¡Sorpresa en las urnas! Cómo los intervalos de confianza pueden mejorar una predicción electoral

Surprise at the polls! How confidence intervals might improve an electoral prediction

Edwin Atilano-Robles

Resumen: Este texto examina la práctica común de las casas encuestadoras en México de reportar resultados de encuestas electorales sin incluir intervalos de confianza. El análisis busca destacar la importancia de estos intervalos como un componente esencial para entender la incertidumbre y la variabilidad inherentes en cualquier proceso de muestreo. Mediante el uso de simulaciones Monte Carlo, se demuestra de dónde surge la interpretación de los intervalos y señala su relevancia. Además, se contrastan las prácticas de no inclusión de intervalos con las del Instituto Nacional Electoral (INE) en sus conteos rápidos, en el que se incluyen intervalos de confianza, que sirven como una buena práctica. Este documento sugiere un camino hacia la mejora de la interpretación pública de las encuestas electorales, con énfasis en la necesidad de adoptar la práctica de reportar intervalos de confianza para aumentar la transparencia y confiabilidad en el ámbito estadístico.

Palabras clave: Encuestas electorales, intervalos de confianza, simulaciones Monte Carlo, inferencia estadística, estimación puntual, transparencia.

Summary: This text examines the common practice of polling houses in Mexico of reporting electoral survey results without including confidence intervals. This analysis seeks to highlight the importance of these intervals as an essential component to understand

Edwin Atilano-Robles. Profesor de Tiempo Completo en la Facultad de Estudios Superiores Acatlán, UNAM. Correo electrónico: edwin.atilano@politicas.unam.mx

El autor agradece el invaluable apoyo de Antonio González, Valeria de León y Diego Vázquez como asistentes de investigación de este texto.

Fecha de recepción: 28-11-23 / Fecha de aceptación: 26-01-24

the uncertainty and variability inherent in any sampling process. Through the use of Monte Carlo simulations, it demonstrates how the interpretation of intervals arises and points out their relevance. In addition, the practices of not including intervals are contrasted with those of the National Electoral Institute (INE) in their rapid counts, where confidence intervals are included, serving as a good practice. This document suggests a path towards improving the public interpretation of electoral surveys, emphasizing the need to adopt the practice of reporting confidence intervals to increase transparency and reliability in the statistical field.

Keywords: Electoral surveys, confidence intervals, Monte Carlo simulations, statistical inference, point estimation, transparency.

Introducción

En el ámbito de la estadística inferencial, es muy reconocido que la estimación puntual, por sí sola, carece de suficiente información para facilitar una inferencia estadística robusta y confiable (Agresti, 2018; Gelman & Hill, 2006; Madrid & Martínez, 2014; Mendenhall et al., 2010; Wackerly et al., 2010). Esta limitación es evidente en el contexto de las encuestas electorales, en las que una estimación puntual puede ofrecer una visión parcial y potencialmente engañosa del fenómeno de interés. La generalización de los datos de una muestra hacia una población más amplia requiere de una consideración cuidadosa de la incertidumbre inherente, aspecto en el cual los intervalos de confianza desempeñan un papel crucial (Madrid & Martínez, 2014). Estos intervalos permiten no sólo estimar un rango probable en el que podría situarse el verdadero valor de un parámetro, sino también cuantificar el nivel de confianza asociado a esta estimación (Agresti, 2018).

Sin embargo, es preocupante observar que numerosas casas encuestadoras con frecuencia omiten el reporte de intervalos de confianza en sus publicaciones y se limitan a presentar únicamente valores promedio o porcentuales (De las Heras Demotecnia, 2023; Grupo Reforma, 2023; Moreno, 2023; Parametría, 2023). Esta omisión, lejos de ser una mera negligencia técnica, tiene profundas implicancias en la interpretación y la percepción pública de los datos de encuestas, en especial en un ámbito tan crítico como el electoral. El público general, que no necesariamente posee formación en estadística, se ve así privado de un elemento esencial para comprender la naturaleza aproximada y probabilística de las estimaciones.

La credibilidad y confiabilidad de las encuestas electorales están siendo cuestionadas en todo el mundo, debido en gran medida a las discrepancias entre las predicciones electorales y los resultados finales. Es vital reconocer que tales discrepancias no necesariamente indican errores en las encuestas, sino que reflejan la inherente incertidumbre de trabajar con datos muestrales. La falta de reporte de intervalos de confianza contribuye a alimentar una desconfianza injustificada hacia estas herramientas estadísticas.

Aunque el propósito de las encuestas electorales es aproximar con la mayor precisión posible el resultado de una elección, la realidad es que, con datos muestrales, sólo es viable generar una estimación puntual acompañada de su respectivo intervalo de confianza. Este intervalo provee una visión más completa al indicar el rango dentro del cual es probable que se encuentre el verdadero valor, con una cierta probabilidad. Antes de que ocurra el evento electoral, es imposible determinar cuán cercana o lejana estará la estimación puntual del resultado final, dada la naturaleza aún no materializada del proceso generador de datos.

Es por ese motivo que en este artículo propongo enfatizar la importancia de los intervalos de confianza en el contexto de las encuestas electorales. A pesar de su papel fundamental en el análisis inferencial, su frecuente omisión por parte de las casas encuestadoras amerita una discusión detallada y rigurosa. Por lo tanto, la aportación de este texto es apuntalar la relevancia de los intervalos de confianza para las encuestas electorales a través de cuatro secciones.

En la primera defino qué son los intervalos de confianza; muestro a qué se refiere el concepto de estimación puntual y señalo las reglas para construir el intervalo de confianza de una media; es una sección teórico-conceptual. En la segunda analizo las propiedades de los intervalos de confianza a partir de tres ejercicios de simulaciones Monte Carlo, las cuales me permiten ejemplificar de dónde provienen los porcentajes de confianza de las reglas de intervalo. Puede pensarse esta sección como una prueba de los postulados teóricos. En tercer lugar señalo diferentes ejemplos de las casas encuestadoras en México que hacen pronósticos electorales. Como podrá observarse, ninguna de ellas reporta intervalos de confianza en los documentos que circulan al público. Por último, en la cuarta sección, retomo la metodología del Instituto Nacional Electoral (INE) para reportar los resultados de los ejercicios de conteo rápido, ya que es un ejemplo de una buena práctica, al mandatar, a través del Reglamento de Elecciones, que se incluyan los intervalos de confianza en la comunicación oficial. Cierro el texto con un apartado de conclusiones generales.

¿Qué son los intervalos de confianza? Estimación puntual y reglas de intervalo

Esta sección parte de una definición de los intervalos de confianza para posteriormente mostrar la forma en que se calculan. Un intervalo de confianza "es una regla que especifica el método para usar las mediciones muestrales en el cálculo de dos números que forman los puntos extremos del intervalo" (Wackerly et al., 2010, p. 406). Esto implica que los intervalos de confianza son conceptos que tienen un lugar esencial en la estadística inferencial, en especial cuando se trata de incorporar la incertidumbre en la estimación de parámetros como la media de una población.

