados de agregación y reducción de datos, incluyendo el uso de promedios, promedios ponderados y otras funciones estructurales para agregar datos. Las funciones de probabilidad pueden tomar una variedad de formas, desde fórmulas matemáticas hasta distribuciones de muestreo empíricas. También pueden incluir distribuciones de referencia estadísticas/matemáticas, como la distribución multinomial que se muestra en los Apéndices B1 a 3.

De manera similar, las reglas de decisión - utilizadas para analizar un resultado categórico a partir de datos numéricos y estadísticos, pueden tomar muchas formas. Por ejemplo, la hoja de trabajo incluida en el Apéndice A captura información sobre la selección de una de las tres reglas de decisión poligráficas: la regla del gran total, la regla de las dos etapas y la regla de puntuación del subtotal.

El ESS-M es una aplicación simple pero poderosa del teorema de Bayes y de los principios del análisis Bayesiano con datos de pruebas poligráficas de evaluación de la credibilidad. Mientras que el ESS original introdujo el potencial de un clasificador estadístico para los procedimientos de puntuación manual, el ESS-M proporciona una plataforma para el uso conveniente del análisis Bayesiano. El flujo de trabajo estructurado, descrito en este manuscrito, puede ayudar a los examinadores de polígrafo y a otros a tener una mejor comprensión del clasificador Bayesiano ESS-M, y puede implementarse fácilmente tanto en procesos manuales como automatizados.

Los procesos automatizados ofrecen la ventaja de facilidad de uso, mayor confiabilidad y el potencial de métodos analíticos más sofisticados que pueden cumplir con los requisitos para clasificaciones estadísticas de la ciencia forense del siglo XXI. Anticipamos un mayor uso de la automatización en la medida que las aplicaciones de software estén más ampliamente disponibles. Sugerimos precaución en contra de cualquier idea de que es aceptable que los profesionales del polígrafo afirmen que su

comprensión del análisis de datos debe detenerse cuando hagan clic en un botón para ejecutar un algoritmo. Proponemos otra precaución en contra la creencia de que el análisis poligráfico ha permanecido estático o no se ha desarrollado más allá de las innovaciones de la puntuación manual de la época de mediados de siglo (antes de la computadora). Como precaución final, el uso de algoritmos de análisis automatizados no debe limitarse a las circunstancias en las que un examinador desea simplemente reforzar la impresión de avance en la ciencia de las pruebas poligráficas de evaluación de la credibilidad. Continuar confiando en métodos subjetivos de puntuación de enteros sin cuantificación estadística como la base real para la decisión parece poco aconsejable.

Nuestra esperanza es que todos los profesionales del polígrafo se esfuercen en dominar los detalles y procedimientos del análisis de datos de pruebas manuales y del cálculo manual de clasificadores estadísticos para sus resultados de pruebas poligráficas. Al hacerlo, estarán mejor equipados para hacer un uso efectivo de las herramientas de software de computadora y estarán mejor equipados para explicar sus conclusiones al discutir las con otros profesionales. Esperamos que este manuscrito y la Hoja de Trabajo de Análisis ESS-M que le acompañan, sean una fuente de entrenamiento y práctica de campo útil para los examinadores poligráficos y otros profesionales.

Referencias

- Bell, B. G., Raskin, D. C., Honts, C. R. & Kircher, J.C. (1999). The Utah numerical scoring system. *Polygraph*, 28(1), 1-9.
- Berger, J. O. (1985). *Statistical Decision Theory and Bayesian Analysis*. Second edition. New York: Springer Verlag.
- Berger, J. (2006a). The Case for Objective Bayesian Analysis. *Bayesian Analysis*, 1(3), 385–402.
- Berger, J. O. (2006b). Bayes factors. In S. Kotz, N. Balakrishnan, C. Read, B. Vidakovic, & N. L. Johnson (Eds.), *Encyclopedia of Statistical Sciences*, vol. 1 (2nd ed.) (pp. 378–386). Hoboken, NJ: Wiley.
- Bernardo, J. and Smith, A. (1994). *Bayesian Theory*. John Wiley.
- Box, G. E. P. & Tiao, G. C. (1973). *Bayesian Inference in Statistical Analysis*. Wiley.
- Capps, M. H. & Ansley, N. (1992). Analysis of federal polygraph charts by spot and chart total. *Polygraph*, 21, 110-131.
- Cohen, J. (1994). The earth is round ($p < .05$). *Psychological Bulletin*, 112, 155-159.
- Department of Defense (2006a). *Federal Psychophysiological Detection of Deception Examiner Handbook*. Retrieved from <http://www.antipolygraph.org/documents/federal-polygraph-handbook-02-10-2006.pdf> on 3-31-2007. Reprinted in *Polygraph*, 40(1), 2-66.
- Department of Defense (2006b). *Psychophysiological Detection of Deception Analysis II -- Course #503. Test data analysis: DoDPI numerical evaluation scoring system*.

