

1403

# Evaluación de un modelo espacial bayesiano frente a errores en covariables: un estudio de simulación

Vallejos F. 1, Medina F. 2

1 Unidad de Medicina Reproductiva, Facultad de Medicina Clínica Alemana Universidad del Desarrollo ([fda.vallejos@gmail.com](mailto:fda.vallejos@gmail.com)).

2 Académico Profesor Asistente del Instituto de Salud Poblacional de la Universidad de Chile, e Investigador Asociado del Centro para la Prevención y el Control del Cáncer (CECAN).

Palabras clave: Besag-York-Mollie model, Errors in variables, Small area estimation

## Introducción

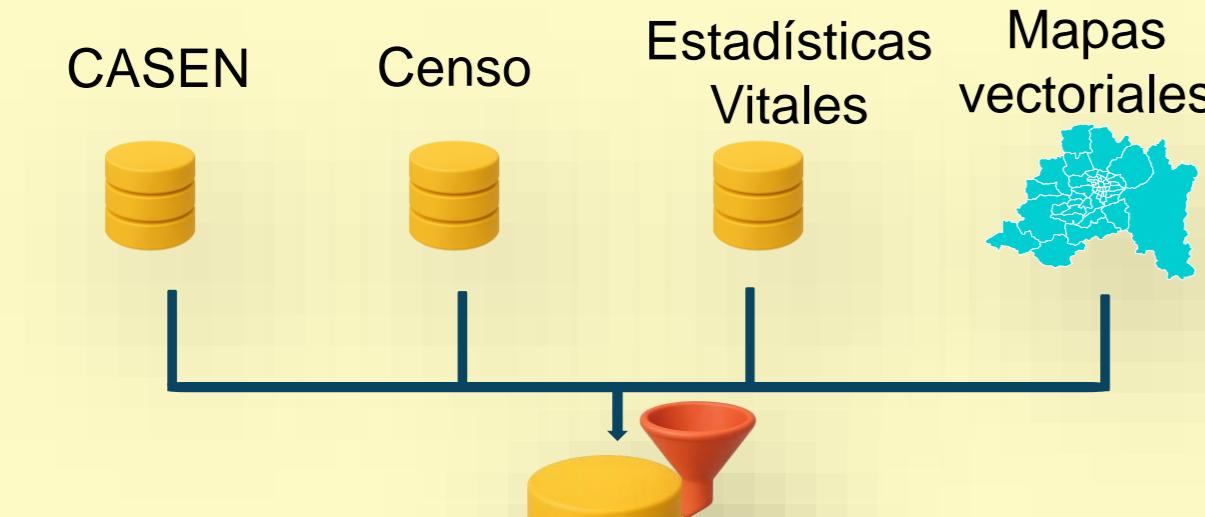
Mediante un modelo espacial bayesiano como el modelo Besag-York-Mollie, es posible estimar el riesgo relativo (RR) en áreas pequeñas incorporando explícitamente la autocorrelación espacial en el análisis. Como metodología de estimación en áreas pequeñas permite reducir la variabilidad de las estimaciones en áreas con escasa información, generando un suavizado espacial en las estimaciones [2].

Aunque este modelo se ha convertido en una herramienta ampliamente utilizada en epidemiología espacial y estimación en áreas pequeñas, existe escasa evidencia sobre cómo el error de medición en las covariables puede afectar la estimación del RR. Este trabajo tiene como objetivo evaluar el desempeño del modelo BYM en cuanto a la estimación del RR en el contexto de error en las covariables, mediante un estudio de simulación basado en un conjunto de datos real. El conjunto de datos corresponde a la Región Metropolitana y explora la distribución espacial de la postergación de la maternidad [1], definida como primiparidad a los 35 años o más. Las covariables analizadas fueron el nivel educacional (covariable 1) y el estado civil (covariable 2), ambas medidas a nivel comunal.

