

Prediction of the Ambient Air Pollution due to SO₂ in the Bay of Quintero, Chile

Cristián Collao, BSc¹, and Carola Blazquez, PhD¹

¹Universidad Andres Bello, Chile, c.collaoaguilar@uandresbello.edu, cblazquez@unab.cl

Abstract- Ambient air pollution causes serious health problems and premature death in people. Spatial interpolation methods have been widely used to estimate the exposure of contaminants. In this study, spatial interpolation methods (inverse distance weighted, IDW and Ordinary Kriging) were employed to predict SO₂ concentrations in the Bay of Quintero, Chile. Overall, the results suggest that there is uniform spatial distribution for low SO₂ concentrations and an evident spatial variability for high SO₂ concentrations. Spatial differences exist for high values of SO₂ measurements, indicating that the south-east zone of the Bay of Quintero has a larger exposure of the SO₂ contaminant. When comparing interpolation methods, Ordinary Kriging present better performance than IDW. The results of this study may help support authorities and policymakers in the implementation of environmental actions to reduce ambient air pollution in the studied zone.

Keywords-Sulfur dioxide (SO₂), Ordinary Kriging, Inverse Distance Weighted, Ambient air pollution, Puchuncaví-Ventanas,

Digital Object Identifier (DOI):

<http://dx.doi.org/10.18687/LACCEI2022.1.1.26>

ISBN: 978-628-95207-0-5 **ISSN:** 2414-6390

Predicción de la Contaminación Ambiental por SO₂ en la Bahía de Quintero, Chile

Cristián Collao, BSc¹, and Carola Blazquez, PhD¹

¹Universidad Andres Bello, Chile, c.collaoaguilar@uandresbello.edu, cblazquez@unab.cl

Resumen—La contaminación ambiental causa serios problemas de salud y la muerte prematura de las personas. Los métodos de interpolación espacial han sido utilizados ampliamente para estimar la exposición de contaminantes. En este estudio, se usaron los métodos de interpolación espacial (ponderación de distancia inversa, IDW y Kriging Ordinario) para predecir concentraciones del dióxido de azufre (SO₂) en la Bahía de Quintero, Chile. En general, los resultados sugieren una distribución espacial uniforme para concentraciones bajas de SO₂ y una variabilidad espacial evidente para concentraciones altas de SO₂. Existen diferencias espaciales para mediciones con altos valores de SO₂, indicando que la zona sur-poniente de la Bahía de Quintero tiene mayor exposición del contaminante SO₂. Al comparar los métodos de interpolación, Kriging Ordinario presenta mejor desempeño que el método IDW. Los resultados de este estudio pueden apoyar a las autoridades y legisladores en la implementación de acciones ambientales para reducir la contaminación ambiental en la zona estudiada.

Keywords— Dióxido de azufre (SO₂), Kriging Ordinario, Distancia Inversa Ponderada, Contaminación ambiental, Puchuncaví-Ventanas, Chile

I. INTRODUCCIÓN

Según la Organización Mundial de la Salud, se estima que cerca de 7 millones de personas mueren todos los años a nivel mundial como consecuencia de la contaminación ambiental [1]. Además, se estima que la contaminación ambiental será la primera causa de muerte prematura en el mundo en el año 2050 [2]. El dióxido de azufre (SO₂) es un gas de efecto invernadero indirecto y uno de los principales contaminantes generado durante el proceso de combustión y quema de carbón en las industrias y las centrales termoeléctricas que ocasiona efectos dañinos a la salud tales como dificultad para respirar, inflamación de las vías respiratorias, muertes prematuras en personas con enfermedades cardíacas o pulmonares, edemas pulmonares, paros cardíacos, etc. [1, 3, 4].

En la Bahía de Quintero en la Región de Valparaíso, que incluye a la comuna de Puchuncaví y el balneario Ventanas, se ubica uno de los parques industriales más importante de Chile, denominado Complejo Industrial Ventanas. Este parque incluye plantas termoeléctricas de carbón, industrias químicas, centros de fundición de cobre, terminales de gas natural, almacenamiento de petróleo, industrias de cemento, entre otras que emiten SO₂ [4, 5, 6].

Hace 50 años que ocurren episodios ambientales con reiteradas emisiones masivas de gases tóxicos y derrames de petróleo y carbón en la Bahía de Quintero, los cuales han

clasificado esta bahía como una zona de sacrificio que afecta aproximadamente a 50 mil personas [7]. Por ejemplo, en el año 2011, hubo intoxicaciones por gases tóxicos de los estudiantes y profesores pertenecientes a la Escuela La Greda que, como consecuencia, dicha escuela tuvo que ser clausurada y reubicada cerca de la comuna de Puchuncaví [8]. Posteriormente, en el año 2018, más de 1.500 niños, niñas y adolescentes con síntomas de intoxicación incluyendo vómitos, tos, problemas respiratorios y taquicardias fueron atendidos en ocho centros médicos de la Región de Valparaíso debido a emanación de gases tóxicos [9]. A pesar de los reclamos y protestas de los habitantes afectados y la implementación de un plan de descontaminación que comenzó en el año 2019 para reducir las emisiones de SO₂ en un 48% [10, 11], una adecuada distribución espacial de las concentraciones de contaminantes ambientales es crucial para estimar la exposición de estos contaminantes en la población. Por lo tanto, el objetivo del presente estudio es estimar las concentraciones de SO₂ en la Bahía de Quintero usando métodos de interpolación espaciales. De esta manera, se aporta en la toma de decisiones de las autoridades y legisladores sobre la prevención y alerta temprana de la contaminación ambiental particularmente en aquellas zonas con altas concentraciones de SO₂.