Available from the author. (Retrieved from <http://www.antipolygraph.org/documents/federal-polygraph-handbook-02-10-2006.pdf> on 3-31-2007).

Efron, B. (1986). Why isn't everyone a Bayesian? *American Statistician*, *40*(1), 1-5.

Gelman, A., Carlin, J. B., Stern, H. S., Dunson, D. B., Vehtary, A., & Rubin, D. B. (2014). *Bayesian Data Analysis*. CRC Press.

Kircher, J. C. & Raskin, D.C. (1988). Human versus computerized evaluations of polygraph data in a laboratory setting. *Journal of Applied Psychology*, *73*, 291-302.

Krapohl, D. J. (2005). Polygraph decision rules for evidentiary and paired-testing (Marin Protocol) applications. *Polygraph*, *34*(3), 184-192.

Krapohl, D. J. & Cushman, B. (2006). Comparison of evidentiary and investigative decision rules: a replication. *Polygraph*, *35*(1), 55-63.

Likert, R. (1932). A technique for the measurement of attitudes. *Archives of Psychology*, *140*, 5-55.

Morey, R. D. & Rouder, J. N. (2011). Bayes factor approaches for testing interval null hypotheses. *Psychological Methods*, *16*(4), 406-419.

Nelson, R. (2015). Bonferroni and Šidák corrections for multiplicity effects with subtotal score of comparison question polygraph tests. *Polygraph*, *44*(2), 162-167.

Nelson, R. (2016a). Scientific (analytic) theory of polygraph testing. *APA Magazine*, *49*(5), 69-82.

- Nelson, R. (2016b). What Is An Algorithm? And Why Don't We Use 'Em? (Bonus Recipe Included: Habanero-Cranberry Cookies). *APA Magazine*, 49(2), 49-68.
- Nelson, R. (2017a). Multinomial reference distributions for the Empirical Scoring System. *Polygraph & Forensic Credibility Assessment*, 46(2), 81-115.
- Nelson, R. (2017b). Updated numerical distributions for the Empirical Scoring System: An accuracy demonstration with archival datasets with and without the Vasomotor Sensor. *Polygraph & Forensic Credibility Assessment*, 46 (2), 116-131.
- Nelson, R. (2018a). Five-minute science lesson: review and discussion of the American Statistical Association's "Statement on Statistical Significance and P-Values" and polygraph test results. *APA Magazine*, 51(1), 60-64.
- Nelson, R. (2018b). Practical polygraph: a survey and description of decision rules. *APA Magazine*, 51(2), 127-133.
- Nelson, R., Handler, M., Shaw, P., Gougler, M., Blalock, B., Russell, C., Cushman, B. & Oelrich, M. (2011). Using the Empirical Scoring System. *Polygraph*, 40, 67-78.
- Nelson, R., Krapohl, D. & Handler, M. (2008). Brute force comparison: A Monte Carlo study of the Objective Scoring System version 3 (OSS-3) and human polygraph scorers. *Polygraph*, 37, 185-215.
- Rouder, J. N., Speckman, P. L., Sun, D., Morey, R. D., & Iverson, G. (2009). Bayesian t tests for accepting and rejecting the null hypothesis. *Psychonomic Bulletin & Review*, 16(2), 225-237.
- Senter, S. (2003). Modified general question test decision rule exploration. *Polygraph*, 32, 251- 263.

