
Evaluación de Credibilidad Forense y Polígrafo:

(Polygraph & Forensic Credibility Assessment)

Una Revista de Ciencia y Práctica de Campo

(A Journal of Science and Field Practice)

VOLUMEN 53

2024

NÚMERO 1

DERECHOS DE AUTOR DE LA ASOCIACIÓN ESTADOUNIDENSE DE POLÍGRAFO

P.O. Box 8037, Chattanooga, Tennessee 37414 EE. UU.

La toma de decisiones bayesianas mitiga los efectos de las tasas base en la confianza en los resultados: una simulación de Monte Carlo¹

Russ Warner

Abigail Anderson

John C. Kircher

ABSTRACTO

La precisión de una prueba de detección es la proporción de individuos que la prueba clasifica correctamente como veraces o engañosas, mientras que la confianza en el resultado es la probabilidad de que el resultado de la prueba sea correcto. Muchos consideran que la precisión de la prueba es primordial, pero la precisión no tiene ningún valor si hay pocas posibilidades de que el resultado sea correcto. La confianza en los resultados se ve afectada por la prevalencia del engaño en la población evaluada, conocida como tasa base de engaño (TBE). Una TBE reduce la confianza en los resultados engañosos de las pruebas y puede hacerlas inútiles.

Llevamos a cabo una simulación de Monte Carlo que muestreó aleatoriamente las puntuaciones de las pruebas de dos distribuciones hipotéticas de puntuaciones, una para los sujetos culpables y otra para los inocentes. Utilizamos el teorema de Bayes para combinar la información de las puntuaciones de las pruebas y las tasas base para clasificar a los sujetos como veraces y engañosos. La computadora registró la precisión de la decisión y la confianza en los resultados con TBE que oscilaron entre el 1% y el 99%. Aunque la precisión disminuyó significativamente a tasas base extremadamente bajas, la confianza en los resultados se mantuvo por encima del 66%. Cuando las TBE eran bajas, el enfoque bayesiano amplió el rango de evaluaciones de credibilidad útiles.

DERECHOS DE AUTOR DE LA ASOCIACIÓN ESTADOUNIDENSE DE POLÍGRAFO

¹ El personal editorial de la APA agradece al Dr. Raymond Nelson por aceptar el papel de Editor de Acción para este manuscrito.



Introducción

El presente estudio exploró los efectos de las TBE sobre la confianza en los resultados cuando la TBE sirvió como probabilidad previa en un análisis bayesiano de las puntuaciones de las pruebas. La probabilidad previa de que una persona sea engañosa en una investigación penal podría ser del 20% o más del 70%, dependiendo de si es uno de varios sospechosos en las primeras etapas de una investigación o un acusado en la corte. A la hora de evaluar a los posibles empleados para detectar el consumo de drogas o delitos graves, la probabilidad previa depende de las cuestiones cubiertas por la prueba. Puede ser del 40% para el consumo de drogas, pero solo del 5% para los delitos graves. La probabilidad previa podría estar muy por debajo del 0,1 % de la población analizada cuando se realiza una prueba de espionaje o sabotaje.

Las tasas base y la precisión de las pruebas afectan la confianza en los resultados (Grubin et al., 2016; Nelson, Handler y Thiel, 2021; Raskin, 1984; 1986; 1987). La precisión para los individuos engañosos es la sensibilidad de la prueba; es la proporción de individuos engañosos que la prueba clasifica como engañoso. La precisión para las personas veraces es la especificidad de la prueba. La especificidad es la proporción de sujetos veraces correctamente clasificados como tales.

A diferencia de la precisión de la prueba, la confianza en el resultado es la probabilidad de que el resultado de una prueba en particular sea correcto. Dado que un solicitante de empleo, empleado o sospechoso no aprobó una prueba de polígrafo, ¿cuál es la probabilidad de que el resultado de la prueba sea correcto? La probabilidad de que un resultado indicado por el engaño (o “DI” por sus siglas en inglés) sea correcto es el Valor Predictivo Positivo (VPP) de la prueba, mientras que la probabilidad de que una decisión no indicada por el engaño (o “NDI” por sus siglas en inglés) o creíble sea correcta es el Valor Predictivo Negativo (VPN). Para aquellos que solicitaron las evaluaciones de credibilidad o determinaron la disposición de los individuos evaluados, la confianza en los resultados (VPP y VPN) es más importante que la precisión de la prueba.