II. REVISIÓN BIBLIOGRÁFICA

Diversos estudios han estudiado la contaminación ambiental en la zona de sacrificio en la Bahía de Quintero. Por ejemplo, estudios han demostrado que existen diferentes elementos químicos en las muestras recolectadas alrededor del área industrial en los periodos 2007-2009 [12] y 2010-2011 [13]. En otra investigación, [14] estudiaron la exposición metálica que tiene la población debido a la emanación de gases y otros productos generados en el área industrial y concluyeron que existe una significativa contaminación en el suelo de la zona de sacrificio. Por otro lado, los resultados del estudio por [6] mostraron un impacto significativo de la composición química de la lluvia ácida como resultado de las emisiones en el área industrial de la Bahía de Quintero. El trabajo de [4] señala la importancia de los contaminantes locales en la Bahía de Quintero producto del proceso de la fundición y la refinación del cobre y las consecuencias negativas asociados a la salud y medio ambiente. Otros estudios utilizaron técnicas espaciales para identificar la variabilidad espacial de las concentraciones de contaminantes en el área de estudio. Por ejemplo, [15] utilizaron Kriging Universal como herramienta de interpolación geostatística para crear mapas de distribución de cobre y pH en los suelos contaminados del parque industrial en la Bahía de Quintero.

En el estudio desarrollado por [16] también utilizaron Kriging Universal y determinaron que los suelos en la vecindad del parque industrial están contaminados por SO₂.

Existen diferentes estudios que han utilizado las técnicas de interpolación espacial tales como Ponderación de Distancia Inversa (Inverse Distance Weighted, IDW, por sus siglas en inglés) y Kriging para obtener la variabilidad espacial de contaminantes ambientales, como el SO₂ [17, 18, 19, 20, 21]. Por ejemplo, [17] utilizaron IDW y Kriging para estimar la distribución espacial de SO₂ y otros contaminantes ambientales por el uso de combustibles fósiles en Chengdu, China. [18] evaluaron las técnicas IDW y Kriging en la predicción de mediciones de SO₂ y otros contaminantes provenientes de estaciones de monitoreo en la ciudad de México. [19] obtuvieron una representación espacial de los contaminantes SO₂ y NO_x en Sheikhpura, Pakistán usando IDW y Kriging. En el estudio por [20] realizaron una interpolación espacial de SO₂, dióxido de nitrógeno y material particulado en la ciudad de Mumbai, India usando IDW y Kriging. Recientemente, [21] implementaron IDW y Kriging para estimar la exposición de diferentes contaminantes ambientales en Atlanta, Georgia usando datos recolectados durante cinco años. Entre los estudios existentes, no se tiene conocimiento de ninguno que haya implementado ambos métodos de interpolación espacial del contaminante SO₂ en la Bahía de Quintero, como en el presente estudio.

III. DESCRIPCIÓN DE LOS DATOS

Este estudio utilizó las mediciones promedio diarias de SO₂ recolectadas del 2017 al 2020 por las nueve estaciones de monitoreo de la calidad del aire ubicadas en la Bahía de Quintero (Ver Fig. 1). Dichas estaciones son mantenidas y supervisadas por el Sistema de Información Nacional de Calidad del Aire (SINCA).



Fig. 1 Estaciones de monitoreo de la calidad del aire en la zona de sacrificio (Fuente: SINCA)

Todas las estaciones cuentan con un total de 1.273 mediciones de SO₂ durante el periodo del estudio. Previo al cálculo de las estadísticas descriptivas de las mediciones, se eliminaron datos sin mediciones o mediciones con valores igual a cero. Además, se implementó el método de los cuartiles para filtrar aquellos valores atípicos en las mediciones de cada estación que estén sobre o bajo los límites máximos y mínimos usando (1) y (2), respectivamente, donde Q(0,25) corresponde al primer cuartil y Q(0,75) representa el tercer cuartil [22].

$$\text{Límite Máximo: } Q(0,75) + 3(Q(0,75) - Q(0,25)) \quad (1)$$

$$\text{Límite Mínimo: } Q(0,25) - 3(Q(0,75) - Q(0,25)) \quad (2)$$

Finalmente, en la Tabla 1, se muestran el número y los porcentajes de las mediciones de SO₂ utilizados para cada estación de monitoreo. Esta tabla muestra que la mayoría de las estaciones cuentan con más del 95% de los datos iniciales (1.273 mediciones), excepto en la estación de monitoreo Loncura con 83,8%.

TABLA I
MEDICIONES DE SO₂ EN CADA ESTACIÓN DE MONITOREO

Estaciones de Monitoreo	Número de mediciones	Porcentaje
Centro de Quintero	1.218	95,7%
La Greda	1.257	98,7%
Loncura	1.067	83,8%
Los Maitenes	1.261	99,1%
Puchuncaví	1.267	99,5%
Quintero	1.240	97,4%
Estación Sur	1.243	97,6%
Valle Alegre	1.207	94,8%
Ventanas	1.241	97,5%