Senter, S., Waller, J. & Krapohl, D. (2008). Air Force Modified General Question Test Validation Study. *Polygraph*, 37(3), 174-184.

Senter, S. M. & Dollins, A. B. (2003). *New Decision Rule Development: Exploration of a two-stage approach*. Report number DoDPI00-R-0001. Department of Defense Polygraph Institute Research Division, Fort Jackson, SC. Reprinted in *Polygraph*, 37(2), 149-164.

Stone, J. (2013). *Bayes' Rule: A Tutorial Introduction to Bayesian Analysis*. Sebtel Press.

Weaver, R. S. (1980). The numerical evaluation of polygraph charts: Evolution and comparison of three major systems. *Polygraph*, 9, 94-108.

Wasserstein, R. L. & Lazar, N. A. (2016) The ASA's Statement on p-Values: Context, Process, and Purpose. *The American Statistician*, 70(2), 129-133.

Winkler, R. L. (1972). *An Introduction to Bayesian Inference and Decision*. Holt McDougal.

Apéndice A: Hoja de Trabajo de Análisis ESS-M

1.	ID Examen / Nombre de Examinado	
2.	Fecha de Examen (fecha de análisis)	
3.	Examinador / analista	
4.	Examen Diagnóstico o Exploratorio	Diagnóstico Exploratorio
5.	Regla de Decisión	GTR TSR SSR
6.	Corrección Estadística para Subtotales	NA Subtotales de Engaño Subtotales de Veracidad
7.	Niveles Alfa (nivel de sig. de 1-cola): Veracidad Engaño	
8.	Posibilidades previas de engaño = $p / (1 - p)$	
9.	Probabilidad previa de engaño = $odds / (1 + odds)$	
10.	Puntajes de corte: Veracidad/Engaño (Subtotal)	()
11.	Número de RQs	2RQs 3RQs 4RQs
12.	RQ: ID pregunta / puntaje	
13.	RQ: ID pregunta / puntaje	
14.	RQ: ID pregunta / puntaje	
15.	RQ: ID pregunta / puntaje	
16.	Gran total (coloque NA cuando use el SSR)	
17.	Puntaje Subtotal menor: ID pregunta / puntaje	
18.	Resultado	DI/SR NDI/NSR INC/NO
19.	Clasificado por	Gran Total Menor Subtotal
20.	Tabla de Referencia ESS-M (circule uno)	B-1 (GTR & SSR) B-2 (TSR) B-3 (SSR)
21.	Posibilidades posteriores = $p / (1 - p)$ (error sistemático est.)	
22.	Probabilidad posterior = $odds / (1 + odds)$	
23.	Límite-inferior de Intervalo Creíble Posterior (oddsLL05 o odds234LL05)	
24.	Factor Bayes = Posibilidades posteriores / Posibilidades previas	
25.	Tolerancia Alfa/Nivel sig. (error aleatorio est.)	DI/SR NDI/NSR
26.	$(1 - \alpha) \times 100\%$ interval creíble Bayesiano	

Apéndice B-1: Puntajes de corte simples de ESS-M para puntajes Gran Total con 3 a 5 presentaciones de 2,3, o 4 Preguntas Relevantes con o sin Sensor Vasomotor

Previo = .5 (1 to 1), Alfa = .05 / .05 (veracidad / engaño)