## Materiales y Métodos

### Unión y preprocesamiento de datos

Integración de bases de datos de algunos repositorios nacionales del año 2017



Ajuste de modelo BYM para estimar el riesgo relativo de postergación de la maternidad en la Región Metropolitana

Modelo BYM

$$\begin{cases} y_i \sim \text{Poisson}(E_i \theta_i) \\ \log(\theta_i) = \beta_0 + \beta_1 x + u_i^* + v_i^{**} \end{cases}$$

$u_i^*$ : Variabilidad espacialmente estructurada  
 $v_i^{**}$ : Variabilidad no espacialmente estructurada

### Diseño de escenarios de simulación

Nivel de error covariable 2			
Nivel de error covariable 1	0	0.002	0.005
0	Escenario 1	Escenario 2	Escenario 3
4	Escenario 4	Escenario 5	Escenario 6
6	Escenario 7	Escenario 8	Escenario 9

error.simulado ~ Normal (0, (nivel de error de la covariable))  
Mediante una simulación en paralelo se generan 5.000 conjuntos de datos para cada escenario (45.000 conjuntos de datos en total). A cada covariable se le incorpora un error aleatorio de acuerdo a cada escenario de simulación. Y a cada conjunto de datos se le ajusta un modelo BYM2 [4].

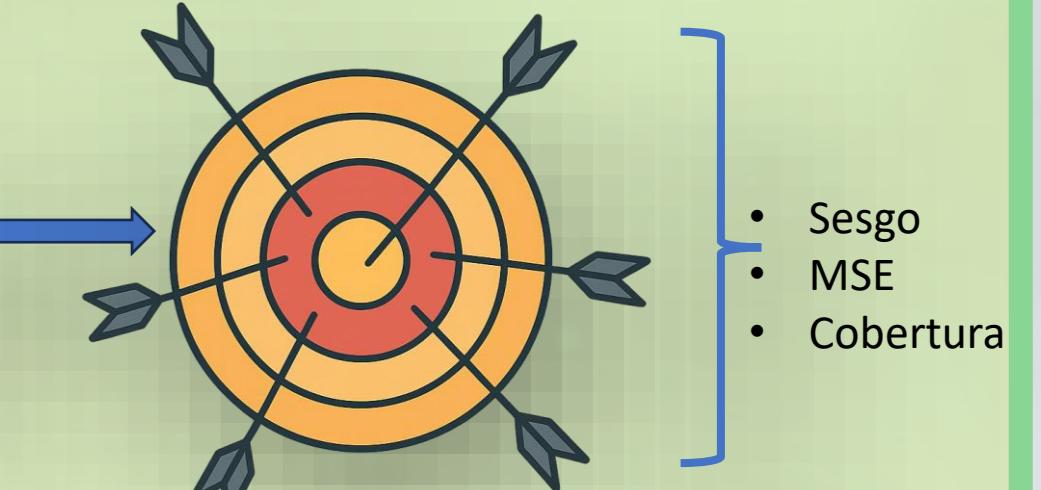
Simulación basada en metodología ADEMP [3].