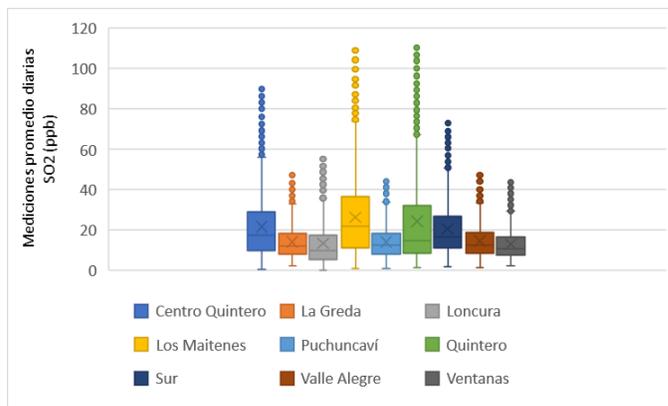


Fig. 2 Distribución del SO₂ por estación de monitoreo

Las estadísticas descriptivas de las mediciones diarias del contaminante SO₂ se muestran en la Fig. 2. Estas cumplen con la nueva normativa chilena del 2018, la cual indica que existe alerta para valores de SO₂ entre 191 y 247 ppb, pre-

emergencia entre 248 y 362 ppb y emergencia para valores superiores a 363 ppb. Además, se observa en esta figura que las estaciones de Centro de Quintero, Los Maitenes y Quintero midieron los valores máximos más altos y mayor dispersión del contaminante SO₂.

A continuación, se separaron las mediciones promedio diarias por año y estación de monitoreo en tres categorías: baja, media y alta, como se observa en la Fig. 3, que son utilizadas en el análisis de interpolación espacial. Para la categoría baja (alta), se consideró el día con el valor promedio más bajo (alto) del contaminante SO₂ entre las estaciones de monitoreo. Para la categoría media, se obtuvo el promedio entre las mediciones diarias durante el periodo del estudio para cada estación.

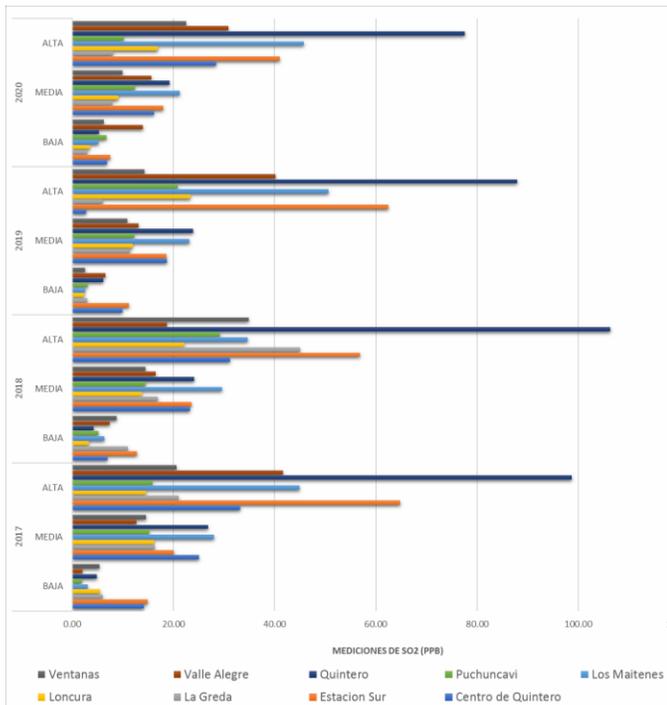


Fig. 3 Promedio de mediciones diarias de SO₂ anuales por estación de monitoreo según categorías baja, media y alta

IV. METODOLOGÍA

A. Método de Ponderación de Distancia Inversa (IDW)

El método de interpolación IDW es un método determinista que interpola un conjunto de puntos muestrales con valores de atributos conocidos y estima en puntos con valores desconocidos. El IDW realiza una ponderación con la distancia inversa para obtener la interpolación, asignándole más peso a los puntos más cercanos en la ubicación a predecir que aquellos puntos más lejanos. El valor desconocido $Z(S_0)$ es calculado usando (1) [23].

$$Z(S_0) = \sum_{i=1}^n W_i Z(S_i) \quad (1)$$

Donde $Z(S_i)$ es el valor medido en la ubicación i , n es el número de valores medidos y W_i representa el peso del valor medido en la ubicación i , el cual está dado por (2).

$$W_i = \frac{\frac{1}{d_i^k}}{\left(\sum_{i=1}^n \frac{1}{d_i^k}\right)} \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (2)$$

Donde d_i es la distancia entre los puntos interpolados y los puntos observados y k es la potencia de la distancia que minimiza el error cuadrático medio de predicción (RMSE, por sus siglas en inglés). En este estudio, se generaron superficies interpoladas con celdas de 100x100 metros de tamaño usando el método IDW, se utilizó un valor de 2 para la potencia k dado el análisis geoestadístico previo que minimiza el RMSE.

B. Método Kriging Ordinario

Kriging es una técnica geoestadística que interpola valores en ubicaciones sin mediciones utilizando ubicaciones con mediciones. Esta técnica tiene la ventaja de estimar errores para mediciones predichas y utiliza correlaciones espaciales (es decir, modelos de semivariograma) para explicar las variaciones en la superficie estimada [24]. Los pesos asociados a cada valor se calculan con el modelo de semivariograma. El Kriging Ordinario utilizado en este estudio asume que la media es constante y desconocida y su expresión general está dada por (2).

$$Z^*(x_0) = \sum_{i=1}^n \lambda_i Z(x_i) \quad (2)$$

Donde $Z^*(x_0)$ es el valor estimado en la ubicación predicha x_0 , λ_i es el coeficiente de peso en la ubicación i , $Z(x_i)$ son los valores medidos en la ubicación i y n es el número de mediciones medidas.