Para calcular la precisión de las personas veraces y engañosas y la confianza en los resultados, clasificamos a los sujetos de prueba en una de las cuatro celdas de una tabla de 2 X 2 dependiendo de si son culpables o inocentes (verdad absoluta) y si los clasificamos como engañosos o veraces en la prueba. La Tabla 1a representa las frecuencias de estos eventos como las letras de la A a la D, y la Tabla 1b muestra la fórmula para calcular la sensibilidad, la especificidad, el VPP y el VPN.

Tabla 1a. Frecuencias de los resultados en las evaluaciones de credibilidad

		Decisión		Suma
		“Engañoso”	“Veraz”	
Estado verdadero	Culpable	A	B	(A + B)
	Inocente	C	D	(C + D)
Suma		(A + C)	(B + D)	N



Tabla 1b. Las precisiones son proporciones de sumas de filas y columnas.

Estadística	Fórmula	Significado
Sensibilidad	$A / (A + B)$	Proporción de personas engañosas clasificadas como engañosas
Especificidad	$D / (C + D)$	Proporción de personas veraces clasificadas como veraces
Valor predictivo positivo (VPP)	$A / (A + C)$	Proporción de resultados engañosos que son correctos
Valor predictivo negativo (VPN)	$D / (B + D)$	Proporción de resultados veraces que son correctos

Por ejemplo, supongamos que en un grupo de 1.000 personas que se van a someter a la prueba, hay 150 personas engañosas y 850 personas veraces. Si la prueba tiene una precisión del 85%, clasificará correctamente $.85 \times 150 = 128$ de las personas engañosas y se equivocará

en $(1 - .85) \times 150 = 22$. Del mismo modo, la prueba clasificará correctamente $0,85 \times 850 = 723$ sujetos veraces y $(1,85) \times 850 = 127$ incorrectamente. Estos valores aparecen en los cuadros 2a y 2b.

Tabla 2a. Ejemplos de frecuencias de resultados

	Engañoso	Veraz	Suma
Culpable	128	22	150
Inocente	127	723	850
Suma	255	745	1,000

Tabla 2b. Precisiones en las que 150 de cada 1.000 examinados (15%) mienten en la prueba.

Estadística	Fórmula	Significado
Sensibilidad	$125 / 150 = .85$	Proporción de personas engañosas clasificadas como engañosas
Especificidad	$723 / 850 = .85$	Proporción de personas veraces clasificadas como veraces
Valor predictivo positivo (VPP)	$128 / (128 + 127) = .50$	Proporción de resultados engañosos que son correctos
Valor predictivo negativo (VPN)	$723 / (723 + 22) = .97$	Proporción de resultados veraces que son correctos

Cuando la TBE es del 15%, la probabilidad de que un resultado engañoso sea correcto es solo del 50%, lo mismo que el lanzamiento de una moneda al aire.

Raskin (1984; 1986; 1987) analizó cómo varía la confianza en los resultados (VPP y VPN) con los cambios en las tasas base. Generalmente, a medida que disminuye el engaño en la población,

disminuye la TBE, disminuye el VPP y aumenta el VPN. Esto se debe a que la población contiene una mayor proporción de personas veraces, y los errores de falsos positivos en esas muchas personas veraces constituyen una mayor proporción de resultados engañosos. Por el contrario, a medida que aumenta el engaño en la población, el VPP aumenta y el VPN disminuye.