score	ways	pmf	cdf	cdfContCor	odds	oddsLL05
-24	9915	.0008*	.0023	.0019	518.7 (.998)	21.4
-23	10248	.0011	.0034	.0028	352.2 (.997)	20.18
-22	10572	.0015	.0048	.0041	242.7 (.996)	18.69
-21	10888	.0020	.0069	.0059	169.7 (.994)	16.95
-20	11193	.0027	.0096	.0082	120.4 (.992)	17.25
-19	11488	.0036	.0132	.0114	86.55 (.989)	14.98
-18	11770	.0047	.0179	.0156	63.05 (.984)	13.98
-17	12040	.0061	.0239	.0210	46.52 (.979)	12.51
-16	12295	.0077	.0316	.0280	34.75 (.972)	10.89
-15	12536	.0097	.0411	.0367	26.26 (.963)	9.29
-14	12760	.0119	.0527	.0475	20.06 (.953)	8.05
-13	12970	.0144	.0668	.0607	15.49 (.939)	6.83
-12	13163	.0172	.0835	.0765	12.07 (.924)	5.74
-11	13342	.0202	.1031	.0953	9.5 (.905)	4.85
-10	13504	.0235	.1257	.1172	7.53 (.883)	4.06
-9	13652	.0269	.1514	.1424	6.02 (.858)	3.41
-8	13783	.0303	.1803	.1710	4.85 (.829)	2.85
-7	13900	.0336	.2122	.2030	3.93 (.797)	2.39
-6	14000	.0369	.2471	.2383	3.2 (.762)	2
-5	14086	.0398	.2847	.2766	2.62 (.723)	1.67
-4	14155	.0424	.3247	.3177	2.15 (.682)	1.39
-3	14210	.0446	.3667	.3611	1.77 (.639)	1.16
-2	14248	.0461	.4102	.4064	1.46 (.594)	0.97
-1	14272	.0471	.4548	.4529	1.21 (.547)	0.8
0	14279	.0475	.5000	.5000	1 (.500)	0.67
1	14272	.0471	.5452	.5471	1.21 (.547)	0.8
2	14248	.0461	.5898	.5936	1.46 (.594)	0.97
3	14210	.0446	.6333	.6389	1.77 (.639)	1.16
4	14155	.0424	.6753	.6823	2.15 (.682)	1.39
5	14086	.0398	.7153	.7234	2.62 (.723)	1.67
6	14000	.0369	.7529	.7617	3.2 (.762)	2
7	13900	.0336	.7878	.7970	3.93 (.797)	2.39
8	13783	.0303	.8197	.8290	4.85 (.829)	2.85
9	13652	.0269	.8486	.8576	6.02 (.858)	3.41
10	13504	.0235	.8743	.8828	7.53 (.883)	4.06
11	13342	.0202	.8969	.9047	9.5 (.905)	4.85
12	13163	.0172	.9165	.9235	12.07 (.924)	5.74
13	12970	.0144	.9332	.9393	15.49 (.939)	6.83
14	12760	.0119	.9473	.9525	20.06 (.953)	8.05
15	12536	.0097	.9590	.9633	26.26 (.963)	9.29
16	12295	.0077	.9685	.9720	34.75 (.972)	10.89
17	12040	.0061	.9761	.9790	46.52 (.979)	12.51
18	11770	.0047	.9821	.9844	63.05 (.984)	13.98
19	11488	.0036	.9868	.9886	86.55 (.989)	14.98
20	11193	.0027	.9904	.9918	120.4 (.992)	17.25
21	10888	.0020	.9931	.9941	169.7 (.994)	16.95
22	10572	.0015	.9952	.9959	242.7 (.996)	18.69
23	10248	.0011	.9966	.9972	352.2 (.997)	20.18
24	9915	.0008*	.9977	.9981	518.7 (.998)	21.4

* se omiten valores extremos

Score es el puntaje de gran total. Ways es el número de combinaciones de puntaje-sensor que puede lograr cada puntaje total. pmf es la masa de probabilidad para cada puntaje. cdf es la suma acumulativa del pmf. cdfContCor es la corrección de continuidad cdf, de manera que la estimación estadística siempre exceda el valor estadístico real – también utilizado como probabilidad posterior. odds son las posibilidades posteriores de veracidad o engaño – calculadas a partir del cdfContCor usando $p/(1-p)$. También el cdfContCor puede calcularse desde odds usando $odds/(1+odds)$. oddsLL05 son los límites inferiores del intervalo de credibilidad (intervalo de confianza Bayesiano) para $previo=.5$ y $alfa/2 = .05$ para veracidad y engaño.