Los pesos asignados a cada valor estimado son calculados con el modelo de semivariograma previo a la implementación del Kriging. Este modelo identifica la distancia a la cual dejan de ser autocorrelacionados los valores, en otras palabras, ya no existe dependencia espacial entre éstos. El modelo de semivariograma se calcula con (3) [25, 26].

$$\gamma(h) = \frac{1}{2N(h)} \sum_{i=1}^{N(h)} \{Z(x_i) - Z(x_i + h)\}^2 \quad (3)$$

Donde $\gamma(h)$ es el valor de la semivarianza experimental a una distancia h , $Z(x_i)$ son los valores medidos en la ubicación i , $Z(x_i + h)$ son los valores medidos en la ubicación i más una distancia h y $N(h)$ es el número total de pares separados por una distancia h . Las interpolaciones fueron realizadas con el software ArcGIS 10.5 y las superficies resultantes se componen de celdas de 100x100 metros de tamaño.

Los valores principales del semivariograma son el nugget, la meseta y la distancia, como se muestra en el ejemplo de la Fig. 4. El nugget es el valor al cual la curva intercepta el eje Y, la meseta es el máximo valor de la curva representando la varianza teórica y la distancia h es el valor a lo largo del eje X al cual se alcanza un cierto umbral [27].

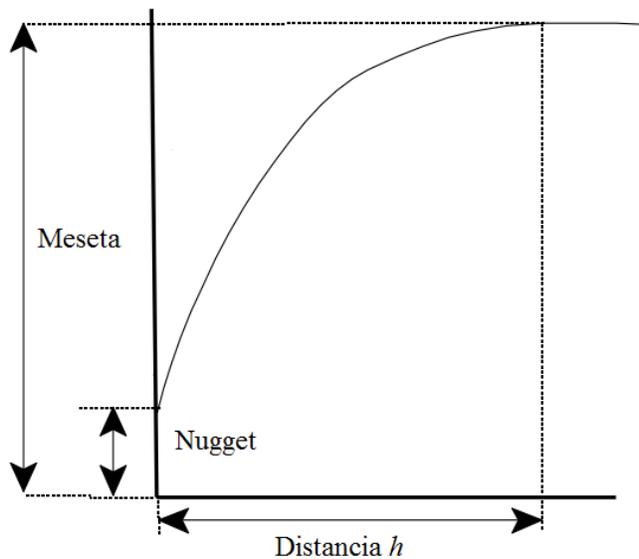


Fig. 4 Ejemplo de un semivariograma y sus componentes (nugget, meseta y distancia) Fuente: Reference [28]

V. RESULTADOS

A. Interpolación IDW

Fig. 5a), 5b) y 5c) muestran los resultados del método de interpolación IDW para los valores bajos, medios y altos, respectivamente, por cada año del estudio. Las zonas de color verde denotan zonas de baja concentración de SO₂, mientras que las zonas de color rojo son zonas con alta concentración de SO₂. Se puede apreciar en la Fig. 5a) que no existe una variación espacial significativa en bajas concentraciones de SO₂ a través del tiempo. En cambio, existe una variabilidad espacial evidente para concentraciones altas de SO₂ (Ver Fig. 5c). En particular, la Bahía de Quintero tiende a percibirse concentraciones más altas de SO₂ donde se ubican el Complejo Industrial Ventanas cerca de las estaciones de monitoreo Quintero y Los Maitenes.

B. Semivariograma

El modelo de semivariograma se escoge en relación a los valores, distancias y pesos de los datos. Según el análisis geoestadístico, la función esférica entrega los mejores resultados de interpolación espacial del SO₂ para el Kriging Ordinario en todos los años del estudio. En la Tabla 2, se observan los valores de los parámetros de los semivariogramas (nugget, meseta y distancia) para cada año. Estos valores son utilizados en el cálculo de las superficies interpoladas para estimar el contaminante SO₂ usando Kriging Ordinario.

