
Resumen de trabajo de tesis

Comparación de desempeño de diseños muestrales para estudios de evaluación y seguimiento de participación comunitaria en salud mental a través de simulación estadística

JAVIER VERA BRAVO*

GRADUADO DE MAGÍSTER EN BIOESTADÍSTICA, ESCUELA DE SALUD PÚBLICA
FACULTAD DE MEDICINA, UNIVERSIDAD DE CHILE

Este trabajo comparó cuatro diseños de muestreo probabilístico para evaluar la participación comunitaria en salud mental (PCSM) en establecimientos públicos de salud en Chile. Este análisis busca proporcionar herramientas metodológicas para optimizar la recolección de datos en programas de salud pública, facilitando una evaluación más representativa y eficiente de actividades clave como las reuniones del Programa de Acompañamiento Psicosocial. Los datos secundarios de las series REM¹ (2021-2023) fueron analizados a través de simulaciones en dos escenarios clave: un mes con variabilidad promedio (mes 17) y otro con alta variabilidad (mes 28). Los criterios de comparación incluyeron Error Cuadrático Medio (ECM), varianza, sesgo y efecto de diseño, ponderados posteriormente en un proceso de análisis jerárquico (AHP por sus siglas en inglés: *Hierarchy Analysis Process*) multicriterio.

El AHP multicriterio se utilizó para ponderar criterios clave de evaluación de los diseños de muestreo, asignando pesos del 35 % al ECM, 25 % al sesgo y varianza, y 15 % al efecto de diseño. Este enfoque permitió calcular una puntuación total compuesta para comparar los diseños en distintos escenarios de variabilidad. La metodología AHP, descrita por Saaty (2008), destaca por su capacidad para integrar múltiples dimensiones de evaluación, mientras que Singh (2003) resalta su utilidad en contextos donde las decisiones deben basarse en datos heterogéneos.

El diseño aleatorio simple presentó limitaciones significativas en ambos escenarios. Aunque su simplicidad facilitó la implementación, este diseño mostró altos valores de ECM y varianza. Esto evidenció su incapacidad para capturar adecuadamente la heterogeneidad de los datos, especialmente en escenarios de alta variabilidad.

Por otro lado, el diseño por conglomerados, que seleccionó comunas como unidades primarias, simplificó la logística de recolección de datos pero presentó un efecto de diseño elevado debido a la correlación intraclase dentro de los conglomerados seleccionados. Esto incrementó considerablemente la varianza y el ECM, especialmente en el mes de alta variabilidad.

El efecto de diseño se calculó como la razón entre la varianza de un diseño complejo y la varianza obtenida bajo un muestreo aleatorio simple, siguiendo las recomendaciones de Cochran (1977). Este indicador mostró valores elevados en el diseño por conglomerados, lo que evidenció la correlación intraclase dentro de las comunas seleccionadas. Sin embargo, los diseños multietápicos lograron reducir el impacto del efecto de diseño al incorporar la estratificación jerárquica, como lo sugieren Mehta & Mandowara (2012) en su análisis de poblaciones heterogéneas.

El diseño estratificado, evaluado en sus variantes de asignación proporcional y óptima de Neyman, logró un mejor desempeño en términos generales. Este diseño redujo la varianza intraestrato y capturó patrones poblacionales relevantes al estratificar por nivel de atención y tipo de establecimiento. Sin embargo, su rendimiento disminuyó en escenarios de alta variabilidad, donde los diseños multietápicos mostraron mayor robustez.

El diseño multietápico, que combinó la estratificación por región y la selección de comunas como conglomerados, destacó como el mejor método general. Este diseño logró un balance adecuado entre ECM, varianza y efecto de diseño, alcanzando la mejor puntuación total en el análisis multicriterio (5.03). En escenarios de alta variabilidad (mes 28), el diseño multietápico manejó la dispersión de los datos de manera efectiva, logrando distribuciones más estables en comparación con otros métodos.

El tamaño de muestra fue un factor crítico en la reducción de la varianza y el ECM en diseños multietápicos. Simulaciones realizadas con tamaños de muestra de 100 y 200 unidades mostraron que el aumento del tamaño mejora la estabilidad de las estimaciones, como lo señalan Groves et al. (2009). En este estudio, las variantes de asignación proporcional y óptima de Neyman demostraron que ajustar el tamaño de muestra a la variabilidad interna de los estratos es esencial para maximizar la precisión.

A partir de los hallazgos, se observa que los diseños de muestreo multietápico demostraron ser los más

*javerab@gmail.com

¹Resúmenes Estadísticos Mensuales del Ministerio de Salud, disponibles en <https://reportesrem.minsal.cl/>.

adecuados según los criterios evaluados. Sin embargo, una reflexión adicional posterior sugiere que incorporar un análisis gráfico de las distribuciones generadas por las simulaciones podría añadir un criterio valioso para futuras evaluaciones. El uso de herramientas gráficas no solo facilita la interpretación de patrones complejos en datos multivariados, sino que también puede informar ajustes metodológicos más precisos para mejorar la representatividad de los resultados. Aunque no se consideró en el presente estudio, esta perspectiva surge al identificar que, en varios escenarios de simulación, las distribuciones de las estimaciones mostraron patrones de multimodalidad (ver Figura 1). Estudios como el de Avery et al. (2024) demuestran cómo herramientas gráficas avanzadas pueden facilitar la interpretación de patrones complejos en datos multivariados.