### Variabilidad de los parámetros y desempeño del modelo por escenario.

Estimación de RR en conjunto de datos real

Comparación

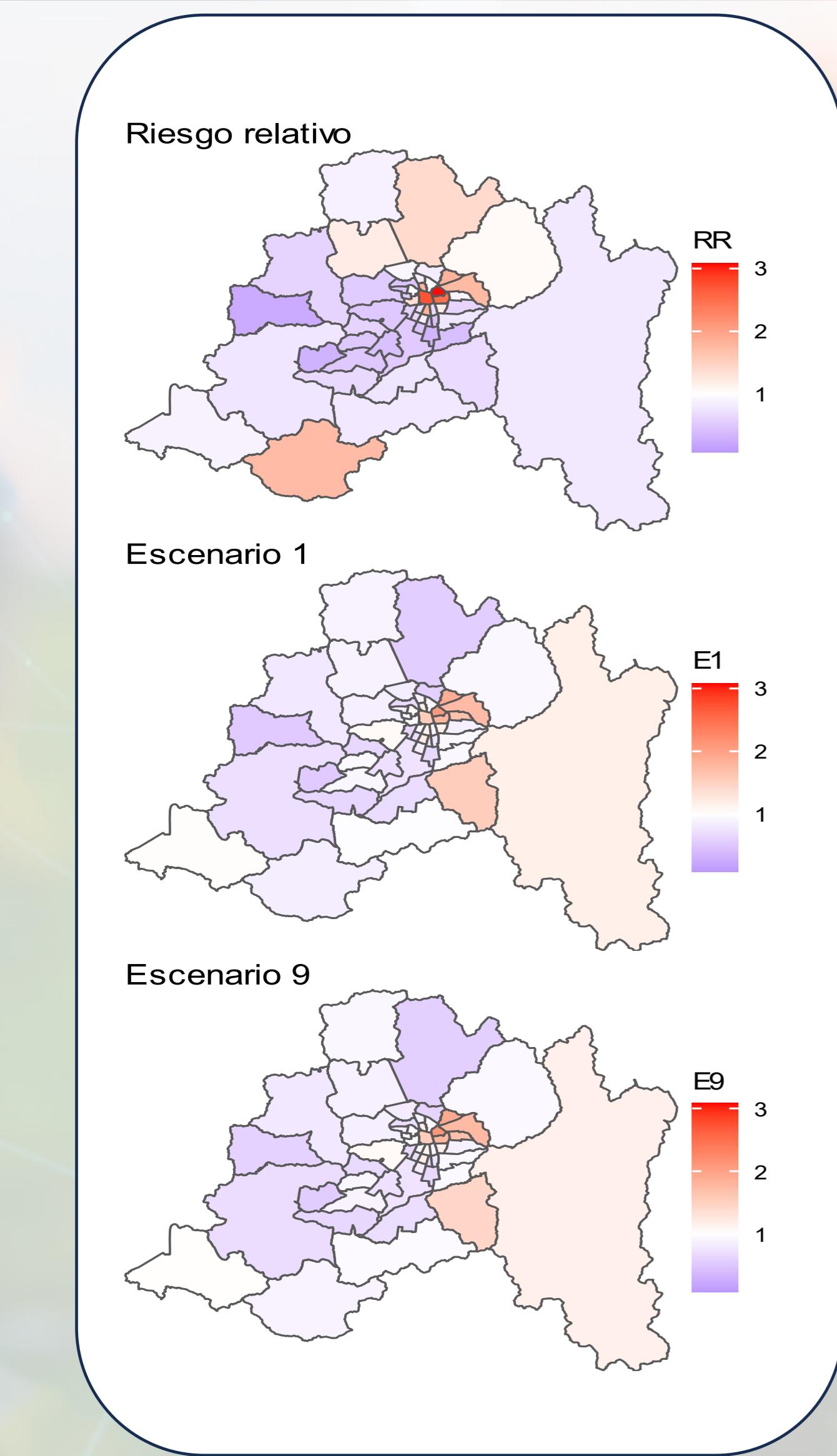
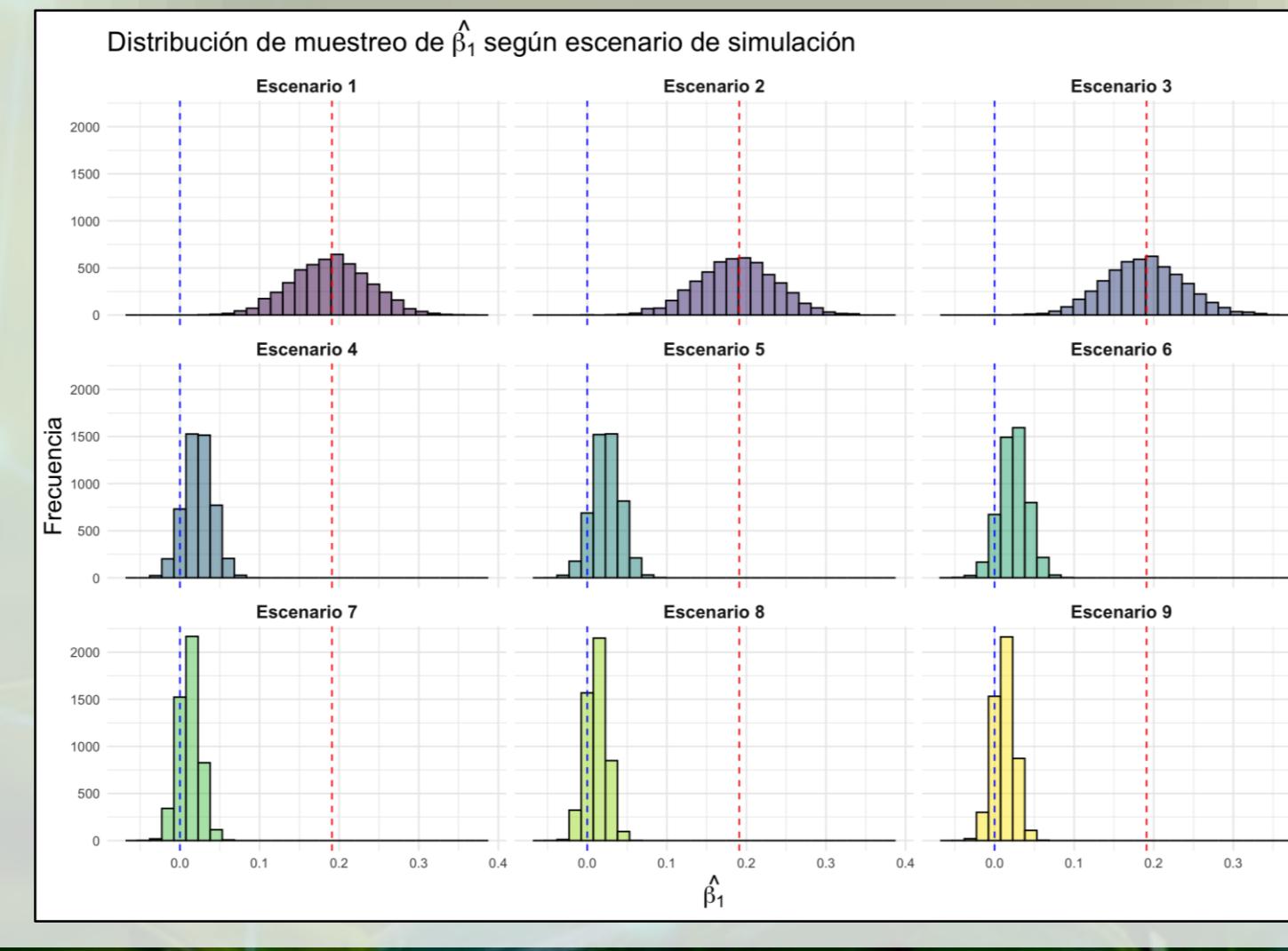
Estimación de RR en conjunto de datos simulado