Efectos de la TBE en la confianza en los resultados

Los efectos de las tasas base sobre el VPP y el VPN son consecuencias matemáticas de las leyes de probabilidad. Formalmente

$$\text{VPP} = (\text{sensibilidad} \times \text{TBE}) / ((\text{sensibilidad} \times \text{TBE}) + (1 - \text{especificidad}) \times (1 - \text{TBE}))$$

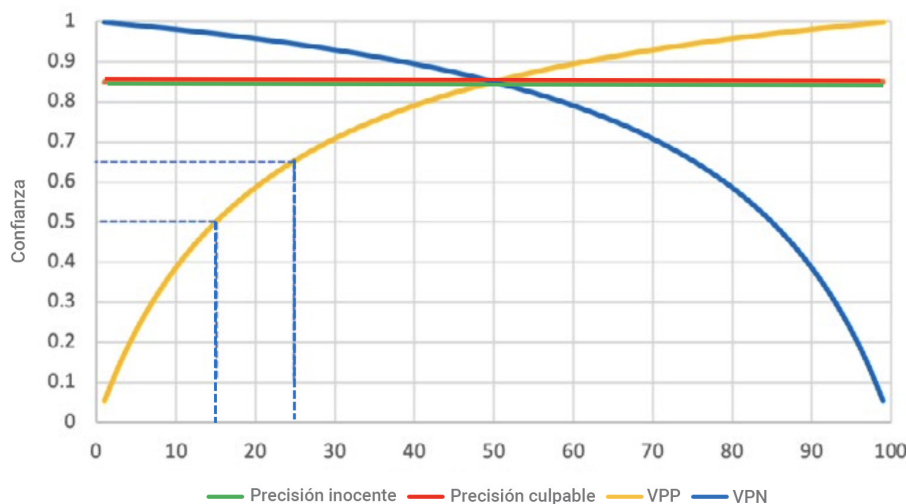
$$\text{VPN} = (\text{especificidad} \times (1 - \text{TBE})) / ((\text{especificidad} \times (1 - \text{TBE})) + (1 - \text{sensibilidad}) \times \text{TBE})$$

La Figura 1 muestra el VPP y el VPN para TBE que van del 1% al 99% para una prueba de credibilidad hipotética que logra una precisión del 85% tanto en individuos veraces como engañosos. La relación entre la confianza en los resultados y las tasas base sigue el mismo patrón, independientemente del nivel supuesto de precisión de la prueba. A medida que la TBE se acerca a cero (todos los miembros de la

población de pruebas son veraces), la confianza en un resultado engañoso cae precipitadamente. Por el contrario, a medida que la TBE se acerca a 1 (todos los miembros de la población de pruebas son engañosos), la confianza que se puede tener en un resultado veraz disminuye. Hay líneas horizontales superpuestas al 85% que muestran la misma sensibilidad y especificidad.

Las líneas punteadas más a la izquierda en la Figura 1 indican un 50% de confianza en que un resultado engañoso es correcto cuando la TBE es del 15%. Una confianza en el resultado del 50% significa que un resultado engañoso tiene la misma probabilidad de ser incorrecto que correcto. Ginton (2023) señaló que la confianza en los resultados de alrededor del 65%, aunque baja, sigue siendo valiosa para una gran fuerza policial nacional. Para lograr un 65% de confianza con una prueba con una precisión del 85%, la tasa base tendría que superar el 25% (consulte las líneas punteadas más a la derecha). Si menos del 25% de la población analizada es engañosa, la confianza en un resultado engañoso caería por debajo del 65%.

Figura 1. Efectos de las tasas base sobre el valor predictivo positivo (VPP) y negativo (VPN)



Estas observaciones, por importantes que sean, han estado en la literatura durante décadas (Raskin, 1986; 1987; Consejo Nacional de Investigación, 2003), pero parecen haber tenido poco impacto en la aplicación de evaluaciones de credibilidad en programas que detectan eventos raros.

El Propósito de este artículo

Este proyecto explora los efectos de un análisis bayesiano de la TBE y los datos de prueba sobre la confianza en los resultados (VPP y VPN). Comenzamos con la TBE, que sirvió como la probabilidad previa de que el sujeto era engañoso en un análisis bayesiano que combinó información sobre la TBE y la puntuación de la prueba. El análisis arrojó una probabilidad posterior de engaño que la computadora utilizó para clasificar al sujeto como veraz o engañoso. En el presente estudio, la fórmula de Bayes tomó la siguiente forma:

$$\Pr(\text{engañoso}/\text{resultado de la prueba}) = \{ \text{TBE} \times \Pr(\text{puntuación de la prueba}/\text{engañoso}) \} / \{ \text{TBE} \times \Pr(\text{puntuación de la prueba}/\text{engañoso}) + (1-\text{TBE}) \times \Pr(\text{puntuación de la prueba}/\text{veraz}) \},$$

donde “TBE” era la tasa base de engaño; $\Pr(\text{puntuaje de la prueba}/\text{engañoso})$ fue la probabilidad de que el puntaje de la prueba dado que la persona era engañosa; y $\Pr(\text{datos de la prueba}/\text{veraz})$ era la probabilidad de que la puntuación de la prueba dada la persona fuera veraz (Kirchner y Raskin, 1988). La $\Pr(\text{puntuación engañosa} / \text{de la prueba})$ fue la probabilidad posterior de engaño. Era la probabilidad de engaño a la luz de los datos de la prueba y era la base para clasificar a las personas como veraces o engañosas.

Métodos

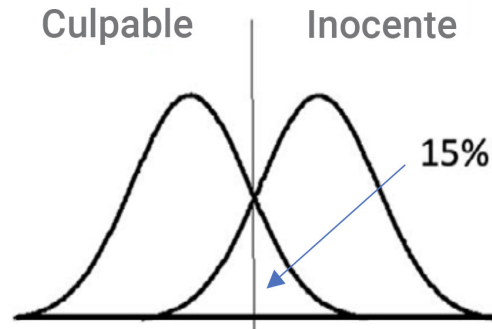
Realizamos una simulación de Monte Carlo para evaluar los efectos del enfoque bayesiano en la confianza en los resultados. Programamos una computadora para realizar experimentos de simulación de Monte Carlo mediante muestreos aleatorios de distribuciones de puntajes de pruebas hipotéticas. Las puntuaciones de las pruebas pueden representar las puntuaciones numéricas totales de los polígrafistas, o pueden ser puntuaciones generadas por un algoritmo informático basado en mediciones automatizadas de las reacciones fisiológicas a las preguntas de un polígrafo o de una prueba ocular-motora.

La curva más a la izquierda de la Figura 2 muestra una distribución hipotética de las puntuaciones de las pruebas para las personas culpables de un delito y mienten al respecto en la prueba. La curva de la derecha muestra la distribución de las puntuaciones de los sujetos inocentes y veraces. Las distribuciones tienen forma de campana y son equidistantes, pero en lados opuestos de cero. La mayoría de las puntuaciones de los culpables caen por debajo de cero, aunque el 15% son positivas. Asimismo, la mayoría de las puntuaciones de los sujetos inocentes superan el cero, aunque el 15% son negativas.

La línea vertical en cero es el límite óptimo para clasificar a los sujetos como culpables o inocentes, asumiendo que estamos igualmente preocupados por los errores de decisión de falsos positivos y falsos negativos. Si clasificamos a los que tienen puntuaciones positivas como inocentes y a los que tienen puntuaciones negativas como culpables, clasificaríamos correctamente al 85% de los inocentes y al 85% de los culpables.



Figura 2. Distribuciones hipotéticas de las puntuaciones de las pruebas para sujetos culpables e inocentes



Mover el punto de corte por debajo de cero clasificaría erróneamente a los sujetos más culpables y clasificaría correctamente a los sujetos más inocentes. Mover el límite por encima de cero detectaría más mentirosos, pero clasificaría erróneamente a más sujetos inocentes.

Simulación de Monte Carlo

La computadora muestreó 1.000.000 de puntuaciones al azar de estas dos distribuciones. Hizo esto 300 veces en cada tasa base que oscilaba entre el 1% y el 99% y promedió los resultados. Si la tasa base era del 50%, la computadora muestreaba la mitad de las puntuaciones de la distribución de culpables y la otra mitad de la distribución de inocentes. Si la TBE era del 10%, la computadora muestreaba el 10% de 1.000.000 o 100.000 de puntuaciones de la distribución de culpables, y los 900.000 restantes de la distribución de inocentes. Las medias de las distribuciones para los sujetos culpables e inocentes fueron de -1,04 y +1,04, respectivamente, y ambas distribuciones tuvieron desviaciones estándar de 1. El valor de corte cero aisló el 15% superior e inferior de las distribuciones de culpables e inocentes, respectivamente.

