

UNIVERSIDAD NACIONAL AGRARIA

LA MOLINA

FACULTAD DE CIENCIAS



**“EVALUACIÓN DE LA CALIDAD DE AGUAS SUPERFICIALES EN
LA CUENCA DEL RÍO RÍMAC MEDIANTE ANÁLISIS
MULTIVARIADO PARA EL PERÍODO 2011-2018”**

Presentada por:

MARLENI BEATRIZ ALDERETE MALPARTIDA

Tesis para Optar el Título de:

INGENIERA AMBIENTAL

Lima – Perú

2022

La UNALM es titular de los derechos patrimoniales de la presente investigación
(Art. 24-Reglamento de Propiedad Intelectual)

UNIVERSIDAD NACIONAL AGRARIA

LA MOLINA

FACULTAD DE CIENCIAS

**“EVALUACIÓN DE LA CALIDAD DE AGUAS SUPERFICIALES EN
LA CUENCA DEL RÍO RÍMAC MEDIANTE ANÁLISIS
MULTIVARIADO PARA EL PERÍODO 2011-2018”**

Presentada por:

MARLENI BEATRIZ ALDERETE MALPARTIDA

Tesis para Optar el Título Profesional de:

INGENIERA AMBIENTAL

Sustentada y aprobada por el siguiente jurado:

Dra. Lia Ramos Fernandez
PRESIDENTE

Ph.D. Haline Heidinger Abadia
MIEMBRO

Mg. Quim. Flora Elsa Huaman Paredes
MIEMBRO

Dra. Rosemary Vela Cardich
ASESORA

DEDICATORIA

A Dios, a mis padres Yola y Rubén, a mi abuelito Francisco Alderete que está en cielo, a mis hermanos y sobrinos, quienes con su amor y apoyo me incentivaron a seguir adelante.

AGRADECIMIENTOS

A mi asesora, la Dra. Rosemary Vela por compartir sus conocimientos y experiencia, que permitieron concluir esta investigación.

A la Dirección General de Salud Ambiental e Inocuidad Alimentaria por brindarme la data de calidad de agua de la cuenca del río Rímac.

A la Autoridad Nacional del Agua por brindarme la data de calidad de agua de la cuenca del río Rímac.

A los señores miembros del jurado por su orientación durante la revisión de esta investigación.

A José, mi amor bonito, por apoyarme incondicionalmente, motivarme, compartir sus conocimientos y brindarme sugerencias oportunas durante el proceso de elaboración de la tesis.

A mi familia, en especial a mis cuñados Kelly y Alfredo, amigos y compañeros de trabajo, por su apoyo y confianza.

A la Sra. Marcelina y el Sr. Diomedes por su apoyo, amabilidad y cariño durante este proceso.

ÍNDICE GENERAL

RESUMEN.....	vii
ABSTRACT.....	viii
I. INTRODUCCIÓN.....	1
II. REVISIÓN DE LITERATURA.....	5
2.1. El agua y su calidad.....	5
2.2. Análisis estadístico multivariado.....	8
2.3. Clasificación de la estadística multivariada.....	8
2.3.1. Data multivariada.....	9
2.3.2. Tratamiento de datos.....	9
2.3.3. Coeficiente de correlación.....	10
2.3.4. Correlación de Pearson.....	10
2.4. Técnicas estadísticas multivariadas.....	11
2.4.1. Análisis de conglomerados o clúster (AC).....	11
2.4.2. Análisis de componentes principales (ACP)	12
2.5. Estudios previos de la calidad del agua superficial en la cuenca del río Rímac.....	14
III. METODOLOGÍA.....	17
3.1. Materiales.....	17
3.1.1. Área de estudio.....	17
3.1.2. Estaciones de monitoreo.....	18
3.1.3. Colección de datos.....	19
3.2. Procedimiento.....	23
3.2.1. Definición de estaciones y parámetros de estudio.....	23
3.2.2. Análisis y pretratamiento de datos.....	24
3.2.3. Análisis exploratorio inicial.....	25
3.2.4. Evaluación de la variación espacial de la calidad del agua de la cuenca del río Rímac en el Periodo 2011-2018 mediante el AC.....	25
3.2.5. Identificación de relaciones entre parámetros de calidad de agua usando el AC.....	27

3.2.6. Identificación de las fuentes principales de contaminación de calidad de agua más importantes o relevantes empleando el ACP.....	29
IV. RESULTADOS Y DISCUSIÓN.....	32
4.1. Análisis exploratorio.....	32
4.2. Evaluación de la variación espacial de la calidad del agua de la cuenca del río Rímac en el período 2011- 2018 mediante el AC.....	34
4.3. Identificación de las relaciones entre parámetros de calidad de agua usando el AC.....	49
4.4. Identificación de las fuentes principales de contaminación de calidad de agua más importantes o relevantes empleando el ACP.....	55
V. CONCLUSIONES.....	74
VI. RECOMENDACIONES.....	76
VII. BIBLIOGRAFÍA.....	78
VIII. ANEXOS.....	99