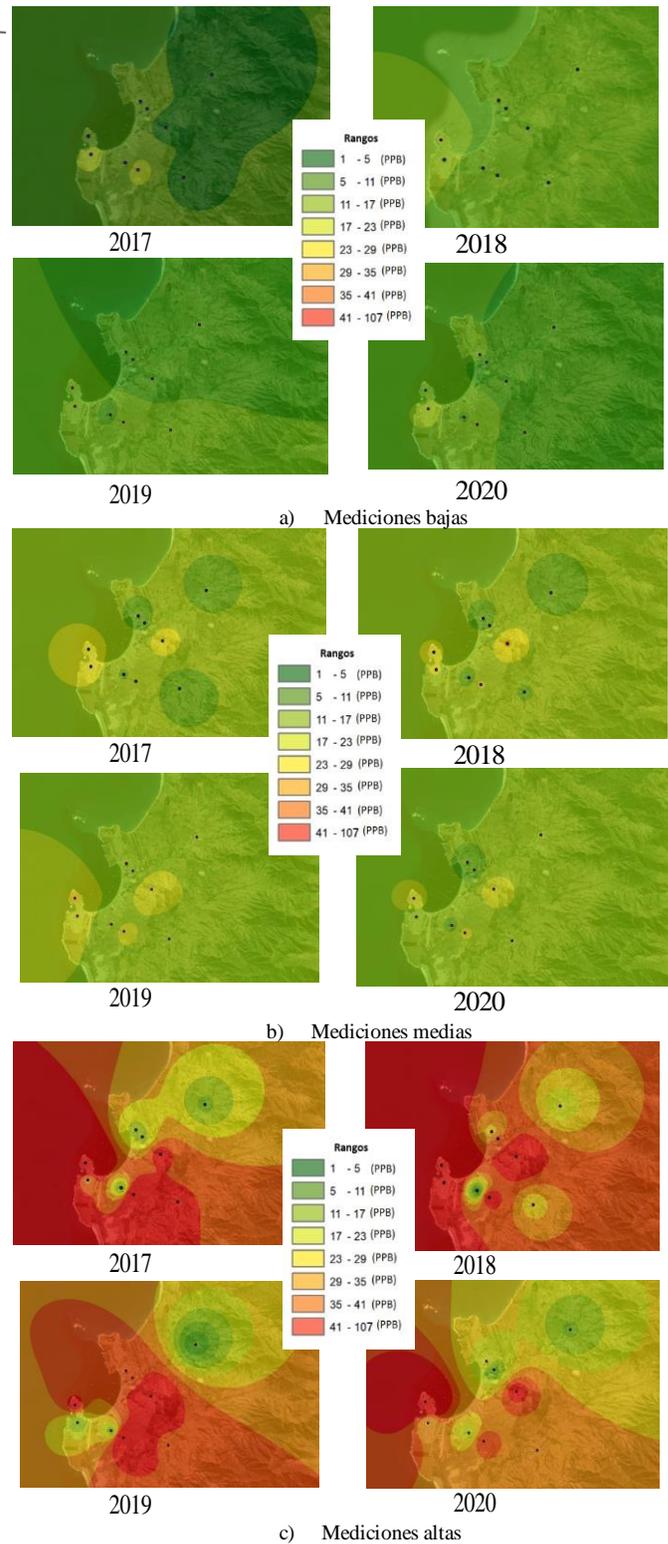


Fig. 5 Resultados de la interpolación por año usando IDW

TABLA II
PARÁMETROS DEL SEMIVARIOGRAMA POR AÑO PARA
CONCENTRACIONES DE SO₂

Parámetros	Concentraciones promedio diarias SO ₂		
	Baja	Media	Alta
2017			
Nugget (m)	0.000	0.000	0.000
Meseta (m)	0.019	0.003	0.006
Distancia (m)	1867	5754	3089
2018			
Nugget (m)	0.000	0.000	0.000
Meseta (m)	0.030	0.002	0.023
Distancia (m)	2053	4807	5881
2019			
Nugget (m)	0.001	0.000	0.000
Meseta (m)	0.021	0.003	0.013
Distancia (m)	7359	4929	1875
2020			
Nugget (m)	0.000	0.000	0.000
Meseta (m)	0.026	0.002	0.002
Distancia (m)	1775	4237	3454

C. Kriging Ordinario

El método Kriging Ordinario tiene el supuesto que los datos deben estar normalizados, por lo tanto, se utilizó la normalización Box-Cox previo a la interpolación con el Kriging Ordinario, similar al trabajo de [29]. De manera similar a los resultados del método IDW, los valores con mediciones bajas del contaminante SO₂ generan superficies homogéneas (Ver Fig. 6a) comparadas con las superficies generadas con las mediciones de SO₂ medias y altas, mostradas en las Fig. 6b) y 6c), respectivamente.

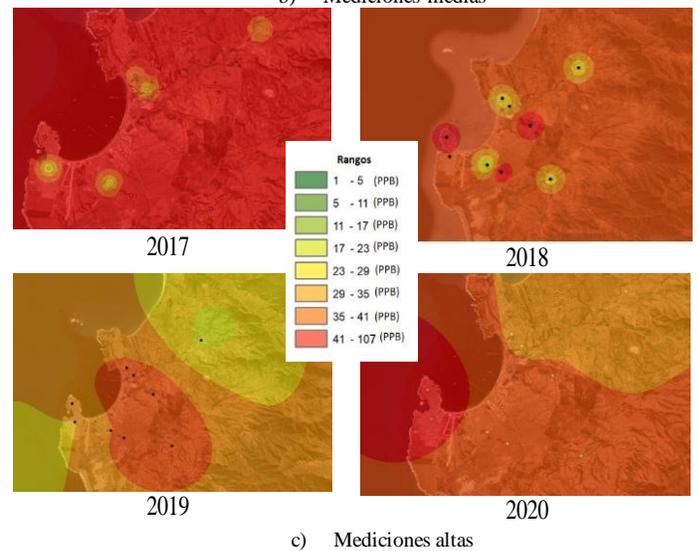
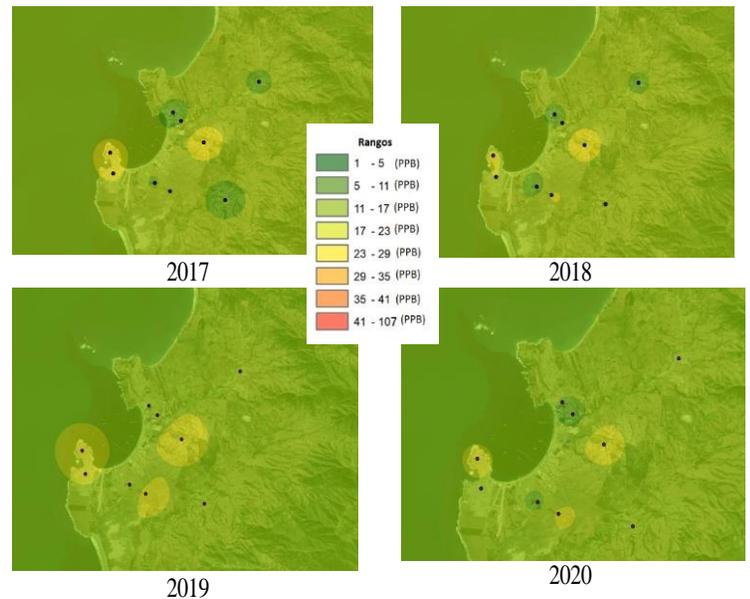
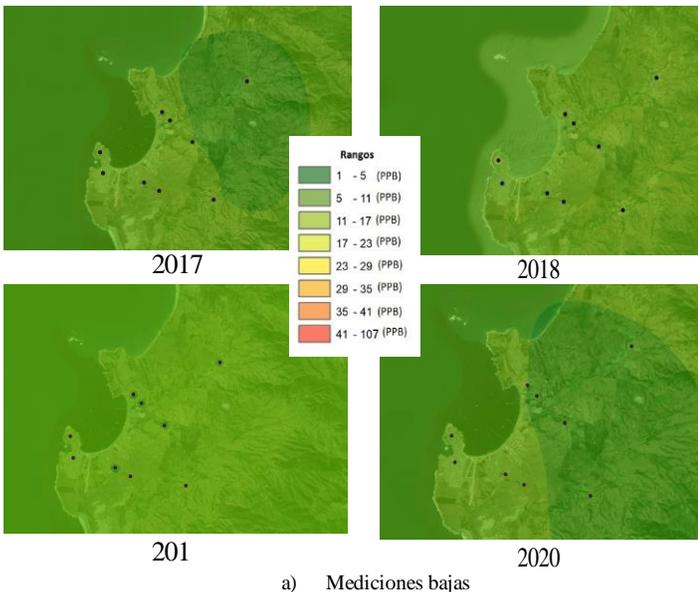