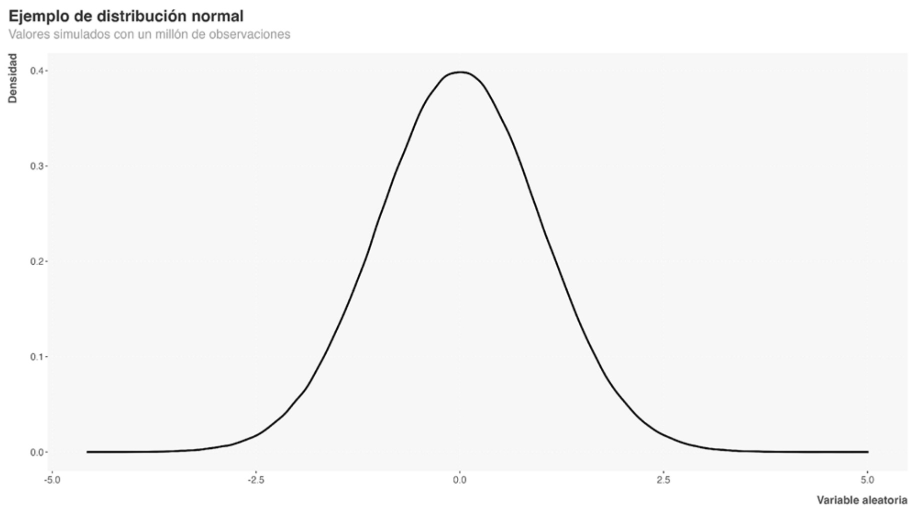
Los intervalos de confianza nos proporcionan un rango estimado en el que, con cierta probabilidad, se encontrará el verdadero valor de nuestro resultado de interés, en forma de media o proporción (Madrid & Martínez, 2014). Este rango de valores se construye alrededor de la estimación puntual, en este caso una media muestral, por lo que se extiende con un cierto margen hacia arriba y hacia abajo de la estimación puntual. Dicho margen depende tanto del error estándar que tenga la estimación, como del nivel de confianza que se especifique (Agresti, 2018). Tal nivel de confianza refleja cuán seguros podemos estar de que el intervalo calculado incluye la verdadera media poblacional.

El concepto de *intervalo de confianza* se fundamenta en la comprensión de la distribución muestral de las diferentes medias que pueden obtenerse de una misma población. Una distribución muestral es una regla que señala el comportamiento de todas las medias que podrían obtenerse de diferentes muestras de una misma población (Mendenhall et al., 2010). Esto implica que la media muestral se convierte en una variable aleatoria, por lo que también puede obtenerse su media (la media de medias) y su desviación estándar (que se conocerá como error estándar).

Gracias a la ley de los grandes números se sabe que conforme aumenta el tamaño de la muestra con la que se obtiene la distribución muestral (número de muestras), ésta tiende a aproximarse a la media poblacional. De hecho, cuando se parte del supuesto de muestreo repetido de forma infinita, la distribución muestral tiene un comportamiento estadísticamente normal con una media que es idéntica a la media poblacional. Esto ocurre así debido a los fundamentos del teorema del límite central (Devore, 1998; Mendenhall et al., 2010).

Ahora bien, ¿qué quiere decir que la distribución tenga comportamiento normal? No entraré en detalles de lo que implica el proceso generador de datos de una distribución normal, ya que, para los fines de este texto, sólo es necesario señalar que una distribución normal es simétrica alrededor de una media y tiene forma de campana. Un ejemplo de esto se muestra en la Figura 1. Esta distribución se aplica en el cálculo de los intervalos de confianza en

Figura 1



Fuente: Elaboración propia.

virtud del comportamiento de la distribución muestral de las medias, especialmente cuando el tamaño de la muestra es grande y la distribución de la población es desconocida. La simetría y la tendencia a la normalidad de la distribución muestral permiten utilizar métodos sencillos para estimar intervalos de confianza, facilitando así su cálculo y comprensión.

En este sentido, es relevante señalar que la incertidumbre al momento de estimar una media proviene del hecho de que se utilizan datos muestrales para tratar de realizar una inferencia sobre el comportamiento de la población. Mientras mejor sea el diseño muestral, estaremos en mejores posibilidades de que la muestra sea representativa, pero, aun así, existe incertidumbre, la cual es irreductible en el mundo de la estadística y la probabilidad (Scheaffer et al., 2006). Precisamente, el objetivo de los intervalos de confianza es cuantificar esa incertidumbre al brindar un rango dentro del cual será razonablemente probable que se encuentre el parámetro al que intentamos aproximarnos a través de la estimación puntual.

No obstante, el rango de valores que se calcula no garantiza la inclusión del parámetro que buscamos, pero sí nos brinda un mayor control sobre la incertidumbre. De esta forma, en lugar de tener un valor único (la estimación puntual), contamos con un conjunto en el que, con cierto nivel de confianza, podremos localizar el parámetro. El nivel de confianza de un intervalo (usualmente 90, 95 o 99%) indica la proporción de veces que esperamos que el intervalo de confianza, calculado a partir de infinitas muestras, contenga la verdadera media poblacional. Por ejemplo, un intervalo de confianza del 95% significa que, si repitiéramos el proceso de muestreo *ad infinitum*, aproximadamente el 95% de estos intervalos incluirían la media poblacional real. Estos porcentajes de confianza surgen de la distribución normal estándar y están directamente relacionados con los valores críticos de esta distribución.

La fórmula general para calcular un intervalo de confianza para la media se expresa como: $\underline{x} \pm z_{\frac{\alpha}{2}} \times \left(\frac{s}{\sqrt{n}}\right)$. En este sentido, $\underline{x}$ representa el valor de la media muestral con la que estimamos la media poblacional. $z_{\frac{\alpha}{2}}$ es un valor crítico de la distribución normal estándar y es el que nos brinda el nivel de confianza. El valor de s representa la desviación estándar y n es el número de observaciones que se tengan en la muestra. Todo lo que está del lado derecho de la ecuación se conoce como el margen de error y es lo que se suma y se resta a la media muestral para obtener un intervalo. Asimismo, el término $\left(\frac{s}{\sqrt{n}}\right)$ se conoce como error estándar. En consecuencia, al aplicar esta fórmula se obtienen dos valores: un límite inferior y un límite superior, los cuales marcan las cotas del intervalo.

Ahora bien, los elementos de la fórmula de un intervalo son prácticamente auto explicativos y se obtienen de los valores de la muestra excepto $z_{\frac{\alpha}{2}}$, ya que los valores críticos de la distribución normal estándar se pueden obtener directamente de dicha distribución. Es importante mencionar que el nivel de confianza de un intervalo se denota como $(1 - \alpha)$%, en este sentido, α se conoce como el nivel de significancia y es el complemento de la confianza. Por lo tanto, para encontrar el valor crítico de la distribución normal, primero necesitamos establecer el nivel de confianza del intervalo.

Si deseamos, por ejemplo, un intervalo de confianza al 95%, tenemos que (1 – 0.5)% = 95%, esto implica que α = 0.5 y que $\frac{\alpha}{2}$ = 0.025. Por lo tanto, es necesario buscar el valor crítico positivo para $\frac{\alpha}{2}$ = 0.025, el cual será 1.96. Los valores críticos de la distribución normal estándar indican el porcentaje de observaciones que se encuentran entre ellos. Por ejemplo, entre los valores de -1.96 y 1.96 se acumula el 95% de los valores centrales de la distribución normal, razón por la cual, si quisiéramos obtener un intervalo de confianza al 95%, tendríamos que sustituir el valor de 1.96 en la fórmula para lograrlo: $\underline{x} \pm 1.96 \times \left(\frac{s}{\sqrt{n}}\right)$.

Para finalizar esta sección, quisiera mencionar que la elección del nivel de confianza de un intervalo implica una especie de intercambio entre precisión y certidumbre. Conforme se aumenta la confianza de los intervalos, éstos se vuelven más amplios, llegando a un extremo de contener todos los valores de una variable aleatoria, lo cual haría que ese intervalo fuera completamente inútil para realizar inferencias estadísticas. En este sentido, un intervalo de confianza al 99% brindaría mayor seguridad de que el verdadero valor se encuentra ahí (habría una probabilidad del 99% de ello), pero añadiría menor certidumbre, al brindar más valores entre los que podría encontrarse el parámetro.