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1:	Estaciones de monitoreo en la cuenca del río Rímac.....	20
Tabla 2:	Esquema de la base de datos para la aplicación del ACJ establecido para la agrupación de las estaciones de monitoreo.....	27
Tabla 3:	Esquema de la base de datos para la aplicación del ACJ establecido para la agrupación de los parámetros de calidad de agua.....	28
Tabla 4:	Esquema de la base de datos para la aplicación del ACP a nivel parámetros de calidad de agua.....	31
Tabla 5:	Estadísticas descriptiva de los 21 parámetros de calidad de agua.....	33
Tabla 6:	Estadísticas descriptivas de metales pesados en la cuenca del río Rímac	34
Tabla 7:	Pruebas de KMO y esfericidad de Bartlett de las estaciones de monitoreo ubicadas en el río principal de la cuenca del río Rímac.....	40
Tabla 8:	Matriz de componentes principales de las estaciones de monitoreo ubicadas en el río principal de la cuenca del río Rímac.....	41
Tabla 9:	Pruebas de KMO y esfericidad de Bartlett de las estaciones de monitoreo ubicadas en los tributarios de la cuenca del río Rímac.....	47
Tabla 10:	Matriz de componentes principales de las estaciones de monitoreo ubicadas en los tributarios de la cuenca del río Rímac.....	47
Tabla 11:	Pruebas de KMO y esfericidad de Bartlett de los 21 parámetros de la calidad de agua evaluados en las estaciones de monitoreo del río principal de la cuenca del río Rímac.....	56
Tabla 12:	Matriz de componentes principales de los 21 parámetros de calidad de agua evaluados en las estaciones ubicadas en el río principal de la cuenca del río Rímac.....	57
Tabla 13:	Pruebas de KMO y esfericidad de Bartlett de los 21 parámetros de calidad de agua evaluados en las estaciones de monitoreo de los tributarios de la cuenca del río Rímac.....	66
Tabla 14:	Matriz de componentes principales de los 21 parámetros de calidad de agua evaluados en las estaciones ubicadas en los tributarios de la cuenca del río Rímac.....	68

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1:	Intercambios de calidad en un ciclo hidrológico natural.....	6
Figura 2:	Intercambios de calidad en el ciclo hidrológico modificado por actividades antropogénicas.....	7
Figura 3:	Mapa de delimitación hidrográfica de la cuenca del río Rímac.....	18
Figura 4:	Ubicación de las estaciones de monitoreo en la cuenca del río Rímac	22
Figura 5:	Resumen de pasos de la aplicación del ACJ para la evaluación espacial de la calidad el agua del río Rímac.....	26
Figura 6:	Resumen de pasos de la aplicación del ACJ para la identificación de relaciones de los parámetros de la calidad del agua del río Rímac.....	29
Figura 7:	Resumen del uso del ACP en el presente estudio.....	30
Figura 8:	Correlograma entre estaciones de monitoreo ubicadas en el río principal de la cuenca del río Rímac.....	35
Figura 9:	Dendrograma resultante de la aplicación del ACJ a las estaciones de monitoreo ubicadas en el río principal de la cuenca del río Rímac.....	37
Figura 10:	Biplot de las cargas de los dos primeros componentes extraídos luego de la rotación varimax del ACP de las estaciones de monitoreo ubicadas en el río principal de la cuenca del río Rímac.....	42
Figura 11:	Correlograma entre estaciones de monitoreo ubicadas en los tributarios de la cuenca del río Rímac.....	43
Figura 12:	Dendrograma de la aplicación del ACJ a las estaciones de monitoreo ubicadas en los tributarios de la cuenca del río Rímac.....	45
Figura 13:	Biplot de las cargas de los dos primeros componentes extraídos luego de la rotación varimax del ACP de las estaciones de monitoreo ubicadas en los tributarios de la cuenca del río Rímac.....	48
Figura 14:	Correlograma entre parámetros monitoreados en el río principal de la cuenca del río Rímac.....	49
Figura 15:	Dendrograma exploratorio de los 21 parámetros de calidad de agua evaluados en las estaciones ubicadas en el río principal de la cuenca...	50

Figura 16:	Correlograma entre los parámetros monitoreados en tributarios de la cuenca del río Rímac.....	52
Figura 17:	Dendrograma exploratorio de los 21 parámetros de calidad de agua evaluados en las estaciones ubicadas en los tributarios de la cuenca....	54
Figura 18:	Biplot de las cargas de los dos primeros componentes extraídos luego de la rotación varimax del ACP de los 21 parámetros de calidad de agua evaluados en las estaciones ubicadas en el río principal de la cuenca del río Rímac.....	65
Figura 19:	Biplot de las cargas de los dos primeros componentes extraídos luego de la rotación varimax del ACP de los 21 parámetros de calidad de agua evaluados en los tributarios de la cuenca del río Rímac.....	73

ÍNDICE DE ANEXOS

ANEXO 1:	CARTA RESPUESTA A SOLICITUD DE ACCESO A LA INFORMACIÓN PÚBLICA EMITIDA POR LA AUTORIDAD NACIONAL DEL AGUA.....	100
ANEXO 2:	ESTADÍSTICOS DESCRIPTIVOS POR ESTACIÓN DE MONITOREO UBICADAS EN EL RÍO PRINCIPAL DE LA CUENCA Y COMPARACIÓN CON LOS ESTÁNDARES DE CALIDAD AMBIENTAL PARA AGUA (D.S 004-2017-MINAM)..	101
ANEXO 3:	ESTADÍSTICOS DESCRIPTIVOS POR ESTACIÓN DE MONITOREO UBICADAS EN LOS TRIBUTARIOS DE LA CUENCA Y COMPARACIÓN CON LOS ESTÁNDARES DE CALIDAD AMBIENTAL PARA AGUA (D.S 004-2017-MINAM).....	105