Fig. 6 Resultados de la interpolación por año usando Kriging Ordinario

D. Comparación entre los modelos IDW y Kriging

En la Tabla III, se presentan las estadísticas descriptivas de las superficies interpoladas con mediciones bajas, medias y altas del SO₂ usando los métodos IDW y Kriging Ordinario para cada año del estudio. Esta tabla comprueba la variabilidad en las concentraciones altas de SO₂ mostradas en las Fig. 5 y 6. Además, los valores interpolados para las mediciones bajas y altas de SO₂ tienden a ser superiores con el método Kriging Ordinario que el método IDW y similares para ambos métodos con mediciones medias. En general, el IDW tiende a subestimar las concentraciones de SO₂ cuando se comparan con las mediciones promedio diarias para todas las categorías de la Fig. 3.

TABLA III
ESTADÍSTICAS DESCRIPTIVAS DE LAS SUPERFICIES RESULTANTES DEL
CONTAMINANTE SO₂ PARA IDW Y KRIGING ORDINARIO

	Método de Interpolación					
	IDW			Kriging Ordinario		
	Baja	Media	Alta	Baja	Media	Alta
2017						
Mínimo	4.02	12.73	15.20	1.96	12.67	14.69
Máximo	8.68	27.96	53.49	14.88	28.07	98.59
Promedio estimado	5.89	19.51	27.50	6.19	19.32	39.18
Desviación estándar	0.77	0.85	5.41	1.53	1.79	7.86
2018						
Mínimo	9.89	13.82	18.52	7.40	14.52	0.13
Máximo	11.19	29.48	60.78	17.23	29.78	107.74
Promedio estimado	10.26	19.89	36.86	10.29	19.76	44.07
Desviación estándar	0.04	0.65	1.46	0.85	1.41	11.23
2019						
Mínimo	2.79	10.95	21.29	2.36	10.90	0.01
Máximo	10.16	23.77	40.66	11.20	23.93	65.47
Promedio estimado	5.27	16.28	30.70	5.24	15.95	33.23
Desviación estándar	0.07	0.61	2.97	0.99	1.42	6.09
2020						
Mínimo	3.35	8.07	23.92	0.00	7.91	8.05
Máximo	8.75	21.16	40.44	15.96	21.26	77.54
Promedio estimado	5.49	14.80	31.06	5.52	14.43	30.97
Desviación estándar	0.77	0.49	2.20	1.40	1.03	6.41

TABLA IV
EVALUACIÓN DE LA EXACTITUD DE LA INTERPOLACIÓN DEL
CONTAMINANTE SO₂ CON LOS MÉTODOS IDW Y KRIGING ORDINARIO

Error	Método de Interpolación					
	IDW			Kriging Ordinario		
	Baja	Media	Alta	Baja	Media	Alta
2017						
Error medio absoluto	2.790	0.072	17.716	0.007	0.004	0.038
RMSE	3.437	0.081	23.273	0.010	0.006	0.053
2018						
Error medio absoluto	3.660	0.085	14.871	3.642	0.007	15.504
RMSE	4.192	0.100	19.550	5.104	0.012	20.604
2019						
Error medio absoluto	5.678	0.091	20.011	0.005	0.005	16.533
RMSE	6.455	0.105	25.654	0.008	0.006	21.374
2020						
Error medio absoluto	2.763	0.091	13.762	3.346	0.007	0.030
RMSE	3.947	0.114	16.991	5.654	0.010	0.036

La Tabla IV muestra la validación cruzada implementada para evaluar el desempeño de la interpolación de las mediciones bajas, medias y altas del SO₂ por año con los métodos IDW y Kriging Ordinario. Esta validación fue obtenida utilizando el error medio absoluto y RMSE. El mejor método de interpolación es aquel que entregue los valores más bajos de estos errores. Esta tabla indica que los errores son menores para las superficies interpoladas de SO₂ calculadas con Kriging Ordinario. Por lo tanto, Kriging Ordinario presenta superior comportamiento en la predicción del contaminante SO₂ que el método IDW.