Propiedades de los intervalos de confianza: una aproximación a través de simulaciones Monte Carlo

La interpretación de los intervalos de confianza se sustenta en el muestreo repetido, el cual no se puede realizar empíricamente (Gelman & Hill, 2006). Puede afirmarse que un intervalo en particular, estimado a través de una muestra, contendrá al verdadero valor poblacional con 95% de confianza, por ejemplo, gracias a que, si repitiéramos el proceso de muestreo de forma infinita, 95% de esos intervalos contendrían el verdadero valor poblacional. Dicho de otra forma, si tuviéramos a todos los intervalos de confianza y seleccionáramos uno al azar, la probabilidad de que éste contenga al verdadero valor es del 95%. Sin embargo, esta es una propiedad *a priori*, es decir, antes de que se conozca el parámetro, ya que, al conocerse, solamente existirán dos posibilidades: contener o no contener el parámetro.

Asimismo, esta propiedad que sustenta toda la lógica de la interpretación de los intervalos es inaccesible desde el punto de vista empírico, en virtud de que realizar múltiples muestras resulta imposible. En consecuencia, para mostrar de dónde surge la interpretación de los intervalos de confianza, especifiqué tres simulaciones Monte Carlo. Este tipo de simulaciones son una técnica matemática y computacional que se utiliza para modelar sistemas que son difíciles de capturar a través de modelos empíricos (Gelman & Hill, 2006; Huntington-Klein, 2022).

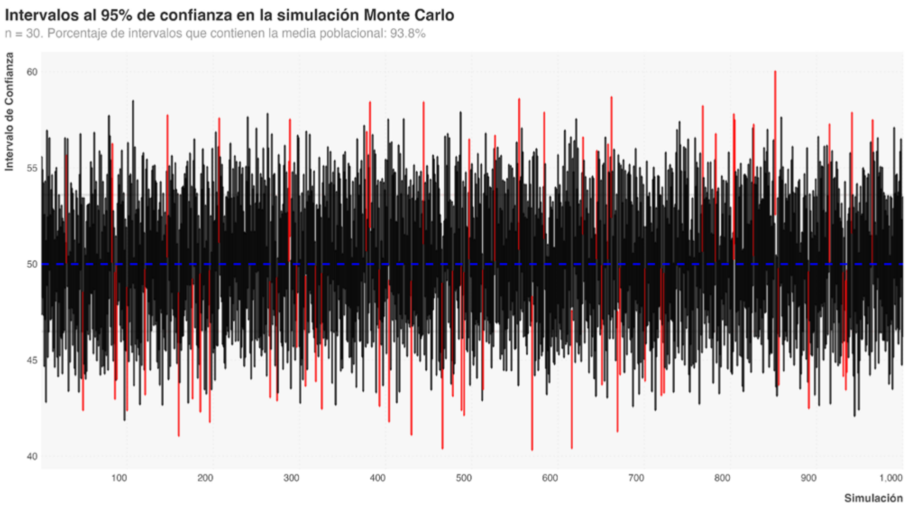
La lógica detrás de las simulaciones Monte Carlo es la de repetir experimentos aleatorios y observar los resultados. En este sentido, las simulaciones permiten tener control del proceso generador de datos de una población ficticia, generar diferentes muestras y analizar los resultados con diferentes variaciones en los parámetros de la simulación. Para este ejemplo en particular, las simulaciones tienen las siguientes características:

Se realizaron 1,000 simulaciones por ejercicio (son tres ejercicios), en donde se especificó una media poblacional de 50 y una desviación estándar poblacional de 10. Estos datos se eligieron de forma completamente arbitraria. El objetivo es simular 1,000 intervalos de confianza por ejercicio y modificar el tamaño de las muestras de cada simulación. En primer lugar, se comienza con 30 observaciones, lo que implica que el tamaño de las muestras de cada una de las 1,000 simulaciones es de 30. La segunda simulación utiliza 300 observaciones y la tercera utiliza 3,000. Todos los intervalos de confianza en cada ejercicio se especificaron al 95%. En el Anexo de este artículo se encuentra el código en R para generar una replicación de los resultados de esta sección.

En la Figura 2 se presentan los resultados del primer ejercicio. La visualización muestra el comportamiento de 1,000 intervalos al 95% de confianza con un tamaño de las muestras de 30 observaciones. Puede apreciarse una línea entrecortada horizontal de color azul que se localiza en el valor de 50. Esta es una línea de referencia que señala la verdadera media que se especificó en el proceso generador de datos. Los intervalos que se encuentran en negro señalan aquellos en los que sí se encuentra el valor de la media poblacional. Por su parte, los intervalos coloreados en rojo señalan a aquellos que no capturaron la media poblacional.

Con los parámetros de este primer ejercicio de simulación se observa que el 93.8% de los intervalos lograron capturar el verdadero valor de la población. Este resultado no es lejano del esperado teóricamente. Esto implica que, si seleccionáramos al azar uno de estos 1,000 intervalos, la probabilidad de que contenga el verdadero valor de la población sería de 93.8%. No obstante, 93.8% no es el 95% prometido. La razón de encontrar una menor probabilidad que 95% se asocia con el tamaño de la muestra. Mientras más observaciones tengamos en la muestra, tendremos la posibilidad de generar un intervalo más certero.

Figura 2



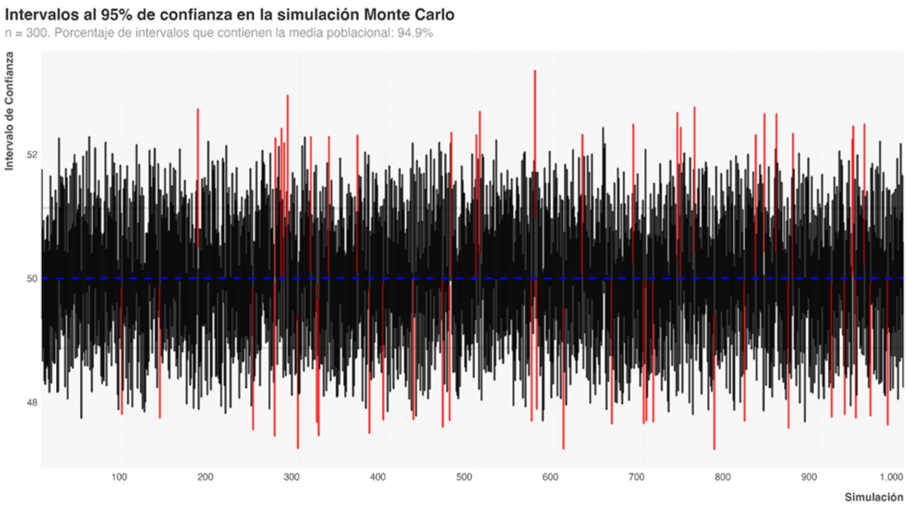
Fuente: Elaboración propia.

Por tal motivo, el segundo ejercicio de simulación repite el escenario previo, aunque presenta una variación relevante: ahora el tamaño de las muestras será de 300. En la Figura 3 se presentan los resultados de estas simulaciones. Como puede observarse, al incrementar el tamaño de la muestra, el porcentaje de intervalos que contienen el verdadero valor de la población aumentó a 94.9%, lo cual es bastante más cercano a la expectativa teórica. En consecuencia, en este ejercicio, si seleccionáramos aleatoriamente uno de los 1,000 intervalos de forma aleatoria, encontraríamos que la probabilidad de que éste contenga el verdadero valor poblacional es de 94.9 por ciento.

Por último, el tercer ejercicio repite nuevamente el escenario, pero cambia nuevamente el tamaño de las muestras y ahora lo especifica en 3,000 observaciones. Los resultados de esta simulación se encuentran en la Figura 4. En esta ocasión salta a la vista que el porcentaje de intervalos que contienen el verdadero valor poblacional se incrementó para llegar a 96%. Al igual que en los dos casos previos, esto implica que, si seleccionáramos aleatoriamente uno de los intervalos en la simulación, la probabilidad de que contenga el verdadero valor de la población sería de 96%, lo cual es incluso más elevado que la expectativa teórica.