RESUMEN

El monitoreo y evaluación de la calidad de los recursos hídricos es de vital importancia. Sin embargo, el análisis e interpretación de la gran cantidad de datos generados, que permitan comprender mejor la calidad del agua e identificar posibles factores que influyen en los sistemas hídricos para una mejor toma de decisiones ha sido una tarea difícil que las técnicas estadísticas multivariadas han superado. En tal sentido, se aplicaron técnicas estadísticas como el análisis de conglomerados jerárquico (ACJ) y análisis de componentes principales (ACP), con el objetivo de evaluar la variación espacial de la calidad del agua, determinar las relaciones entre parámetros e identificar las principales fuentes de contaminación de la cuenca del río Rímac. Se utilizaron datos de la calidad del agua, en un periodo de 8 años (2011-2018) de monitoreo, considerando 21 parámetros en 24 estaciones de monitoreo. El ACJ mostró que los pares de estaciones RRima2-RRima3, RRima10-RRima11 y RRima12-RRima13 presentaron comportamientos similares en términos de calidad del agua, lo que sugeriría analizar su permanencia, dado que estas estarían brindando la misma información. Mientras que, las estaciones RRima9, RChin1, RBlan1, RSant1 y QHuay1, mostraron características particulares en la calidad de sus aguas respecto a las demás estaciones evaluadas, lo que señalaría su importancia en la evaluación de la calidad del agua de la cuenca del río Rímac. El ACJ también determinó que los pares de parámetros SST-Fe, Cd-Zn, Mn-Sb, Mn-Mg y Sb-Mg, Ca-Mg, y DQO-DBO, expresaron fuertes vínculos entre sí, indicando que éstos posiblemente vienen de fuentes comunes de contaminación o siguen comportamientos similares durante sus variaciones espaciales y temporales. El ACP, permitió identificar las principales fuentes de contaminación antropogénica de la cuenca del río Rímac, siendo estas las descargas domésticas e industriales, la actividad minera, la agricultura, la ganadería, los residuos de construcción y los botaderos; fuentes que más deterioran la calidad de las aguas del río principal de la cuenca; mientras que, las actividades mineras, pasivos mineros y vertimientos domésticos fueron las principales fuentes de contaminación de gran parte de los tributarios. El estudio también permitió identificar a aquellos parámetros críticos de la calidad del agua, siendo estos el As, Fe, Mn, Sb, CTT y Pb.

Palabras clave: Análisis de conglomerados jerárquico, Análisis de componentes principales, Análisis estadístico multivariado, Cuenca del río Rímac, Parámetros de calidad del agua.

ABSTRACT

Monitoring and evaluating the quality of water resources is of vital importance. However, the analysis and interpretation of a large amount of data generated, allowing a better understanding of water quality and identifying possible factors that influence water systems for better decision-making has been a difficult task that multivariate statistical techniques have overcome. In this sense, statistical techniques such as hierarchical cluster analysis (ACJ) and principal component analysis (PCA) were applied, in order to evaluate the spatial variation of water quality, determine the relationships between parameters and identify the main sources. pollution of the Rimac river basin. Water quality data were used, in a monitoring period of 8 years (2011-2018), considering 21 parameters in 24 monitoring stations. The ACJ showed that the pairs of stations RRima2-RRima3, RRima10-RRima11, and RRima12-RRima13 presented similar behaviors in terms of water quality, which would suggest analyzing their permanence since they would be providing the same information. While, the RRima9, RChin1, RBlan1, RSant1, and QHuay1 stations presented particular characteristics in the quality of their waters with respect to the other evaluated stations, which would indicate their importance in the evaluation of the water quality of the Rimac river basin. The ACJ also determined that the pairs of parameters SST-Fe, Cd-Zn, Mn-Sb, Mn-Mg and Sb-Mg, Ca-Mg, and COD-BOD, showed strong links with each other, indicating that these possibly come from common sources of pollution or follow similar behaviors during their spatial and temporal variations. The ACP made it possible to identify the main sources of anthropogenic contamination in the Rimac river basin, these being domestic and industrial discharges, mining, agriculture, livestock, construction waste, and dumps; sources that most deteriorate the quality of the waters of the main river of the basin; while, mining activities, mining liabilities, and domestic discharges were the main sources of contamination of a large part of the tributaries. The study also made it possible to identify those critical parameters of water quality, these being As, Fe, Mn, Sb, CTT, and Pb.

Keywords: Hierarchical cluster analysis, Multivariate statistical analysis, Principal component analysis, Rimac river basin, Water quality parameters.