Apéndice B-2: Puntajes de corte simples de ESS-M para puntajes Subtotales para exámenes de Asunto Único con 3 a 5 presentaciones de 2, 3, o 4 Preguntas Relevantes con o sin Sensor Vasomotor

Previa = .5 (1 to 1), Alfa = .05 / .05 (veracidad / engaño) – se incluyen todas las correcciones estadísticas

score	ways	pmf	cdf	Cdf ContCor	odds	Odds234RQs	oddsLL05	odds234LL05
-15	161	.0005*	.0009	.0007	1517	11.49 (.92)	7.71	3.32
-14	200	.0011	.0020	.0015	682.2	8.8 (.898)	7.56	2.84
-13	243	.0021	.0041	.0030	328.4	6.9 (.873)	7.27	2.42
-12	287	.0037	.0077	.0059	168	5.52 (.847)	6.79	2.07
-11	333	.0062	.0139	.0109	90.88	4.5 (.818)	6.1	1.81
-10	378	.0099	.0236	.0190	51.67	3.73 (.789)	5.22	1.56
-9	423	.0150	.0383	.0315	30.72	3.13 (.758)	4.84	1.37
-8	465	.0216	.0592	.0500	19.01	2.67 (.728)	4.11	1.19
-7	505	.0297	.0875	.0758	12.19	2.3 (.697)	3.3	1.05
-6	540	.0389	.1242	.1104	8.06	2.01 (.668)	2.66	0.93
-5	571	.0489	.1697	.1546	5.47	1.76 (.638)	2.06	0.83
-4	595	.0588	.2236	.2087	3.79	1.56 (.609)	1.58	0.74
-3	615	.0678	.2852	.2720	2.68	1.39 (.582)	1.19	0.66
-2	628	.0750	.3531	.3432	1.91	1.24 (.554)	0.89	0.59
-1	637	.0797	.4254	.4201	1.38	1.11 (.526)	0.65	0.53
0	639	.0814	.5000	.5000	1	1	0.48	0.48
1	637	.0797	.5746	.5799	1.38	2.63	0.65	1.18
2	628	.0750	.6469	.6568	1.91	7.01	0.89	2.45
3	615	.0678	.7148	.7280	2.68	19.17	1.19	4.13
4	595	.0588	.7764	.7913	3.79	54.52	1.58	5.31
5	571	.0489	.8303	.8454	5.47	163.4	2.06	6.77
6	540	.0389	.8758	.8896	8.06	522.8	2.66	7.47
7	505	.0297	.9125	.9242	12.19	1810	3.3	7.73
8	465	.0216	.9408	.9500	19.01	6870	4.11	7.82
9	423	.0150	.9617	.9685	30.72	28990	4.84	7.84
10	378	.0099	.9764	.9810	51.67	137900	5.22	7.84
11	333	.0062	.9861	.9891	90.88	750600	6.1	7.85
12	287	.0037	.9923	.9941	168	4745000	6.79	7.85
13	243	.0021	.9959	.9970	328.4	3.54E+07	7.27	7.85
14	200	.0011	.9980	.9985	682.2	3.17E+08	7.56	7.85
15	161	.0005*	.9991	.9993	1517	3.49E+09	7.71	7.85

* se omiten valores extremos

Odds 234RQ median odds of deception with statistical correction for 2, 3 and 4 RQs. Odds234LL05 are the median lower limits of the credible interval (Bayesian confidence interval) for prior=.5 and alpha/2 = .05 for truth and deception with 2, 3, or 4 RQs.

Score es la puntuación subtotal más baja. Ways es el número de combinaciones de puntaje-sensor que puede lograr cada puntaje subtotal. pmf es la masa de probabilidad para cada puntaje. cdf es la suma acumulada de las pmf. cdfContCor es la cdf corregida por continuidad, de modo que la estimación estadística siempre supere el valor estadístico real - también se usa como la probabilidad posterior.

Odds son las posibilidades posteriores de veracidad o engaño para un solo subtotal (sin corrección estadística), calculadas a partir de cdfContCor utilizando $p / (1-p)$. Además, el cdfContCor se puede calcular a partir de las posibilidades usando $odds / (1 + odds)$. oddsLL05 es el límite inferior del intervalo creíble (intervalo de confianza Bayesiano) para un previo = .5 y $\alpha / 2 = .05$ para veracidad y engaño.

Odds 234RQ son las posibilidades medias de engaño con corrección estadística para 2, 3 y 4 RQ. Odds234LL05 son los límites inferiores medios del intervalo creíble (intervalo de confianza Bayesiano) para previos = .5 y $\alpha / 2 = .05$ para veracidad y engaño con 2, 3 o 4 RQ.