Para extraer una sola puntuación de una de estas distribuciones, utilizamos el algoritmo de

Box-Muller para generar un número aleatorio distribuido normalmente con una media de cero y una desviación estándar de uno (Press et al., 1992). Para simular un sujeto culpable, añadimos la media de la distribución de culpables (-1,04) a ese número aleatorio. Para simular un sujeto inocente, añadimos la media de la distribución inocente (+1,04) al número aleatorio.

La computadora utilizó cada puntaje seleccionado al azar para calcular dos probabilidades condicionales, $\Pr(\text{datos de prueba/engañoso})$ y $\Pr(\text{datos de prueba/veraz})$ (Kircher y Raskin, 1988). La fórmula de Bayes utilizaba esas probabilidades condicionales y la TBE para calcular la probabilidad posterior de engaño. Cuando la probabilidad posterior era mayor a 0,5, la computadora clasificaba a la persona como culpable, y cuando era menor o igual a 0,5, clasificaba a la persona como inocente.

Para cada muestra de 1.000.000 de casos, calculamos la precisión de los sujetos culpables e inocentes, el VPP y el VPN y guardamos los 4 valores. Repetimos este proceso 300 veces a tasas base que oscilaban entre el 1% y el 99% y promediamos los resultados. Necesitábamos un tamaño de muestra grande para cada iteración para estabilizar las colas de las curvas VPP y VPN.

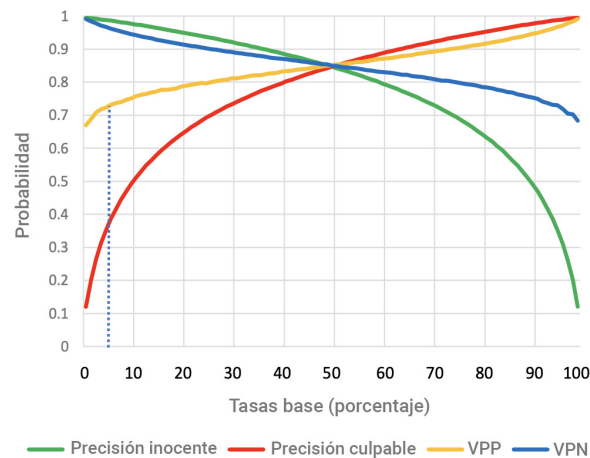


Resultados

La Figura 4 muestra las medias de los 300 conjuntos de datos. El eje X muestra TBE que va

del 1% al 99%. Las curvas muestran los efectos de diferentes TBE en la precisión de los sujetos culpables e inocentes, el VPP y el VPN.

Figura 4. Precisión y VPP y VPN con ajustes bayesianos para cambios en las tasas base



Sensibilidad, especificidad y confianza

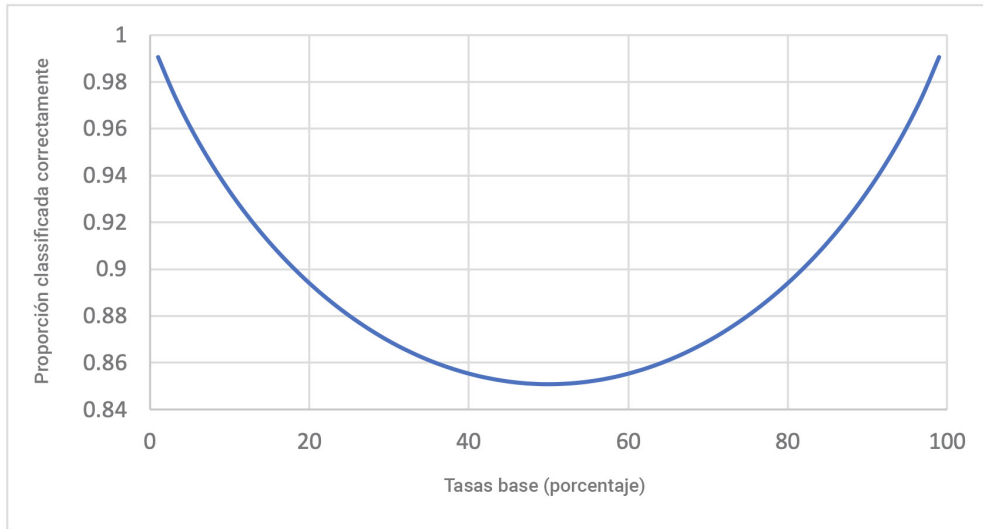
Cuando la TBE era tan baja como el 1%, la precisión en los sujetos culpables (rojo) se redujo al 12%. La precisión aumentó al 85 % cuando la TBE era del 50% y se acercó al 100 % cuando la TBE era del 99%. El efecto contrario ocurrió con sujetos inocentes. La precisión para sujetos inocentes (verde) fue de casi el 100% cuando la TBE era muy baja y solo del 12% cuando la TBE era muy alta.