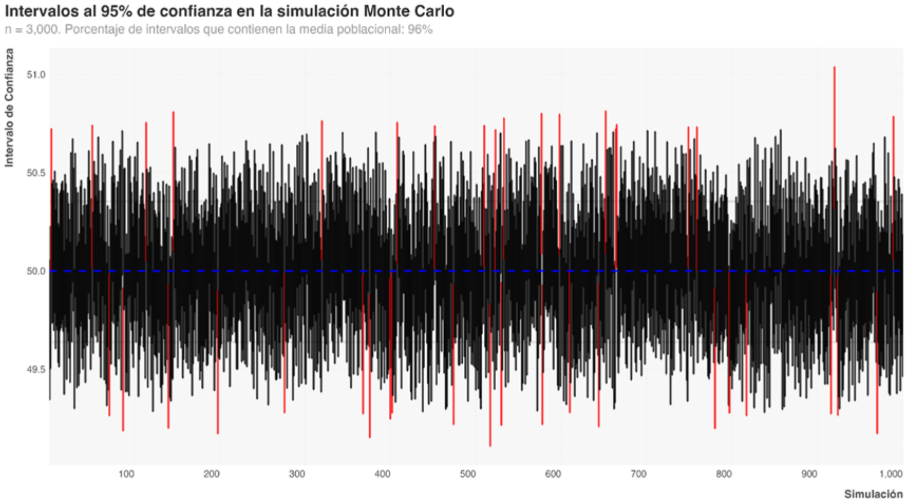
En síntesis, esta sección muestra que, conforme mayor es el tamaño de la muestra, el intervalo, incluso con el mismo nivel de confianza, se vuelve más certero. Esta es una conclusión que se alinea con la ley de los grandes números y con el teorema del límite central. Asimismo, muestra que la interpretación de los intervalos de confianza proviene de la propiedad del muestreo repetido, el cual no puede llevarse a cabo empíricamente, pero gracias al poder computacional puede realizarse a través de simulaciones.

Figura 3



Fuente: Elaboración propia.

Figura 4



Fuente: Elaboración propia.

Prácticas de casas encuestadoras en México sobre preferencias electorales

Una vez que ya se tiene una idea de la relevancia de los intervalos de confianza, es momento de analizar las prácticas de las principales casas encuestadoras en México al momento de reportar sus estudios de opinión sobre preferencias electorales rumbo a la elección presidencial de 2024. Para cumplir con este objetivo se seleccionaron las siguientes casas encuestadoras: Parametría, Mitofsky, De las Heras Demotecnia, *El Financiero* y *Reforma*. Es importante destacar que el objetivo de esta sección no es señalar si las estimaciones de las preferencias electorales son o no certeras, sino evaluar si presentan los intervalos de confianza. Como podrá observarse, las casas encuestadoras sí reportan sus respectivos márgenes de error, así como el nivel de confianza de sus estimaciones, pero ninguna muestra los intervalos de confianza, a pesar de su relevancia.

De la misma forma, es necesario resaltar que los intervalos de confianza que tendrían que desarrollar las casas encuestadoras siguen una fórmula ligeramente diferente a la expresada con anterioridad debido a que los resultados electorales son proporciones y no medias. En este sentido, para obtener los intervalos de confianza con la información de las casas encuestadoras, se necesita recurrir a la siguiente expresión:

$$\hat{p} \pm z_{\frac{\alpha}{2}} * \sqrt{\frac{(\hat{p})(1-\hat{p})}{n}}$$

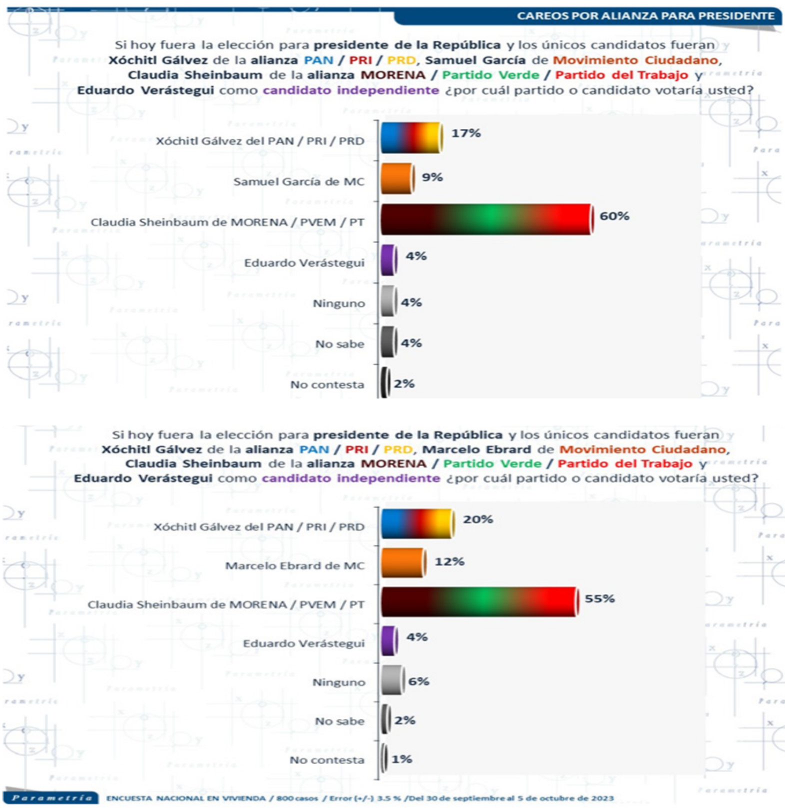
en donde $\hat{p}$ representa la proporción estimada, $z_{\frac{\alpha}{2}}$ es un valor de la distribución normal estándar y la expresión $\sqrt{\frac{(\hat{p})(1-\hat{p})}{n}}$ representa el error estándar. De esta forma, la persona lectora podría realizar como ejercicio la estimación de los intervalos de confianza, en virtud de que el lado derecho de la fórmula $z_{\frac{\alpha}{2}} * \sqrt{\frac{(\hat{p})(1-\hat{p})}{n}}$ expresa el margen de error de las estimaciones.

Parametría

El reporte analizado de esta casa encuestadora muestra resultados a través de gráficas de barras (Parametría, 2023). Aquí se mencionan los nombres de los candidatos y los partidos a los que representan. El documento presenta diferentes careos entre candidatos y las respectivas estimaciones. En las figuras 5a y 5b puede observarse la forma en que se dan a conocer los resultados de este estudio. Esta casa encuestadora reporta la siguiente metodología:

Levantamiento: entre el 30 de septiembre y el 5 de octubre de 2023. Muestra: 800 votantes. Tipo de estudio: encuesta en vivienda. Población objetivo: personas de 18 años en adelante con credencial para votar que al momento de la entrevista residan en el territorio nacional. Marco muestral: las secciones electorales reportadas por el INE. El método de selección de las secciones electorales: sistemático aleatorio con probabilidad de selección proporcional a su tamaño. El método de selección de viviendas: sistemático con arranque aleatorio simple. Con un intervalo de confianza del 95% y un margen de error del 3.5 por ciento.

Figura 5. Reporte de Parametría



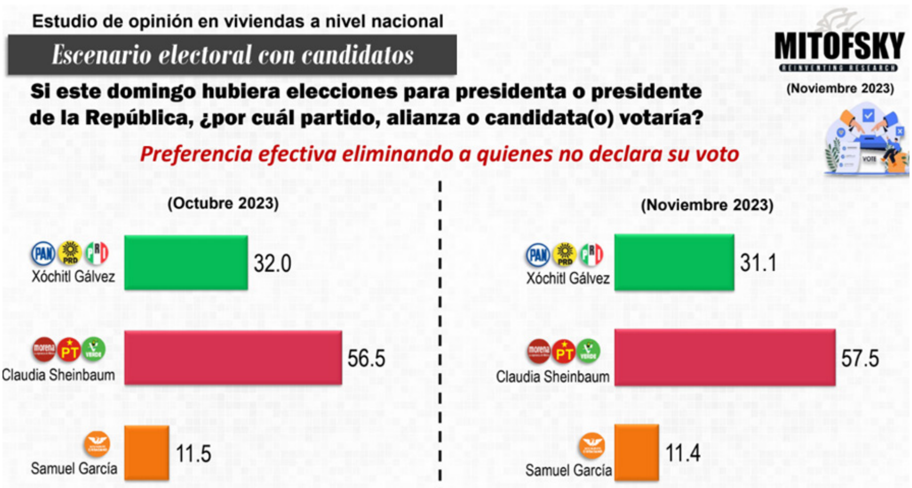
Fuente: Parametría (2023).