I. INTRODUCCIÓN

El agua es un componente importante para el ambiente y la sociedad, siendo las aguas superficiales el recurso más accesible y explotado a nivel mundial (Osmi et al., 2016; Chaudhary et al., 2017; Dimitri et al., 2021). Aunque este recurso es muy importante para el desarrollo de la sociedad, es uno de los más amenazados del mundo (Varol, 2020). Los ríos son uno de los cuerpos de agua superficial más importante de una cuenca hidrográfica, además proveen de muchos servicios como: el suministro de agua, recreación, deporte, pesca, transporte, generación de energía hidroeléctrica, eliminación de desechos e incluso extracción de arena, pero son los más vulnerables a la contaminación debido a su fácil acceso (Mohamed et al., 2015; Wang et al., 2012; Fan et al., 2010). La contaminación desenfrenada de estos cuerpos de aguas se ha convertido en un problema grave que amenaza a la salud pública y a los ecosistemas, debido a que, afecta su disponibilidad y deteriora su calidad (Espinosa, 2018).

Se ha informado que el uso del agua ha venido aumentando en un uno por ciento al año en todo el mundo, desde los años 80 del siglo pasado, impulsado por una combinación de aumento de la población, desarrollo socioeconómico y cambio en los modelos de consumo, por lo que se espera que la demanda mundial se incremente de 20 a 30 por ciento por encima del uso actual hasta el 2050 (UNESCO, 2019). Por otro lado, se ha registrado que la calidad de las aguas está determinada por factores como, los procesos naturales (geológicos, hidrológicos y climáticos), actividades antropogénicas (desarrollo urbano e industrial, agricultura, alteración del canal del arroyo, operaciones de alimentación de animales) y crecimiento poblacional, siendo estos últimos los más determinantes (Krishna et al., 2009; Kazi et al., 2009; Bouguerne et al., 2017).

Debido al valor y la importancia de las fuentes de agua dulce, la contaminación de sus aguas se ha convertido en un tema crítico en los últimos años. Por lo que, la gestión de estos recursos se ha centrado en la mejora de la calidad del agua en función de la comprensión de

los impactos de los contaminantes en el agua (Fan et al., 2010). Es así que, la gestión eficaz a largo plazo del agua, requiere una mayor comprensión de las características químicas y biológicas del mismo (Shrestha y Kazama, 2007). Por lo tanto, la correcta evaluación e interpretación de los datos de monitoreo de la calidad de agua cobran un papel importante (Calazans, 2015).

El uso de técnicas convencionales de análisis descriptivo para interpretar los resultados de calidad del agua superficial tiene varias limitaciones debido a que no detectan correlaciones a largo plazo entre las variables y delimitan deficientemente las distribuciones de las fuentes de variación de la calidad del agua superficial (Mustapha et al., 2012). Asimismo, Ling et al. (2017) mencionan que el uso de grandes conjuntos de información física, química y biológica para evaluar la calidad del agua mediante procesos descriptivos tiene poca importancia directa para los tomadores de decisiones, dado que interpretar y analizar dichos conjuntos de datos es una tarea compleja, especialmente dada la gran cantidad de variables involucradas.

Las técnicas estadísticas multivariadas aplicadas a las ciencias ambientales tienen varias ventajas para superar estas limitaciones, por ejemplo, ayudan en la interpretación de grandes cantidades de datos complejos para comprender mejor la calidad del agua, permiten identificar posibles factores que influyen en los sistemas hídricos y son una herramienta valiosa para el manejo confiable de los recursos hídricos, así como una rápida solución a los problemas de contaminación (Gujar y Tare, 2019; Siepak y Sojka, 2017; Mohamed et al., 2015).

En la actualidad existen, a nivel internacional, varias aplicaciones de los métodos multivariados en el estudio de la calidad del agua: por ejemplo, las técnicas estadísticas multivariadas como el análisis discriminante (AD), análisis de regresión lineal múltiple (RLM), análisis de conglomerados (AC), análisis factorial (AF) y análisis de componentes principales (ACP) se utilizaron para la evaluación de la calidad de los ríos Tigris, Jácara, Sosiani, Buriganga, Bangladesh y Tana (Nargis et al., 2021; Njuguna et al., 2020). Estos estudios a través de la aplicación de los métodos antes mencionados determinaron aquellos parámetros más significativos que influyen en la calidad del agua de los ríos y sus principales fuentes de contaminación (Abed et al., 2019; Achieng et al., 2017; Mustapha et al., 2012). Asimismo, Calazans *et al.* (2018) aplicaron las técnicas de ACP y AC para la optimización

de la red de monitoreo de la calidad de agua de la cuenca del río Paraopeba. El estudio determinó cuales fueron las estaciones de monitoreos más importantes para la evaluación de la calidad del agua de la cuenca y sus puntos críticos. Los estudios antes mencionados demuestran la importancia de los métodos estadísticos multivariados como valiosos instrumentos en la administración, control y preservación de la calidad del agua de los ríos.