Apéndice B-3: Puntajes de corte simples de ESS-M para puntajes Subtotales de Exámenes de Asunto Múltiple con 3 a 5 presentaciones de 2, 3, o 4 Preguntas Relevantes con o sin Sensor Vasomotor

Previa = .5 (1 to 1), Alfa = .05 / .05 (veracidad / engaño) – se incluyen todas las correcciones estadísticas

score	ways	pmf	cdf	Cdf ContCor	odds	Odds234RQs	oddsLL05	odds234LL05
-15	161	.0005*	.0009	.0007	1517 (>.999)	11.49	7.71	3.32
-14	200	.0011	.0020	.0015	682.2 (.999)	8.8	7.56	2.84
-13	243	.0021	.0041	.0030	328.4 (.997)	6.9	7.27	2.42
-12	287	.0037	.0077	.0059	168 (.994)	5.52	6.79	2.07
-11	333	.0062	.0139	.0109	90.88 (.989)	4.5	6.1	1.81
-10	378	.0099	.0236	.0190	51.67 (.981)	3.73	5.22	1.56
-9	423	.0150	.0383	.0315	30.72 (.968)	3.13	4.84	1.37
-8	465	.0216	.0592	.0500	19.01 (.950)	2.67	4.11	1.19
-7	505	.0297	.0875	.0758	12.19 (.924)	2.3	3.3	1.05
-6	540	.0389	.1242	.1104	8.06 (.890)	2.01	2.66	0.93
-5	571	.0489	.1697	.1546	5.47 (.845)	1.76	2.06	0.83
-4	595	.0588	.2236	.2087	3.79 (.791)	1.56	1.58	0.74
-3	615	.0678	.2852	.2720	2.68 (.728)	1.39	1.19	0.66
-2	628	.0750	.3531	.3432	1.91 (.656)	1.24	0.89	0.59
-1	637	.0797	.4254	.4201	1.38 (.580)	1.11	0.65	0.53
0	639	.0814	.5000	.5000	1	1	0.48	0.48
1	637	.0797	.5746	.5799	1.38	2.63 (.725)	0.65	1.18
2	628	.0750	.6469	.6568	1.91	7.01 (.875)	0.89	2.45
3	615	.0678	.7148	.7280	2.68	19.17 (.95)	1.19	4.13
4	595	.0588	.7764	.7913	3.79	54.52 (.982)	1.58	5.31
5	571	.0489	.8303	.8454	5.47	163.4 (.994)	2.06	6.77
6	540	.0389	.8758	.8896	8.06	522.8 (.998)	2.66	7.47
7	505	.0297	.9125	.9242	12.19	1810 (>.999)	3.3	7.73
8	465	.0216	.9408	.9500	19.01	6870 (>.999)	4.11	7.82
9	423	.0150	.9617	.9685	30.72	28990 (>.999)	4.84	7.84
10	378	.0099	.9764	.9810	51.67	137900 (>.999)	5.22	7.84
11	333	.0062	.9861	.9891	90.88	750600 (>.999)	6.1	7.85
12	287	.0037	.9923	.9941	168	4745000 (>.999)	6.79	7.85
13	243	.0021	.9959	.9970	328.4	3.54E+07 (>.999)	7.27	7.85
14	200	.0011	.9980	.9985	682.2	3.17E+08 (>.999)	7.56	7.85
15	161	.0005*	.9991	.9993	1517	3.49E+09 (>.999)	7.71	7.85

* se omiten valores extremos

Score es la puntuación subtotal más baja. Ways es el número de combinaciones de puntaje de sensor que puede lograr cada puntaje subtotal. pmf es la masa de probabilidad para cada puntaje. cdf es la suma acumulada de las pmf. cdfContCor es la cdf corregida por continuidad, de modo que la estimación estadística siempre supere el valor estadístico real - también se usa como la probabilidad posterior.

Odds son las probabilidades posteriores de veracidad o engaño para un solo subtotal (sin corrección estadística) - calculadas a partir de cdfContCor usando $p / (1-p)$. Además, el cdfContCor puede calcularse a partir de las posibilidades usando $odds / (1 + odds)$. oddsLL05 es el límite inferior del intervalo creíble (intervalo de confianza Bayesiano) para previa = .5 y alfa / 2 = .05 para veracidad y engaño.