Mitofsky

El reporte analizado de esta casa encuestadora también muestra resultados a través de gráficas de barras (Mitofsky, 2023). Aquí se mencionan los nombres de los candidatos y los partidos a los que representan. El documento presenta diferentes careos entre candidatos y las respectivas estimaciones. En la Figura 6 puede observarse la forma en que se dan a conocer los resultados de este estudio. Esta casa encuestadora reporta la siguiente metodología:

Se informa que el marco muestral fue el listado de secciones electorales del país. El diseño muestral implicó la selección sistemática y aleatoria, con probabilidad proporcional a su tamaño (PPT), de 160 secciones electorales en el área de cobertura del estudio. En cada sección se seleccionaron dos manzanas (o grupo de viviendas en caso de áreas rurales); en cada una de las manzanas, cinco viviendas, y en cada vivienda, un mexicano mayor de edad con credencial para votar vigente. El tamaño de la muestra fue de 1,600 personas. La población de estudio comprendió a ciudadanos mayores de 18 años residentes en el país, con credencial para votar. La fecha de levantamiento fue del 10 al 12 de noviembre de 2023. Las entrevistas fueron aplicadas por medio de dispositivos electrónicos, generando una base de datos en formato SPSS. Esta base pasó primero filtros de congruencia interna de cada registro para identificar atipicidades y posteriormente ajustes a sus factores de expansión por no-respuesta (a nivel sección), y posestratificación en tres variables: sexo, edad y escolaridad. El software utilizado para el procesamiento de la información fue *Statistical Package for the Social Sciences* (SPSS), con un intervalo de confianza del 95% y un margen de error del 2.5 por ciento.

Figura 6



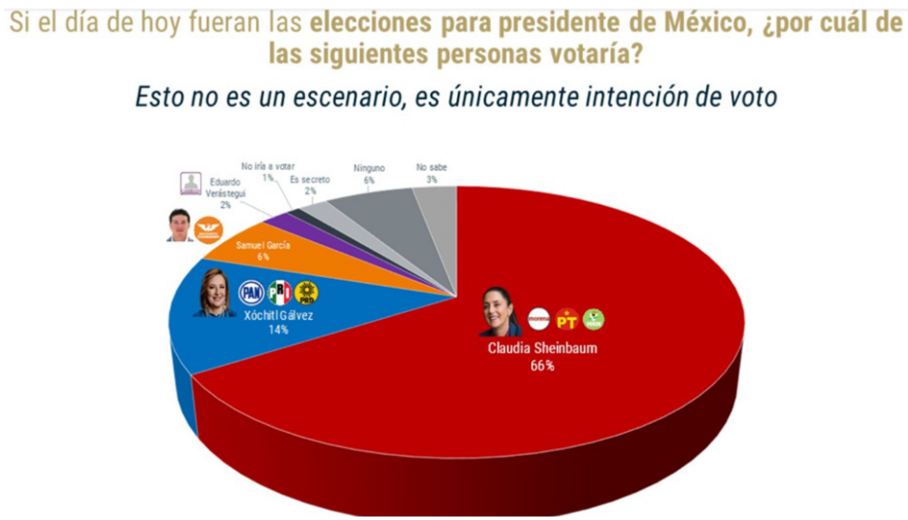
Fuente: Mitofsky (2023).

De las Heras Demotecnia

El reporte analizado de esta casa encuestadora muestra resultados a través de una gráfica de pastel (De las Heras Demotecnia, 2023), donde se presentan distintas opciones con sus correspondientes colores. Las opciones incluyen a Claudia Sheinbaum (rojo), Xóchitl Gálvez (azul), Samuel García (naranja), Eduardo Verástegui (morado), junto con otras opciones como 'No iría a votar' (negro), 'Es secreto' (gris claro), 'Ninguno' (gris oscuro), y 'No sabe' (un gris intermedio). En la gráfica, cada opción de candidato se acompaña con el nombre, la foto del candidato o candidata y los logotipos de los partidos o partido que representan, excepto en el caso de Eduardo Verástegui, donde no se señala su independencia ni se incluye su foto. En la Figura 7 puede observarse el formato de reporte.

La metodología empleada para esta encuesta incluyó el levantamiento de datos del 10 al 13 de noviembre de 2023 con una muestra de 1,400 personas. Se realizó un estudio cuantitativo en viviendas, enfocado en personas mayores de 18 años con credencial de elector. Para la selección de los entrevistados, las secciones electorales se clasificaron en siete estratos según el tipo de competencia electoral de cada sección. A cada estrato se le asignaron entrevistas proporcionalmente, seleccionando aleatoriamente las secciones y ponderando por la lista nominal. En cada sección seleccionada se eligieron al azar dos manzanas, y en cada manzana se realizó una selección sistemática de viviendas con arranque aleatorio. La persona que abrió la puerta y tenía credencial de elector domiciliada en el municipio de la entrevista fue encuestada. El intervalo de confianza de la encuesta es del 95% y el margen de error es del 2.7 por ciento.

Figura 7



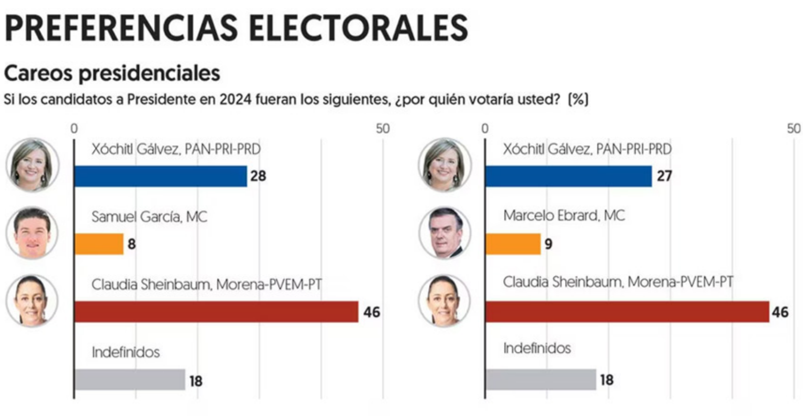
Fuente: De las Heras Demotecnia (2023).

El Financiero

El reporte analizado de esta casa encuestadora, basado en un ejercicio publicado el 31 de octubre de 2023, muestra resultados a través de gráficas con las caras de los candidatos (Moreno, 2023). Se plantea la pregunta: "Si los candidatos a Presidente en 2024 fueran los siguientes, ¿por quién votaría usted? (%)", reflejando dos tipos de escenarios donde Claudia Sheinbaum mantiene ventaja. En el primer escenario, Sheinbaum compite contra Xóchilt Gálvez (PAN-PRI-PRD) y Samuel García (MC), y obtiene 46%, seguido de Gálvez con 28% y García con 8%. En el segundo escenario, Sheinbaum se enfrenta a Gálvez (PAN-PRI-PRD) y Marcelo Ebrard (MC); gana nuevamente con 46%, seguido de Gálvez con 27% y Ebrard con 9%. Además, se analiza la opinión sobre estos candidatos. Sheinbaum lidera en opinión positiva y Gálvez, Ebrard y García con diferentes porcentajes de opinión positiva, negativa, neutral y desconocimiento. La percepción sobre quién ganará la candidatura varía, con 23% creyendo que Morena triunfará fácilmente, 24% que será competido, 18% que la oposición ganará, 29% incierto y 6% no sabe. En la Figura 8 puede observarse el formato de reporte.