En el Perú existen escasos trabajos relacionados al estudio de la calidad del agua desde un enfoque multivariado, en especial en la cuenca del río Rímac. Estos pocos estudios utilizaron técnicas como el ACP, AC, AD y AF, para evaluar la calidad del agua superficial de la cuenca del río Rímac desde un enfoque químico, en un periodo de un año y con un número limitado de estaciones (Espíritu, 2010) o evaluaron la calidad del agua del río Rímac en un área específico de ella, bajo la recopilación de información de dos estaciones de monitoreo en un periodo prolongado (Flores, 2017). La evaluación de las aguas superficiales con otras técnicas jugaría un papel importante para la adecuada gestión de los recursos hídricos de esta cuenca (Sotomayor, 2016). La cuenca del río Rímac es una de las más importantes del Perú y es fuente principal de agua para la ciudad de Lima y Callao, una megaciudad costera de América Latina que alberga a más de 10 millones de habitantes (ONU, 2016; INEI, 2019a, 2019b). Esta cuenca no solo abastece de agua potable a esta ciudad, sino también provee de este recurso a otras actividades como la generación de energía, agricultura, minería e industria (ANA, 2010). Sin embargo, a pesar de su importancia es una de las cuencas que presenta niveles severos de contaminación (ANA, 2019). Lo que está conllevando a la escasez de aguas dulces en esta ciudad, situación que puede empeorar debido a los efectos adversos del cambio climático, sumando al inevitable, acelerado y desordenado crecimiento poblacional (AQUAFONDO y PROACC, 2016; Njuguna et al., 2020).

Actualmente con el propósito de levantar información de la calidad de agua superficial de la cuenca del río Rímac diversas entidades de estado peruano tales como la Dirección General de Salud Ambiental e Inocuidad Alimentaria (DIGESA), el Servicio de Agua Potable y Alcantarillado de Lima y Callao (SEDAPAL), la Autoridad Nacional del Agua (ANA) y el Organismo de Evaluación y Fiscalización Ambiental (OEFA), han establecido redes de monitoreo y realizado evaluaciones con el fin de velar por el cumplimiento de los Estándares de Calidad Ambiental (ECA) para Agua. Sin embargo, la gran base de datos generada es poco utilizada y analizada mediante técnicas más sofisticadas que proporcionen

herramientas valiosas a las autoridades competentes para la toma de decisiones estratégicas en la gestión del agua (Flores, 2017; Tindade, 2013; Calazans, 2015).

Es por todo lo expuesto anteriormente que surge la necesidad de evaluar la calidad del agua superficial de la cuenca del río Rímac mediante técnicas estadísticas multivariadas como el AC y el ACP, para proveer herramientas en base científica que permitan desarrollar estrategias de conservación y mejorar la gestión del agua en ésta cuenca.

En ese sentido el presente trabajo de investigación tiene los siguientes objetivos:

OBJETIVO GENERAL

- Evaluar la calidad del agua superficial en la cuenca del río Rímac, período 2011–2018, mediante técnicas estadísticas multivariadas.

OBJETIVOS ESPECÍFICOS:

- Evaluar la variación espacial de la calidad del agua de la cuenca del río Rímac en el período 2011-2018 mediante el análisis de conglomerado o clúster (AC).
- Identificar relaciones entre parámetros de calidad de agua usando el análisis de conglomerado o clúster (AC)
- Identificar las fuentes principales de contaminación de calidad de agua más importantes o relevantes empleando el análisis de componentes principales (ACP).