La multimodalidad observada puede reflejar características heterogéneas subyacentes de la población que no fueron completamente captadas por los diseños de muestreo utilizados. Este hallazgo es particularmente relevante para la planificación de programas de salud mental, ya que permite identificar dinámicas complejas en las comunidades atendidas, guiando el ajuste de criterios de agrupamiento o segmentación para mejorar la representatividad y efectividad de las intervenciones. Incorporar análisis gráficos permitiría visualizar de manera más intuitiva estas dinámicas y podría orientar ajustes en los criterios de agrupamiento de los establecimientos para mejorar la estabilidad de las estimaciones. Este enfoque está alineado con el trabajo de Wang et al. (2024), que utiliza métricas basadas en varianza y covarianza para entender la estructura de las distribuciones y guiar decisiones más informadas.

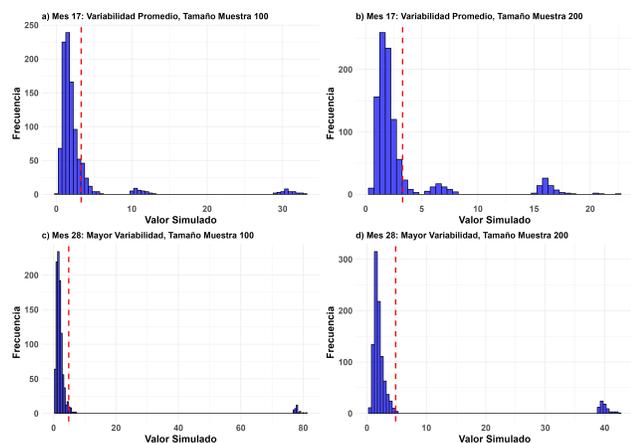


Figura 1: Distribución de datos simulados en distintos escenarios. Superior izquierda: alta variabilidad (mes 28), tamaño 100; superior derecha: variabilidad promedio (mes 17), tamaño 100; inferior izquierda: alta variabilidad (mes 28), tamaño 200; inferior derecha: variabilidad promedio (mes 17), tamaño 200.

Este proyecto, por tanto, refuerza la relevancia del diseño multietápico para contextos de alta variabilidad y del diseño estratificado para escenarios más homo-

géneos. Sin embargo, sugiere también la necesidad de expandir los criterios de evaluación hacia aspectos gráficos y visuales, mejorando así la capacidad de identificar y ajustar dinámicas no evidentes en las simulaciones. Estos enfoques no solo complementan los análisis cuantitativos tradicionales, sino que también incrementan la transparencia y accesibilidad de los resultados, facilitando su aplicación práctica en la planificación de políticas y programas de salud pública. En este sentido, la aplicación de enfoques gráficos como los propuestos por Avery et al. (2024) y la incorporación de análisis basados en varianza alineada como en Wang et al. (2024) podrían fortalecer los criterios de evaluación en futuros estudios.

Información adicional

Directora: Prof. Sandra Flores Alvarado. Programa de Bioestadística, Escuela de Salud Pública, Universidad de Chile.

Codirector: Prof. Esteban Encina Zúñiga. Programa de Salud Mental, Escuela de Salud Pública, Universidad de Chile.

Fecha de la graduación: 4 de noviembre de 2024.

Referencias

- Avery, P., Jhaveri, S., Kumar, A., Zhang, X., Xin, H. L., Yan, H., Huang, X., Xu, W., & Mueller, K. (2024). Multivariate volume data: Achieving deeper insight through multivariate volume rendering and machine-guided exploration. *Microscopy and Microanalysis*, 30(1), 2201-2203. <https://doi.org/10.1093/mam/ozae044.1093>
- Cochran, W. G. (1977). *Sampling Techniques* (3rd). John Wiley & Sons.
- Groves, R. M., Fowler, F. J., Couper, M. P., Lepkowski, J. M., Singer, E., & Tourangeau, R. (2009). *Survey methodology* (2nd). John Wiley & Sons.
- Mehta, S., & Mandowara, V. L. (2012). An Optimum Stratification For Stratified Cluster Sampling Design When Clusters Are of Varying Sizes. *International Journal of Scientific & Technology Research*, 1(9), 74-79.
- Saaty, T. L. (2008). Decision making with the analytic hierarchy process. *International Journal of Services Sciences*, 1(1), 83-98. <https://doi.org/10.1504/IJSSCI.2008.017590>
- Singh, S. (2003). *Advanced sampling theory with applications*. Springer.
- Wang, Y., Chen, Y., Yan, W., Jamieson, K., & Du, S. S. (2024). Variance Alignment Score: A Simple But Tough-to-Beat Data Selection Method for Multimodal Contrastive Learning. <https://arxiv.org/abs/2402.02055>