VI. CONCLUSIONES

En el presente estudio, se utilizaron dos métodos de interpolación espacial (IDW y Kriging Ordinario) para predecir el contaminante SO₂ en la Bahía de Quintero en la Región de Valparaíso, Chile durante el periodo 2017-2020. Los resultados muestran superficies con valores estimados para mediciones diarias bajas, medias y altas de SO₂. Las superficies estimadas son relativamente homogéneas para concentraciones bajas de SO₂, en cambio, existe mayor variabilidad espacial para concentraciones altas del contaminante tanto para el IDW como el Kriging Ordinario. Las superficies resultantes sugieren que la zona sur-poniente de la Bahía de Quintero presenta una mayor exposición del SO₂ para las mediciones altas de dicho contaminante. Coincidiendo con otros estudios similares sobre la estimación del contaminante SO₂ [18, 20], se prefiere el uso de Kriging Ordinario ya que predice concentraciones de mejor manera que el IDW dado que los errores calculados son inferiores. El método IDW tiende a subestimar las mediciones promedio diarias de las estaciones de monitoreo del SO₂.

Una de las limitantes de este estudio es que la interpolación del SO₂ fue obtenida utilizando solamente mediciones de las estaciones fijas de la red de monitoreo de la calidad del aire en la zona de estudio sin considerar variables meteorológicas ni las condiciones ambientales. Futuras investigaciones deben utilizar estas variables para estudiar su impacto sobre la predicción espacial y temporal del SO₂. Además, futura investigación debiese incluir la predicción de concentraciones de SO₂ por hora y por día para determinar la variabilidad espacial a unidades temporales más pequeñas.

BIBLIOGRAFÍA

- [1] Organización Mundial de la Salud, OMS, "The new world guidelines of the OMS on air quality to save millions of lives from air pollution." [Online] <https://www.who.int/es/news/item/22-09-2021-new-who-global-air-quality-guidelines-aim-to-save-millions-of-lives-from-air-pollution>
- [2] R. Cesur, E. Tekin, and A. Ulker, "Air pollution and infant mortality: evidence from the expansion of natural gas infrastructure," *The economic journal*, vol. 127, no. 600, pp. 330-62, 2016.
- [3] Centro Nacional del Medio Ambiente, CENMA, "Effects of SO₂ on the Health of People." 2013 [Online] http://planesynormas.mma.gob.cl/archivos/2015/proyectos/VI_Efectos_de_L_SO2_en_la_salud_de_las_personas.pdf
- [4] G. Sturla, "Smelting and refining copper in Chile: The importance of local pollutants." Serie de Documentos de Trabajo. SDT 501. Facultad de Economía y Negocios, Universidad de Chile. 2020.