La metodología declarada es: la encuesta se levantó del 19 al 22 y del 27 al 28 de octubre de 2023, utilizando una técnica mixta con 720 entrevistas personales cara a cara en viviendas del 19 al 25 de octubre, y 900 entrevistas telefónicas. La muestra consistió en una encuesta nacional a 1,620 mexicanos adultos. Para la encuesta en vivienda se seleccionaron 60 secciones electorales del INE para aplicar entrevistas, y para el componente telefónico un muestreo probabilístico de teléfonos residenciales y celulares en las 32 entidades federativas. El error técnico de estimación, con un nivel de confianza del 95%, es de +/- 2.4% para el total de 1,620 entrevistas y de +/-2.8% para 1,220 entrevistas, con la pregunta realizada del 19 al 25 de octubre (n = 1,220).

Figura 8



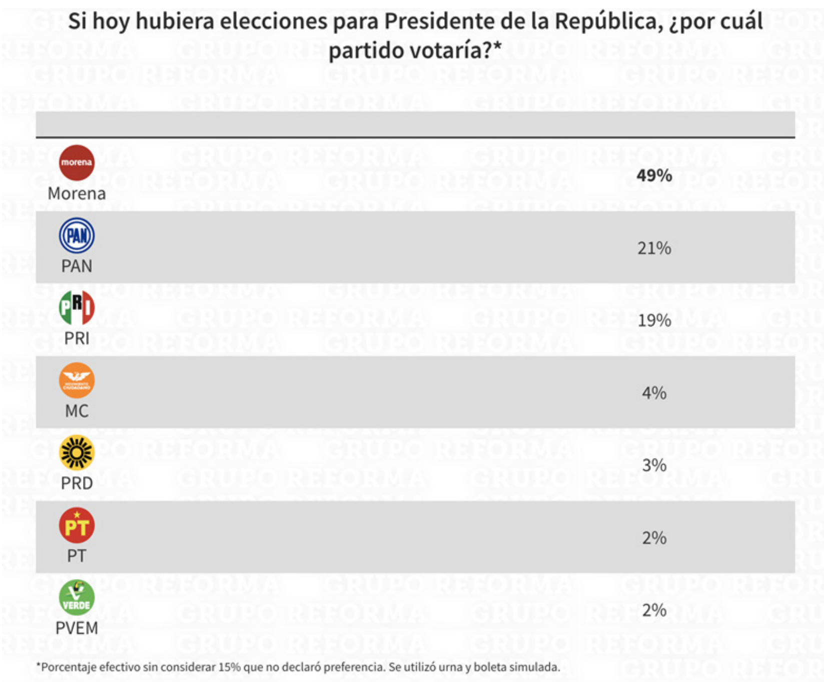
Fuente: Moreno (2023).

Reforma

El reporte analizado de esta casa encuestadora, publicado el 27 de agosto de 2023, revela que más del 50% de los mexicanos votaría por Morena si las elecciones presidenciales se realizaran en ese momento (Grupo Reforma, 2023). La encuesta, centrada en la pregunta: “Si hoy hubiera elecciones para Presidente de la República, ¿por cuál votaría?”, no ofrece detalles sobre candidatos, caras o coaliciones; se enfoca únicamente en los partidos políticos. Sin acomodar por preferencia, se muestra a Morena liderando con 49%, seguido del PAN con 21%, PRI con 19%, y otros partidos con porcentajes menores. Este porcentaje efectivo se calculó sin considerar el 15% que declaró no tener preferencia. Así, la candidata de la coalición Morena-PT-PVEM aparece como favorita con más del 50%, la coalición PRI-PAN-PRD con 43%, y Movimiento Ciudadano con 4% de preferencia. La Figura 9 presenta el formato de reporte.

De acuerdo con la metodología declarada, la encuesta se llevó a cabo del 18 al 23 de agosto de 2023, siendo una encuesta nacional en vivienda a 1,000 adultos. El procedimiento de muestreo fue bietápico, estratificado y por conglomerados. El error técnico de estimación se sitúa en +/-4.0% con un 95% de confianza y una tasa de rechazo del 56 por ciento.

Figura 9



Fuente: Grupo Reforma (2023).

Como puede observarse en los cinco ejemplos brindados, ninguna casa encuestadora reporta los intervalos de confianza. Es cierto que se señalan los márgenes de error y el nivel de confianza, el cual es de manera generalizada al 95%; no obstante, estas cinco encuestadoras, que pueden reconocerse como algunas de las más importantes de México, fallan al declarar los intervalos. Esto, como se mencionó previamente, no es sólo una negligencia técnica, sino que puede influir en la manera en la que se interpretan los resultados. Es por este motivo que una forma de mejorar la interpretación de las estimaciones puntuales sería a través de la incorporación de la incertidumbre subyacente a través de los intervalos.

Una buena práctica: los ejercicios de conteo rápido

Como quedó de manifiesto en la sección anterior, los ejercicios de estimación de preferencias electorales no incorporan el reporte de los intervalos de confianza. No obstante, existe un ejercicio de estimación incluso más relevante que los que realizan las encuestadoras que sí incluye los intervalos. Se trata de los conteos rápidos del INE (Instituto Nacional Electoral –INE–, 2017). Este tipo de ejercicios de estimación son más relevantes que los de las encuestadoras porque brindan información oficial la noche de la jornada electoral.

El artículo 356 del Reglamento de Elecciones del INE señala lo siguiente:

> Los conteos rápidos son el procedimiento estadístico diseñado con la finalidad de estimar con oportunidad las tendencias de los resultados finales de una elección, a partir de una muestra probabilística de resultados de actas de escrutinio y cómputo de las casillas electorales, o en su caso de los Cuadernillos para hacer las operaciones de escrutinio y cómputo de casilla, cuyo tamaño y composición se establecen previamente, de acuerdo a un esquema de selección específico de una elección determinada, y cuyas conclusiones se presentan la noche de la Jornada Electoral.
>
> En el diseño, implementación y operación de los conteos rápidos, las autoridades electorales y el comité técnico de la materia, deberán garantizar la seguridad, transparencia, confiabilidad, certeza, calidad e integridad del procedimiento estadístico, así como el profesionalismo y la máxima publicidad en la ejecución de sus trabajos.
>
> El objetivo del conteo rápido es producir estimaciones por intervalos del porcentaje de votación para estimar la tendencia en la elección, el cual incluirá además la estimación del porcentaje de participación ciudadana.

Como puede observarse, los conteos rápidos son ejercicios de muestreo, por lo que se realizan estimaciones puntuales. Sin embargo, el reglamento de elecciones explícitamente señala que se tienen que producir estimaciones por intervalos para estimar la tendencia de la elección. En consecuencia, las autoridades electorales se encuentran mandatadas a publicar los intervalos con un determinado nivel de confianza. De la misma forma, el artículo 373 del mismo reglamento añade lo siguiente:

> Las muestras, entendidas como un subconjunto del espacio muestral, con que se inferirán los resultados de la elección respectiva, deberán cumplir con las siguientes características:
>
> *a*) Que todas y cada una de las casillas del marco muestral construido, tengan una probabilidad conocida y mayor que cero, de ser seleccionadas;
>
> *b*) Que se utilice un procedimiento aleatorio para la selección de las muestras, que respete las probabilidades de selección determinadas por el diseño;
>
> *c*) Que considere la posibilidad que abarque la mayor dispersión geográfica electoral posible, y
>
> *d*) La muestra deberá diseñarse con una confianza de noventa y cinco por ciento, y con una precisión tal, que genere certidumbre estadística en el cumplimiento de los objetivos requeridos por el tipo de elección.

En consecuencia, además de señalar el objetivo y estructura de los conteos rápidos, el reglamento de elecciones señala que la muestra a utilizar tendrá que diseñarse con una confianza del 95%, lo cual se traducirá en intervalos que tengan ese mismo nivel de confianza. No obstante, en el mismo inciso *d* se ordena que la muestra genere certidumbre estadística, lo que no es posible cumplir a cabalidad, ya que los ejercicios de muestreo son, por definición, probabilísticos. A través de ellos se puede medir la incertidumbre, pero no garantizar la certidumbre.