Odds234RQ posibilidades medias de engaño con corrección estadística para 2, 3 y 4 RQ. Odds234LL05 son los límites medios inferiores del intervalo creíble (intervalo de confianza Bayesiano) para previa = .5 y alfa / 2 = .05 para veracidad y engaño con 2, 3 o 4 RQ.

Apéndice C: Vocabulario Elemental del Análisis bayesiano

Inferencia Bayesiana:

La inferencia es el proceso de utilizar datos para hacer una estimación de una cantidad de interés desconocida, como es la probabilidad de que una persona haya sido engañosa o veraz. La inferencia es necesaria cuando no es posibles una observación determinista ni una medición física. La inferencia Bayesiana es el uso del teorema de Bayes para este propósito.

Teorema de Bayes

El teorema de Bayes es una idea matemática que se utiliza para calcular una probabilidad posterior mediante el uso de la evidencia de una prueba o experimento para actualizar una probabilidad previa. Los teoremas son ideas matemáticas que han sido sometidas a pruebas matemáticas exhaustivas.

Probabilidad

La probabilidad Bayesiana se refiere al grado de creencia, o grado de certidumbre, que puede atribuirse a algún conocimiento o conclusión. Esto contrasta con la definición frecuentista de probabilidad, que se refiere al número de ocurrencias observadas de algo en comparación con una cantidad de ocurrencias posibles. Mientras que la definición frecuentista de probabilidad se puede aplicar solo a fenómenos observables y repetibles, la probabilidad Bayesiana tiene una amplia aplicación en medicina, psicología, medicina forense, epidemiología, negocios, deportes y otros campos.

Probabilidad previa

Algunas veces referido como simplemente "previa" y otras veces usando el latín a *priori*, se refiere a lo que se conoce antes de una prueba o experimento acerca de la probabilidad de diferentes resultados posibles. La probabilidad previa se refiere al grado de creencia en algún conocimiento o conclusión antes de obtenerse mayor evidencia a partir de una prueba, experimento u otro tipo de investigación. El conocimiento objetivo a menudo no está disponible, y en este caso la probabilidad previa puede considerarse igual para los diferentes resultados posibles.

Función de probabilidad

Un dispositivo matemático utilizado para obtener un valor estadístico para ciertos datos. Una función de probabilidad puede tomar la forma de una fórmula matemática, una distribución de referencia o una tabla de referencia, o incluso un pequeño programa de computadora para ejecutar la fórmula y proporcionar un valor estadístico para los datos.

Probabilidad posterior

Se refiere a la probabilidad asociada con algún conocimiento o conclusión después de que se toma en consideración la evidencia – mediante el uso del teorema de Bayes.

Posibilidades

Una forma de expresar la información probabilística utilizando números enteros en lugar de valores decimales, y por lo tanto, algunas personas las entienden de manera más intuitiva. Las posibilidades indican claramente que todas las probabilidades son una comparación de una posibilidad en comparación con otra posibilidad. Las posibilidades se calculan fácilmente a partir de probabilidades decimales utilizando: posibilidades = $p / (1 - p)$. Además, las probabilidades decimales se pueden obtener de las posibilidades por: $p = \text{odds} / (1 + \text{odds})$.

Factor de Bayes

El factor de Bayes nos dice el cambio relativo en la fuerza de la información antes y después de una prueba o experimento. El factor de Bayes es la relación de: probabilidad / previa. El factor de Bayes será igual al posterior siempre que la previa sea igual a 1.

Intervalo creíble

Un intervalo creíble es el análogo Bayesiano para un intervalo de confianza frecuentista, y nos indica el rango esperado de variabilidad para una probabilidad posterior. Por ejemplo, un intervalo creíble del 95% nos dice el rango en el que esperamos observar un resultado similar si se repite una prueba o experimento. Mientras que un intervalo de confianza frecuentista considera los datos como variables y la realidad como fija, el

análisis Bayesiano considera los datos disponibles como una cantidad fija con la que podemos estimar la probabilidad de un fenómeno de interés no observable, pero real.