II. REVISIÓN DE LITERATURA

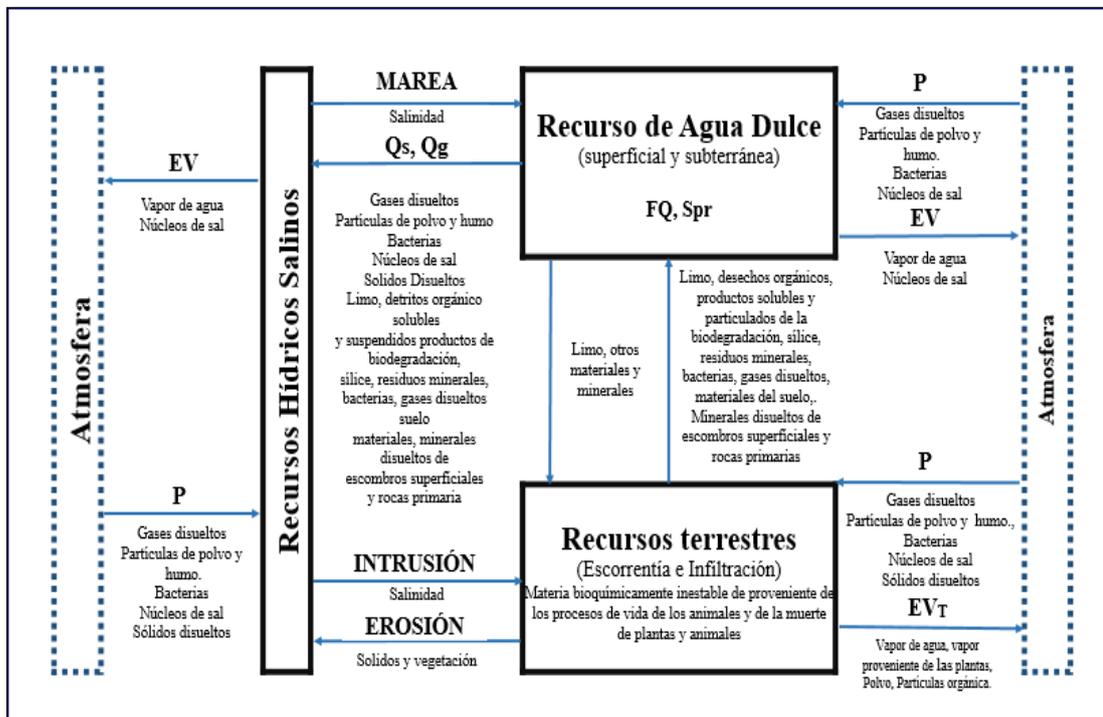
2.1. El agua y su calidad

El agua forma la columna vertebral de la economía mundial y el desarrollo humano, además es esencial para los sistemas vivos, los procesos industriales, la producción agrícola y los usos domésticos (Hu, 2009). Si bien el agua es uno de los recursos más abundantes del planeta, es un recurso renovable finito, que cubre el 71 por ciento de la superficie terrestre, siendo el 97,5 por ciento del total agua salada, mientras que solo el 2,5 por ciento es agua dulce. Del total de agua dulce existente en nuestro planeta el 2,24 por ciento se encuentra en los glaciares, nieve, hielo de los cascos polares y agua subterránea y solo el 0,26 por ciento es agua superficial de fácil acceso (Boyd, 2012).

Del porcentaje disponible para consumo humano, los ríos constituyen el principal cuerpo de agua superficial accesible para las actividades domésticas, industriales y agrícolas, y a menudo transportan grandes cantidades de aguas residuales municipales, descargas de aguas residuales industriales y escorrentías estacionales (Singh et al., 2004; Pradhan et al., 2009; Hu et al., 2012). Sin embargo, son estos cuerpos de agua más susceptibles a la contaminación, lo que deteriora su calidad y reducen su disponibilidad. La calidad del agua suele definirse como la condición en la que se encuentra un cuerpo de agua disponible para un propósito en particular (Lemos, 2011; Boyd, 2012). Esta condición está determinada por los parámetros físicos, químicos y biológicos que describen dicho sistema. La variación de estos parámetros puede modificar la idoneidad del agua requerida para los sistemas ecológicos naturales y los posibles usos por el ser humano (Boyd, 2012).

La calidad del agua superficial en los ríos puede verse afectada por procesos naturales y antrópicos (Flores, 2017). Un intercambio continuo de calidad del agua en la naturaleza, se da a través del ciclo hidrológico (García, 2006), tal como se puede apreciar en la **Figura 1**.

La calidad del agua superficial en los ríos puede verse afectada por procesos naturales y antrópicos (Flores, 2017). Un intercambio continuo de calidad del agua en la naturaleza, se da a través del ciclo hidrológico (García, 2006), tal como se puede apreciar en la **Figura 1**.

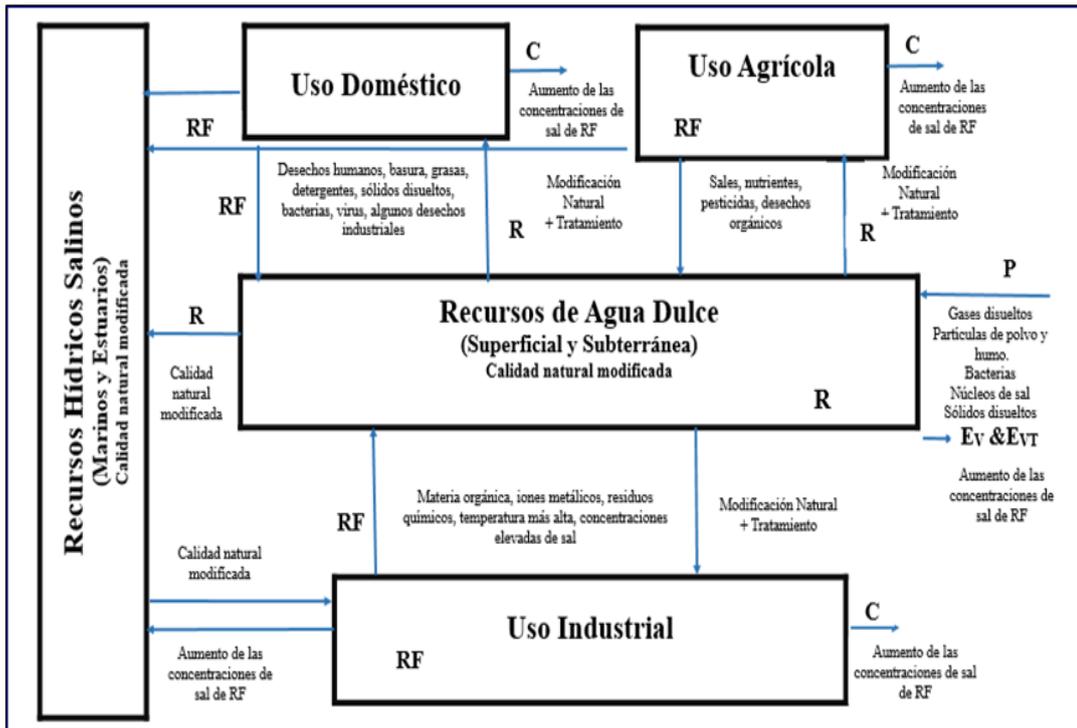


Nota: P = precipitación, Qs = descarga de las aguas superficiales, Qg = descarga de las aguas subterráneas, Spr = manantiales, FQ = inundaciones, EV = evaporación, EVT = evapotranspiración

Figura 1: Intercambios de calidad en un ciclo hidrológico natural

FUENTE: Adaptado de García (2006)

Por otro lado, las actividades humanas tales como: la urbanización, tala o plantación de árboles, cultivo de plantas, extracción de agua para consumo humano o hidroeléctrico, vertimiento de aguas residuales, construcción de carreteras, etc., alteraran la calidad del agua (Flores, 2017). La **Figura 2** muestra los procesos de intercambios antropogénicos en el ciclo del agua.