Considero que, al igual que los ejercicios de conteo rápido, las casas encuestadoras tendrían que reportar las estimaciones de intervalo. Esto podría generar menor confusión en torno a los porcentajes que estiman las preferencias electorales. Por este motivo, sugiero que los conteos rápidos son una buena práctica al momento de reportar estimaciones electorales, las cuales, de no realizarse de forma correcta, podrían causar conflictos políticos de la mayor relevancia, tal como ocurrió en 2006, cuando el entonces IFE declaró públicamente que no podía anunciar un probable ganador porque había una diferencia muy pequeña entre los resultados de los dos candidatos punteros.

Conclusiones

Este artículo se concentra en la relevancia de que las encuestas electorales incluyan en sus reportes los intervalos de confianza de las estimaciones que realizan de las preferencias. Existe una clara necesidad de mayor transparencia al reportar este tipo de datos por parte de las casas encuestadoras en México. Esto es así porque, como queda de manifiesto en el texto, la inclusión de intervalos de confianza en los resultados de las encuestas es fundamental para una comprensión más precisa y completa de las tendencias electorales, ya que estos intervalos ofrecen una visión más realista de la incertidumbre y la variabilidad inherentes a cualquier proceso de muestreo.

El análisis que se realiza en el texto muestra que la omisión de los intervalos de confianza es una práctica común en los informes de las encuestas electorales, lo cual podría generar una interpretación incompleta y potencialmente confusa de los datos. Esto se convierte en un punto de preocupación, especialmente en el contexto de las elecciones, donde la percepción pública y las decisiones políticas pueden ser influenciadas significativamente por estos resultados. La falta de transparencia y claridad en la presentación de los datos de las encuestas puede afectar la confianza del público en los procesos electorales y en las instituciones que los manejan.

Asimismo, a través de simulaciones Monte Carlo, muestro de dónde surge la interpretación de los intervalos de confianza, ya que de esta forma puede mejorar la comprensión de esta herramienta. Estas simulaciones ilustran la variabilidad y la confiabilidad de los datos, proporcionando una herramienta valiosa para validar la precisión de las estimaciones estadísticas y para educar al público sobre la naturaleza de las encuestas.

De la misma forma, realizo una comparación entre las prácticas de no inclusión de intervalos de confianza de las casas encuestadoras y el enfoque del INE, que incluye estos intervalos en sus conteos rápidos. El INE se presenta como un ejemplo positivo de transparencia y precisión estadística, proporcionando un modelo a seguir para otras instituciones.

Finalmente, sugiero que las casas encuestadoras adopten la práctica de reportar intervalos de confianza en sus encuestas. Esto no sólo mejoraría la calidad y la credibilidad de la información proporcionada, sino que también fomentaría una comprensión más informada y crítica por parte del público. En conclusión, este texto aboga por un cambio en la metodología de reporte de las encuestas electorales en México, subrayando la necesidad de una mayor transparencia y responsabilidad en la presentación de información estadística.

Bibliografía

- Agresti, A. (2018). *Statistical Methods for the Social Sciences*. Pearson.
- De las Heras Demotecnia (2023). *Encuesta nacional noviembre 2023*. https://www.demotecnia.com.mx/encuesta-nacional-noviembre-2023/
- Devore, J. L. (1998). *Probabilidad y estadística para ingeniería y ciencias*. Thomson.
- Gelman, A., & Hill, J. (2006). *Data Analysis Using Regression and Multilevel/Hierarchical Models*. Cambridge University Press; Cambridge Core. https://doi.org/10.1017/CBO9780511790942
- Grupo Reforma (2023, August 27). Aventaja Morena rumbo al 2024. *Reforma*.
- Huntington-Klein, N. (2022). *The Effect: An Introduction to Research Design and Causality*. Routledge & CRC Press.
- Instituto Nacional Electoral (INE) (2017). *Reglamento de Elecciones*.
- Madrid Aris, E., & Martínez Lomakin, F. (2014). Estadística para aterrorizados: interpretando intervalos de confianza y valores p. *Medwave*, *14*(1), 1–3.
- Mendenhall, W., Beaver, R. J., & Beaver, B. M. (2010). *Introducción a la probabilidad y estadística*. Cengage Learning.
- Mitofsky (2023). *Tendencias nacionales al arranque de precampañas. Noviembre 2023*. https://www.mitofsky.mx/post/tendencias-nacionales-al-arranque-de-precampanas-noviembre-2023
- Moreno, A. (2023, October 31). Claudia Sheinbaum aventaja por 18 puntos a Xóchitl Gálvez: Encuesta EF. *El Financiero*. https://www.elfinanciero.com.mx/nacional/2023/10/31/claudia-sheinbaum-aventaja-por-18-puntos-a-xochitl-galvez-encuesta-ef/
- Parametría (2023). *En México Sheinbaum lidera la carrera por la presidencia*. https://parametria.com.mx/en-mexico-sheinbaum-lidera-la-carrera-por-la-presidencia/
- Scheaffer, R. L., Mendenhall, W., & Ott, R. L. (2006). *Elementos de muestreo*. Ediciones Paraninfo, S.A.
- Wackerly, D. D., Mendenhall, W., & Scheaffer, R. L. (2010). *Estadística matemática con aplicaciones*. Cengage Learning.

Anexo: Código en R para replicar las simulaciones Monte Carlo

Intervalos de Confianza de medias muestrales al 95% de confianza con variaciones en el tamaño de la muestra

Configuración Inicial

Directorio de Trabajo

```
setwd("/Directorio/de/trabajo/propio/aquí")
```

Cargar paqueterías

```
pacman::p_load(tidyverse, scales)
```

Setup de la sesión

```
## [1] "es_ES.UTF-8/es_ES.UTF-8/es_ES.UTF-8/C/es_ES.UTF-8/en_US.UTF-8"
```

Establecer tema para las gráficas

```
mi_tema <- theme(plot.title = element_text(size = 20, face = "bold", color =
"grey20"),
                 plot.title.position = "plot",
                 plot.subtitle = element_text(size = 16, color = "grey60",
margin = margin(b = 15)),
                 plot.caption = element_text(size = 11, color = "grey60",
hjust = 0),
                 plot.caption.position = "plot") +
  theme(panel.grid.major = element_line(linetype = 3, linewidth = 0.6),
        panel.grid.minor = element_blank(),
        panel.background = element_rect(fill = "#f7f7f7", color =
"transparent")) +
  theme(axis.title = element_text(size = 14, hjust = 1, color = "grey30",
face = "bold"),
        axis.title.x = element_text(margin = margin(t = 15)),
        axis.title.y = element_text(margin = margin(r = 15)),
        axis.text = element_text(size = 12),
        axis.text.x = element_text(angle = 0, hjust = 0.5, vjust = 0.5)) +
  theme(legend.position = "right",
        legend.title = element_text(face = "bold"),
        legend.text = element_text(size = 12))
```

Primera simulación

Parámetros para la primera simulación

```
# Establecer número semilla de la primera simulación (n = 30) ----
set.seed(3110)

# Parámetros de la primera simulación ----
n_simulaciones <- 1000   # Número de simulaciones
tam_muestra <- 30        # Tamaño de cada muestra
media_real <- 50         # Media real de la población
sd_real <- 10            # Desviación estándar real de la población
nivel_confianza <- 0.95  # Nivel de confianza para el intervalo
```

Función para calcular los intervalos de confianza

```
calcular_ic <- function(muestra, nivel_confianza) {
  media_muestra <- mean(muestra)
  error_estandar <- sd(muestra) / sqrt(length(muestra))
  error_margen <- qnorm(1 - (1 - nivel_confianza) / 2) * error_estandar
  c(media_muestra - error_margen, media_muestra + error_margen)
}
```