- [5] P. Bolados, "Preliminary report on socio-environmental conflicts in the Region of Valparaíso." Quinta Región de Valparaíso. 2018. [Online] <https://docplayer.es/93331197-Autora-paola-bolados-garcia-valparaiso-11-de-mayo-de-2018.html>
- [6] F. Cereceda-Balic, M. Gala-Morales, R. Palomo-Marín, X. Fadic, V. Vidal, M. Funes, F. Rueda-Holgado, and E. Pinilla-Gil, "Spatial distribution, sources, and risk assessment of major ions and trace elements in rainwater at Puchuncaví Valley, Chile: The impact of industrial activities." *Atmospheric Pollution Research*, vol. 11, no. 6, pp. 99-109, 2020.
- [7] G. Sandoval, and D. Astudillo, "Quintero and Puchuncaví: the sacrifice zone." 2018. [Online] <https://www.latercera.com/nacional/noticia/quintero-puchuncavi-la-zona-sacrificio/295044/>
- [8] A. Chávez, "The omissions of Codelco Ventanas on the crisis that affected children in La Greda." 2011. [Online] <https://www.ciperchile.cl/2011/08/05/las-omisiones-de-codelco-ventanas-sobre-la-crisis-que-afecto-de-los-ninos-de-la-greda/>
- [9] F. Parra, "A year after the massive intoxications: how students live at the sacrifice zone of Quintero-Puchuncaví" 2019. [Online] <https://www.latercera.com/que-pasa/noticia/a-un-ano-de-las-intoxicaciones-masivas-asi-viven-los-estudiantes-de-quintero-puchuncavi/777492/>
- [10] Ministerio del Medio Ambiente, "The start of a new decontamination plan for Concón, Quintero, and Puchuncaví to reduce 91% of the allowed emissions of companies." 2019. [Online] <https://mma.gob.cl/comienzo-a-regir-nuevo-plan-de-descontaminacion-para-concon-quintero-y-puchuncavi-que-reduce-en-hasta-91-emisiones-permitidas-a-empresas/>
- [11] H. Ramírez, "The landscape does not change: Quintero and Puchuncaví two years after the massive intoxications." 2020. [Online] <https://www.elmostrador.cl/destacado/2020/08/20/el-panorama-que-no-cambia-quintero-y-puchuncavi-a-dos-anos-de-las-intoxicaciones-masivas/>
- [12] S. Parra, M. Bravo, W. Quiroz, T. Moreno, A. Karanasiou, O. Font, V. Vidal, and F. Cereceda, "Distribution of trace elements in particle size fractions for contaminated soils by a copper smelting from different zones of the Puchuncaví Valley (Chile)," *Chemosphere*, vol. 111, pp. 513-521, 2014.
- [13] F. Rueda-Holgado, L. Calvo-Blázquez, F. Cereceda-Balic, E. Pinilla-Gil, "Temporal and spatial variation of trace elements in atmospheric deposition around the industrial area of Puchuncaví-Ventanas (Chile) and its influence on exceedances of lead and cadmium critical loads in soils," *Chemosphere*, vol. 144, pp. 1788-1796, 2016.
- [14] P. Tume, K. Barrueto, M. Olguin, et al. "The influence of the industrial area on the pollution outside its borders: a case study from Quintero and Puchuncaví districts, Chile," *Environmental Geochemistry and Health*, vol. 42, pp. 2557-2572, 2020.
- [15] J. González, A. Neaman, P. Rubio, and A. Cortés, "Spatial distribution of copper and pH in soils affected by intensive industrial activities in Puchuncaví and Quintero, central Chile," *Journal of Soil Science and Plant Nutrition*, vol. 14, no. 4, 2014.
- [16] J. Tapia-Gatica, I. González-Miranda, E. Salgado, M. Bravo, C. Tessini, E. Dovletyarova, A. Paltseva, and A. Neaman, "Advanced determination of the spatial gradient of human health risk and ecological risk from exposure to As, Cu, Pb, and Zn in soils near the Ventanas Industrial Complex (Puchuncaví, Chile)," *Environmental Pollution*, vol. 258, no. 113488, 2020.
- [17] S. Li, S. Song, and X. Fei, "Spatial characteristics of air pollution in the main city area of Chengdu, China," 19th International Conference on Geoinformatics, 2011, pp. 1-410.
- [18] L. Rivera-González, Z. Zhang, B. Sánchez, K. Zhang, D. Brown, L. Rojas-Bracho, A. Osorio-Vargas, F. Vadillo-Ortega, and M. O'Neill, "An assessment of air pollutant exposure methods in Mexico City, Mexico," *Journal of the Air & Waste Management Association*, vol. 65, no. 5, pp. 581-591, 2015.
- [19] Shakeel et al., "Application of GIS in Visualization and Assessment of Ambient Air Quality for SO₂ and NO_x in Sheikhpura City, Pakistan," *Journal of Geography & Natural Disasters*, vol. 5, no. 3, 2015.
- [20] A. Kumar, I. Gupta, J. Brandt, R. Kumar, A. Kumar Dikshit, and R. Patil, "Air quality mapping using GIS and economic evaluation of health impact for Mumbai City, India," *Journal of the Air & Waste Management Association*, vol. 66, no. 5, pp. 470-481, 2016.
- [21] S. Dharmalingam, N. Senthilkumar, R. D'Souza, Y. Hu, H. Chang, S. Ebel, H. Yu, C. Kim, and A. Rohr, "Developing air pollution concentration fields for health studies using multiple methods: Cross-comparison and evaluation," *Environmental Research*, 112207, 2021.
- [22] P. Rousseeuw, and C. Croux, "Alternatives to the median absolute deviation," *Journal of the American Statistical Association*, vol. 88, no. 424, pp. 1273-1283, 1993.
- [23] W. Yang, Y. Zhao, D. Wang, H. Wu, A. Lin, and L. He, "Using principal components analysis and idw interpolation to determine spatial and temporal changes of surface water quality of Xin'anjiang River in Huangshan, China," *International Journal of Environmental Research and Public Health*, vol. 17, no. 8, pp. 2942, 2020
- [24] C. Leys, C. Ley, O. Klein, P. Bernard, and L. Licata, "Detecting outliers: Do not use standard deviation around the mean, use absolute deviation around the median," *Journal of Experimental Social Psychology*, vol. 49, no. 4, pp. 764-766, 2013.
- [25] D. O'Sullivan, and D. J. Unwin, *Geographic Information Analysis*, New Jersey, John Wiley & Sons, Inc., 2003.
- [26] F. Moral, P. Alvarez, and J. Canito, "Mapping and hazard assessment of atmospheric pollution in a medium sized urban area using the Rasch model and geostatistics techniques," *Atmospheric Environment*, vol. 40, no. 8, pp. 1408-1418, 2006.
- [27] P. Burrough, and R. McDonnell, *Principles of Geographical Information Systems*, New York, Oxford University Press, 1998.
- [28] J. Fallas, "Digital elevation models: Theory, interpolation methods, and applications," 2007. [Online] https://www.researchgate.net/profile/Jorge-Fallas/publication/229021279_Modelos_digitales_de_elevacion_Teoria_metodos_de_interpolacion_y_aplicaciones/links/55a529e08ae00c99c94ee6/Modelos-digitales-de-elevacion-Teoria-metodos-de-interpolacion-y-aplicaciones.pdf
- [29] M. Ikechukwu, E. Ebinne, U. Idorenyin, and N. Raphael, "Accuracy Assessment and Comparative Analysis of IDW, Spline and Kriging in Spatial Interpolation of Landform (Topography): An Experimental Study," *Journal of Geographic Information System*, vol. 9, pp. 354-371, 2017.