## Resultados

Tabla de promedios de estimaciones de los parámetros del modelo (n = 5.000 simulaciones por escenario).

Escenario	$\beta_0$	$\beta_1$	$\beta_2$	$\tau$	$\phi$
Escenario 1	-2.62	0.19	0.66	4.34	0.614
Escenario 2	-2.61	0.19	0.65	4.34	0.614
Escenario 3	-2.61	0.19	0.65	4.34	0.617
Escenario 4	-0.59	0.02	0.17	3.24	0.624
Escenario 5	-0.59	0.02	0.17	3.25	0.619
Escenario 6	-0.60	0.02	0.17	3.24	0.620
Escenario 7	-0.45	0.01	0.13	3.19	0.629
Escenario 8	-0.45	0.01	0.13	3.20	0.629
Escenario 9	-0.46	0.01	0.14	3.18	0.630
Escenario Real	<b>-2.65</b>	<b>0.19</b>	<b>0.65</b>	<b>5.58</b>	<b>0.572</b>



## Referencias

- Fuentes, A., Sequera, K., & Tapia, A. (2019). Niveles socioeconómicos bajo y medio bajo comienzan a postergar la maternidad en Santiago de Chile. Revista médica de Chile, 147(2), 168-172.
- Moraga, P. (2019). Geospatial health data: Modeling and visualization with R-INLA and shiny. Chapman and Hall/CRC.
- Morris, T. P., White, I. R., & Crowther, M. J. (2019). Using simulation studies to evaluate statistical methods. Statistics in medicine, 38(11), 2074-2102.
- Simpson, D., Rue, H., Riebler, A., Martins, T. G., & Sørbye, S. H. (2017). Penalising model component complexity: A principled, practical approach to constructing priors.

ORGANIZAN



AUSPICIAN