Simulación Monte Carlo

```
resultados <- replicate(n_simulaciones, {
  muestra <- rnorm(tam_muestra, media_real, sd_real)
  calcular_ic(muestra, nivel_confianza)
})
```

Crear un dataframe para ggplot

```
df <- data.frame(
  Simulacion = 1:n_simulaciones,
  Media_Muestra = rowMeans(resultados),
  Limite_Inferior = resultados[1, ],
  Limite_Superior = resultados[2, ],
  Contiene_Media = (resultados[1, ] <= media_real & resultados[2, ] >= media_
real)
)
```

Gráfica con ggplot2

```
ggplot(df, aes(x = Simulacion)) +
  geom_point(aes(y = Media_Muestra, color = Contiene_Media), size = 1, alpha
= 0.05) +
  geom_errorbar(aes(ymin = Limite_Inferior, ymax = Limite_Superior, color =
Contiene_Media), linewidth = 1.2, alpha = 0.75) +
  scale_color_manual(values = c("TRUE" = "black", "FALSE" = "red")) +
  geom_hline(yintercept = media_real, linetype = "dashed", color = "blue",
linewidth = 1.1) +
  scale_x_continuous(breaks = seq(100, 1000, 100), expand = c(0,0), labels =
comma) +
  theme_minimal() +
  labs(title = "Intervalos al 95% de confianza en la simulación Monte Carlo",
       subtitle = "n = 30. Porcentaje de intervalos que contienen la media
poblacional: 93.8%",
       x = "Simulación",
       y = "Intervalo de Confianza",
       caption = "Fuente: Elaboración propia.") +
  guides(color = FALSE) +
  mi_tema +
  theme(axis.text.x = element_text(hjust = 1))
```

Conteo de intervalos

```
df %>%
  count(Contiene_Media)

##   Contiene_Media   n
## 1          FALSE  62
## 2           TRUE 938
```

Guardar la gráfica 1

```
ggsave(filename = "Intervalos de confianza1 n30.jpeg",
```

```
       width = 16,
       height = 9,
       dpi = 300)
```

Segunda simulación

Parámetros para la segunda simulación

```
# Establecer número semilla de la segunda simulación (n = 300) ----
set.seed(3110)

# Parámetros de la segunda simulación ----
n_simulaciones <- 1000   # Número de simulaciones
tam_muestra <- 300       # Tamaño de cada muestra
media_real <- 50         # Media real de la población
sd_real <- 10            # Desviación estándar real de la población
nivel_confianza <- 0.95  # Nivel de confianza para el intervalo
```

Función para calcular los intervalos de confianza

```
calcular_ic <- function(muestra, nivel_confianza) {
  media_muestra <- mean(muestra)
  error_estandar <- sd(muestra) / sqrt(length(muestra))
  error_margen <- qnorm(1 - (1 - nivel_confianza) / 2) * error_estandar
  c(media_muestra - error_margen, media_muestra + error_margen)
}
```

Simulación Monte Carlo

```
resultados <- replicate(n_simulaciones, {
  muestra <- rnorm(tam_muestra, media_real, sd_real)
  calcular_ic(muestra, nivel_confianza)
})
```

Crear un dataframe para ggplot

```
df <- data.frame(
  Simulacion = 1:n_simulaciones,
  Media_Muestra = rowMeans(resultados),
  Limite_Inferior = resultados[1, ],
  Limite_Superior = resultados[2, ],
  Contiene_Media = (resultados[1, ] <= media_real & resultados[2, ] >= media_
real)
)
```

Gráfica con ggplot2

```
ggplot(df, aes(x = Simulacion)) +
  geom_point(aes(y = Media_Muestra, color = Contiene_Media), size = 1, alpha
= 0.05) +
  geom_errorbar(aes(ymin = Limite_Inferior, ymax = Limite_Superior, color =
Contiene_Media), linewidth = 1.2, alpha = 0.75) +
  scale_color_manual(values = c("TRUE" = "black", "FALSE" = "red")) +
  geom_hline(yintercept = media_real, linetype = "dashed", color = "blue",
linewidth = 1.1) +
  scale_x_continuous(breaks = seq(100, 1000, 100), expand = c(0,0), labels =
comma) +
  theme_minimal() +
  labs(title = "Intervalos al 95% de confianza en la simulación Monte Carlo",
       subtitle = "n = 300. Porcentaje de intervalos que contienen la media
poblacional: 94.9%",
       x = "Simulación",
       y = "Intervalo de Confianza",
```

```
       caption = "Fuente: Elaboración propia.") +
  guides(color = FALSE) +
  mi_tema +
  theme(axis.text.x = element_text(hjust = 1))
```

Conteo de intervalos

```
df %>%
  count(Contiene_Media)

##   Contiene_Media   n
## 1          FALSE  51
## 2           TRUE 949
```

Guardar la gráfica 2

```
ggsave(filename = "Intervalos de confianza2 n300.jpeg",
       width = 16,
       height = 9,
       dpi = 300)
```

Tercera simulación

Parámetros para la tercera simulación

```
# Establecer número semilla de la tercera simulación (n = 3000) ----
set.seed(3110)

# Parámetros de la primera simulación ----
n_simulaciones <- 1000   # Número de simulaciones
tam_muestra <- 3000      # Tamaño de cada muestra
media_real <- 50         # Media real de la población
sd_real <- 10            # Desviación estándar real de la población
nivel_confianza <- 0.95  # Nivel de confianza para el intervalo
```

Función para calcular los intervalos de confianza

```
calcular_ic <- function(muestra, nivel_confianza) {
  media_muestra <- mean(muestra)
  error_estandar <- sd(muestra) / sqrt(length(muestra))
  error_margen <- qnorm(1 - (1 - nivel_confianza) / 2) * error_estandar
  c(media_muestra - error_margen, media_muestra + error_margen)
}
```

Simulación Monte Carlo

```
resultados <- replicate(n_simulaciones, {
  muestra <- rnorm(tam_muestra, media_real, sd_real)
  calcular_ic(muestra, nivel_confianza)
})
```

Crear un dataframe para ggplot

```
df <- data.frame(
  Simulacion = 1:n_simulaciones,
  Media_Muestra = rowMeans(resultados),
  Limite_Inferior = resultados[1, ],
  Limite_Superior = resultados[2, ],
  Contiene_Media = (resultados[1, ] <= media_real & resultados[2, ] >= media_
real)
)
```

Gráfica con ggplot2

```
ggplot(df, aes(x = Simulacion)) +
  geom_point(aes(y = Media_Muestra, color = Contiene_Media), size = 1, alpha
= 0.05) +
  geom_errorbar(aes(ymin = Limite_Inferior, ymax = Limite_Superior, color =
Contiene_Media), linewidth = 1.2, alpha = 0.75) +
  scale_color_manual(values = c("TRUE" = "black", "FALSE" = "red")) +
  geom_hline(yintercept = media_real, linetype = "dashed", color = "blue",
linewidth = 1.1) +
  scale_x_continuous(breaks = seq(100, 1000, 100), expand = c(0,0), labels =
comma) +
  theme_minimal() +
  labs(title = "Intervalos al 95% de confianza en la simulación Monte Carlo",
       subtitle = "n = 3,000. Porcentaje de intervalos que contienen la media
poblacional: 96%",
       x = "Simulación",
       y = "Intervalo de Confianza",
       caption = "Fuente: Elaboración propia.") +
  guides(color = FALSE) +
  mi_tema +
  theme(axis.text.x = element_text(hjust = 1))
```

Conteo de intervalos

```
df %>%
  count(Contiene_Media)

##   Contiene_Media   n
## 1          FALSE  40
## 2           TRUE 960
```

Guardar la gráfica 3

```
ggsave(filename = "Intervalos de confianza3 n3000.jpeg",
       width = 16,
       height = 9,
       dpi = 300)
```