Nota: R = extracción de aguas de diversas fuentes, RF = aguas de descarga después de ser utilizadas, C = aguas utilizadas por procesos industriales, P = precipitación, EV = evaporación, EVT = evapotranspiración

Figura 2: Intercambios de calidad en el ciclo hidrológico modificado por actividades antropogénicas
FUENTE: Adaptado de García (2006)

Actualmente el hombre desempeña un papel importante en el ciclo hidrológico del agua, por ende, en la disponibilidad y calidad de este recurso. Un estudio realizado por la Organización de las Naciones Unidas para la Educación, la Ciencia y la Cultura (UNESCO) ha estimado que la demanda del agua se ha venido incrementada en un uno por ciento al año a nivel mundial, desde los años 80 del siglo pasado, el mismo estudio menciona que la escasez de éste recurso afecta a más del 40 por ciento de la población, viéndose incrementado en hasta un 20 por ciento por efectos del cambio climático (UNESCO, 2019). En tal sentido, evaluar la calidad de los recursos hídricos antes de determinar medidas para controlar la contaminación del agua, implica establecer redes de monitoreo que permitan recolectar muestras para el análisis de las características del agua e interpretación de los datos recolectados, esta última es de suma importancia, ya que la inadecuada interpretación de estos no ayudaría a brindar resultados efectivos para la adecuada gestión de recursos hídricos (Asadollahfardi, 2015).

2.2. Análisis estadístico multivariado

El análisis estadístico multivariado es un conjunto de métodos estadísticos utilizados para describir y analizar datos con muchas variables simultáneamente (Aldás y Uriel 2017). Éstos métodos son un mecanismo para encontrar patrones e interrelaciones entre varias variables (Shrestha y Kazama, 2007; Njuguan et al., 2020). La estadística multivariada se diferencia de las técnicas univariantes y bivariantes, en que las últimas centran su atención en el análisis de la media, la varianza o correlación entre dos variables; mientras que el análisis multivariado analiza las varianzas o correlaciones de tres o más variables (Aldás y Uriel 2017). Dentro de sus principales ventajas se encuentran, el que permiten trabajar con grandes bases de datos y predicen el impacto del cambio de una variable sobre las otras variables (Njuguan et al., 2020).

Debido a sus innumerables ventajas sobre otras técnicas, estos métodos se han venido utilizando y aplicando en diferentes áreas como; la Psicología, la Ciencias Sociales, la Biología, la Educación, la Geografía, la Química, la Física, la Ingeniería, la Ergonomía, etc. (Mingoti, 2007). Por lo que, las tecnologías computacionales implementados con métodos estadísticos multivariados han sido una pieza clave en la implementación de estas técnicas. Entre las diversas técnicas computacionales existentes para la aplicación de estos métodos encontramos al software R, un software que presenta diversas ventajas como, el de ser de dominio público, gratuito y con numerosos recursos disponibles (Sartorio, 2008).

2.3. Clasificación de la estadística multivariada

Según Mingoti (2007) la estadística multivariada se puede clasificar de la siguiente manera:

a. Técnicas exploratorias:

Estas técnicas promueven la simplicidad de la estructura de variabilidad de datos. Se caracterizan por que la mayoría es independiente del conocimiento de la distribución de probabilidad que genera los datos muestrales. Dentro de este grupo se encuentran, el Análisis de componentes principales (ACP); Análisis factorial (AF); Análisis de correlación (ACC); Análisis de conglomerados (AC); Análisis discriminante (AD) y Análisis de Correspondencias (ACO).

b. Técnicas de inferencia estadística:

Estas técnicas permiten extraer conclusiones sobre la población, utilizando la información de una muestra multivariada. En este grupo de técnicas se encuentran, el Análisis de Varianza Multivariante (MANOVA) y el Análisis de Regresión Multivariada (ARM).

2.3.1. Data multivariada

Los datos multivariados consisten en observaciones de varias variables diferentes para varios individuos u objetos. Los datos de este tipo surgen en todas las ramas de la ciencia, desde la psicología hasta la biología (Cuadras, 2007).

Notación:

La denotación del número de variables se da por p y el número de individuos u objetos (observaciones) por n , es así que tenemos un total de $(n \times p)$ medidas. Los valores de las p variables en cada una de las observaciones se pueden representar en una matriz denominada X de dimensiones $(n \times p)$ (Cuadras, 2007).

$$X = \begin{pmatrix} x_{11} & \dots & x_{1j} & \dots & x_{1p} \\ \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{i1} & \dots & x_{ij} & \dots & x_{ip} \\ \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{n1} & \dots & x_{nj} & \dots & x_{np} \end{pmatrix}$$

Se denota por X_{rj} al elemento genérico de esta matriz X , en el que X_{rj} representa la r -ésima observación sobre la j -ésima variable (donde $r = 1, \dots, n$ y $j = 1, \dots, p$).