Con el enfoque bayesiano, las decisiones sobre un grupo u otro eran inexactas a tasas base extremas. Sin embargo, el VPP y el VPN se mantuvieron por encima del 66% para la TBE entre el 1% y el 99%. Por ejemplo, cuando la TBE era del 5% (línea punteada), solo el 35% de los sujetos culpables fueron clasificados correctamente, pero cuando un sujeto fue

calificado como engañoso, había un 72% de posibilidades de que la decisión fuera correcta.

La figura 5 muestra la proporción de todos los sujetos clasificados correctamente en función de la TBE. El número total de personas clasificadas correctamente fue más alto en las dos tasas base más extremas porque las tasas base eran en sí mismas muy diagnósticas de la condición engañosa de la persona. El menor número de personas clasificadas correctamente se produjo cuando la TBE fue del 50%. En ese caso, la TBE se canceló de la ecuación de Bayes, y la precisión fue igual a la validez de la prueba. La precisión media de las decisiones en las tasas base del 1% al 99% fue del 89,4%. Cuando el responsable de la toma de decisiones no tiene en cuenta la TBE, la precisión permanece constante en el punto más bajo a lo largo de la curva (85%).



Figura 5. La proporción de clasificaciones correctas a tipos básicos del 1% al 99%

Discusión

Si no se tienen en cuenta las tasas base en las pruebas de evaluación de la credibilidad, el consumidor puede confiar muy poco o demasiado en los resultados de las pruebas de lo que merece. Suponiendo una TBE del 15% y una prueba con una precisión del 85%, un resultado veraz tiene un 97% de posibilidades de ser correcto. Sin embargo, un resultado engañoso tiene la misma probabilidad de ser erróneo que correcto. A diferencia de un resultado veraz, un resultado engañoso carecería de utilidad.

El presente experimento asumió una prueba de credibilidad hipotética con un 85% de precisión al evaluar a individuos veraces y engañosos. Demostró que un enfoque bayesiano para la toma de decisiones ampliaba la gama de resultados útiles de las pruebas. Por ejemplo, el sistema de puntuación numérica de Utah (Bell et al., 1999) utiliza una política de decisión de corte fija y no considera la variabilidad en la TBE. Podemos esperar que ese tipo de políti-

ca de decisión proporcione al menos un 75% de confianza cuando las tasas base están entre el 35% y el 65% para una prueba con un 85% de sensibilidad y especificidad. Para la misma prueba, una política de decisión bayesiana proporciona niveles de confianza comparables para las tasas base que oscilan entre el 5% y el 95%. Podemos utilizar el enfoque bayesiano en una gama más amplia de entornos que una política de decisión tradicional y lograr una confianza similar en el resultado.

El aumento de la precisión de las pruebas generalmente aumenta la confianza en los resultados y amplía el rango de tasas base que proporcionan resultados útiles en las pruebas. Para mayor claridad, el presente estudio consideró una precisión de prueba única del 85%. Si la precisión de la prueba fuera del 90%, la TBE entre el 3% y el 97% produciría VPP y VPN que superan el 74%. Una reducción en la precisión de la prueba tendría el efecto contrario, disminuyendo el rango de TBE que produce resultados útiles.



Precisión ponderada

El enfoque bayesiano aumentó tanto la confianza en los resultados como el número total de decisiones correctas. Sin ajustes bayesianos para la TBE, una prueba con una precisión del 85% y sin resultados inconclusos produce un 85% de decisiones correctas independientemente de la TBE. Con el enfoque bayesiano, donde las probabilidades previas representan las tasas base, la precisión varía con TBE. La precisión media del presente estudio en todos los TBE fue del 89,4%. La precisión media en todas las TBE superó la precisión de la prueba del 85% porque el enfoque bayesiano incluyó información sobre las tasas base en sus decisiones, y las tasas base se volvieron más diagnósticas a medida que se acercaban a 0 o 1. Una política de decisión que no tiene en cuenta la TBE pierde una fuente de información diagnóstica cuando la TBE no es del 50%.

Criterios de confianza

Los consumidores de evaluaciones de credibilidad, como los investigadores policiales, el personal de RR. HH., los abogados y los tribunales, deben estar menos preocupados por la precisión de las pruebas que por el VPP. El VPP indica la probabilidad de que el resultado de una prueba engañosa sea correcto. Cuando el VPP es inferior al 50%, un resultado engañoso no es útil porque es más probable que sea incorrecto que correcto.

¿En qué momento es útil una prueba de credibilidad? ¿Es cuando el VPP supera el 65% (Ginton, 2022), o ¿el criterio debe ser del 75% o incluso del 85%? Cualquiera que sea el valor elegido, la TBE debe ser suficiente para cumplir ese criterio. Si la prueba se utiliza con una población que contiene muy pocos individuos engañosos, la confianza en un resultado en-

gañoso no cumplirá con el estándar.

Un resultado engañoso puede no ser útil porque no cumple con algún nivel de confianza de criterio. Sin embargo, en el mismo entorno, un resultado veraz probablemente tendrá valor porque la confianza más baja para los resultados engañosos (VPP) se asocia con la confianza más alta para los resultados veraces (VPN), y viceversa.

El nivel de confianza del criterio para una organización en particular probablemente debería depender del contexto de prueba. Cuando pasa por alto a una persona engañosa en las primeras etapas de una investigación penal o un escenario de selección tiene consecuencias graves, un VPP del 65% podría ser suficiente para mantener a la persona entre las que requieren una evaluación adicional. Sin embargo, cuando el VPP es tan bajo como el 65%, la organización debe darse cuenta de que hay un 35% de posibilidades de que la persona que no aprobó la prueba sea veraz.

Un sistema de puntuación tradicional que utiliza puntos de corte fijos proporciona la misma sensibilidad y especificidad independientemente de la TBE. Dado que el enfoque bayesiano tiene la desventaja de una menor sensibilidad o especificidad de la prueba a medida que la TBE se acerca a un extremo u otro, el enfoque tradicional puede parecer superior. Sin embargo, en comparación con el enfoque bayesiano, el enfoque tradicional tiene una menor confianza en los resultados cuando la TBE se aleja del 50%. Una política de decisión tradicional, no bayesiana, clasificará correctamente al 85% de los sujetos engañosos cuando la tasa base de engaño es del 10%, pero ¿de qué sirve la decisión si menos de la mitad de los resultados engañosos son correctos?



Por el contrario, el enfoque bayesiano detectará correctamente solo el 50% de los sujetos culpables en esa TBE, pero más del 74% de sus resultados engañosos serán correctos. Por esta razón, creemos que el enfoque bayesiano tiene más utilidad que las políticas de decisión tradicionales que no consideran las TBE. El enfoque bayesiano tiene la ventaja añadida de una mayor precisión general de la prueba, ya que incorpora la TBE, que se vuelve más diagnóstica a medida que se acerca a 0 o 1.

Especificación de la TBE

El enfoque bayesiano propuesto requiere la especificación de la TBE. Raskin (1987) y otros (Ginton, 2022; Grubin et al., 2016) describen métodos para estimar las tasas base. Esos procedimientos requieren estimaciones de la precisión de las pruebas y un número observado de resultados veraces y engañosos. Debido a que las estimaciones de precisión están disponibles en la Asociación Americana de Polígrafo para el polígrafo (APA, 2011), cualquier agencia que rastree el número de resultados veraces y engañosos del polígrafo podría usar esas fórmulas para estimar la TBE para su organización.

Sobre los autores

Russ Warner es el director de operaciones de Converus y tiene 10 años de experiencia en la industria de la evaluación de credibilidad. Ha desarrollado más de 2.500 pruebas de evalu-

ación de credibilidad y 9 cursos de formación técnica para EyeDetect y VerifEye. Ha capacitado a cientos de agencias gubernamentales y organizaciones privadas en docenas de países. Recibió un MBA de la Universidad Brigham Young en Provo, Utah, y tiene 25 años de experiencia trabajando para empresas de tecnología.

Abigail Anderson es ingeniera de software en Converus especializada en aprendizaje automático e inteligencia artificial. Ha creado algoritmos para mejorar el reconocimiento de voz para pruebas de evaluación de credibilidad basadas en audio. Tiene una maestría en sistemas de información de la Universidad Brigham Young.

John C. Kircher es un experto ampliamente reconocido con más de 100 publicaciones científicas e informes técnicos sobre la detección psicofisiológica del engaño. Ha trabajado en proyectos relacionados con el Departamento de Defensa de los EE. UU., el Servicio Secreto de los EE. UU., el Departamento de Seguridad Nacional de los EE. UU., la Fundación Nacional de Ciencias, el Consejo Nacional de Investigación, la Real Policía Montada de Canadá y numerosos departamentos de policía estatales y locales. Él y el Dr. David Raskin desarrollaron el software para el primer polígrafo de campo computarizado en 1991 y el primer algoritmo de puntuación. John recibió un doctorado en psicología de la Universidad de Utah.



Referencias

- American Polygraph Association (2011). Meta-analytic survey of criterion accuracy of validated polygraph techniques. *Polygraph*, 40, 194-305.
- Bell, B. G., Raskin, D. C., Honts, C. R., Kircher J. C. (1999). The Utah numerical scoring system. *Polygraph*, 28, 1-9.
- Cook, A. E., Hacker, D. J., Webb, A. K., Osher, D., Kristjansson, S., Woltz, D. J., & Kircher, J.C. (2012). Lyin' Eyes: Ocular-motor Measures of Reading Reveal Deception. *Journal of Experimental Psychology: Applied*, 18(3), 301-313.
- Ginton, A. (2023). Calculating the base rate in polygraph populations and the posterior confidence in obtained results in the comparison question test, built upon the proportion of outcomes: The case of Israel Police. *Journal of Police and Criminal Psychology*, 38, 165-171.
- Grubin, D., Handler, M. Nelson, R., & Raskin, D.C. (2016). The confidence in your polygraph test outcome may not be what you think it is: Prior probability and accuracy determine confidence. *APA Magazine*, 49(5), 39-47.
- Handler, M. (2016). Low base rate screening survival analysis & successive hurdles. *Journal of the American Association of Police Polygraphists*, March 2016.
- 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 DJ, Shaw KP (2015). *Fundamental of polygraph practice*. Elsevier-Academic Press.
- National Research Council (2003). *The Polygraph and Lie Detection*. Committee to Review the Scientific Evidence on the Polygraph. Division of Behavioral and Social Sciences and Education. Washington, DC: The National Academies Press
- Nelson R, Handler M, and Thiel E (2021). Posterior odds of deception and truth-telling for low and high prior probabilities. *Polygraph & Forensic Credibility Assessment: A Journal of Science and Field Practice* 50(2):96–105
- Press, WH, Teukolsky, SA, Vetterling, WT, & Flannery, BP (1992). *Numerical recipes in Fortran 77* (2nd Ed). Cambridge University Press.
- Raskin, D.C. (1984, March). Proposed use of polygraphs in the department of defense. Statement before the Committee on Armed Services, US Senate.
- Raskin, D. C. (1986). The polygraph in 1986: Scientific, professional and legal issues surrounding application and acceptance of polygraph evidence. *Utah Law Review*, 1986(1), 29-74.
- Raskin, D.C. (1987). Methodological issues in estimating polygraph accuracy in field applications. *Canadian Journal of Behavioral Science*, 19(4), 389-404.