2.3.2. Tratamiento de datos:

El primer paso para la aplicación de técnicas multivariadas es el tratamiento de datos, por lo que, como parte inicial de este proceso se construye la matriz de datos originales, para después hacer un análisis sobre los datos inconsistentes, faltantes y atípicos (Hair et al., 2014).

Para el caso específico de datos faltantes, hay varios métodos de imputación de datos, entre los que se encuentran: La eliminación de los casos que tengan un valor faltante o la imputación. En esta última se tienen diferentes métodos de imputación, por ejemplo,

imputación por la media, por un valor constante, por regresión, por los k vecinos más cercanos, etc. (Segura y Torres, 2014).

2.3.3. Coeficiente de correlación

Los coeficientes de correlación miden la fuerza de la relación entre dos variables continuas. El cálculo de este indicador sirve generalmente para determinar si una variable aumenta en la medida que la segunda aumenta o disminuye, o simplemente si no hay dependencia entre ellas, cuando la asociación entre estas variables es lineal. Sin embargo, se debe mencionar que, es posible construir ejemplos en los que dos variables tienen correlación cero, pero dependen una de la otra, a menudo de forma no lineal (Chatfield y Collins, 2018). Por otro lado, es importante indicar que este coeficiente no proporciona necesariamente evidencia para la relación causal entre las dos variables, dado que también pueden indicar que ambas variables comparten la misma causa (Helsel y Hirsch, 2002).

Aunque existen numerosos coeficientes de correlación, por ejemplo, el ρ de Spearman, τ de Kendall, coeficiente ν de Cramér, correlación policórica, correlación biserial puntual, el más común es el coeficiente de correlación de Pearson (Palacio et al., 2020).

2.3.4. Correlación de Pearson

El coeficiente de correlación de Pearson es una medida numérica que mide la fuerza de relación lineal entre dos variables, el cual se denota mediante r . La correlación (r) proporciona una medida estandarizada de la asociación lineal entre dos variables. El valor de r varía de -1 a +1, donde el -1 indica una relación negativa perfecta entre los parámetros y +1 una relación positiva perfecta. En otras palabras, una relación positiva entre las dos variables, indica que cuando la variable independiente aumenta, la dependiente también aumenta, mientras que una relación negativa indica lo contrario. Un valor de cero (o cercano a cero) significa que los parámetros que se evalúan tienden a no estar relacionados (Mustapha et al., 2013; Howladar et al., 2021). El coeficiente de correlación (r) entre dos parámetros X e Y viene dado por la siguiente ecuación:

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2 \sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2}} \dots \dots \dots (1)$$

Donde, n representa el número de observaciones; X_i y Y_i son los puntos muestrales individuales indexados en i ; \bar{X} e \bar{Y} son la media muestral de los parámetros X e Y (Zotou et al., 2019):

Daou et al. (2018), establece tres rangos para clasificar el grado de correlación entre variables. Es decir, los coeficientes de correlación de Pearson con valores absolutos superiores a 0,8 ($|r| > 0,8$) son considerados correlaciones “muy fuertes”; valores en el rango de 0,6 y 0,79 ($0,6 < |r| < 0,79$) son correlaciones “fuertes” y entre 0,4 y 0,59 ($0,4 < |r| < 0,59$) se consideran correlaciones “moderadas”, para todos los casos, con una significancia de 95 por ciento de confiabilidad (p -valor $< 0,05$).

2.4. Técnicas estadísticas multivariadas

2.4.1. Análisis de conglomerados o clúster (AC)

El análisis de conglomerados (AC) es una técnica de reconocimiento de patrones no supervisada que muestra la estructura intrínseca o el comportamiento subyacente de un conjunto de datos sin hacer suposiciones a priori sobre estos, con el fin de agrupar los individuos del sistema en conglomerados en función de su proximidad o similitud (Kazi et al., 2009). El objetivo básico de esta técnica es encontrar las “agrupaciones naturales”, de un conjunto de individuos, de manera que se cumplan dos criterios: el primero, que los individuos asignados a un mismo grupo deben ser lo más semejantes posible entre sí, y el segundo es que cada grupo debe ser lo más diferente posible de los demás grupos (Pérez, 2004).

Si bien existen dos grandes tipos de análisis conglomerado o clúster, los jerárquicos y no jerárquicos, los primeros son los más comunes en estudios de evaluación de la calidad del agua. El análisis de clúster jerárquico (ACJ) proporciona relaciones de similitud intuitivas entre cualquier muestra y el conjunto de datos completo, y generalmente se ilustra mediante un dendrograma (diagrama de árbol) (McKenna, 2003).

El dendrograma proporciona un resumen visual de los procesos de agrupamiento, presentando una imagen de los grupos y su proximidad, con una reducción dramática en la dimensionalidad de los datos originales. Donde la distancia euclidiana se emplea como un estándar de semejanza (distancia de enlace) para construir un dendrograma, y

el método de Ward es comúnmente utilizado para la agrupación (Njuguna et al., 2020). La distancia euclidiana se define según la siguiente ecuación (Aldás y Uriel, 2017):

$$D_{ij} = \sqrt{\sum_{p=1}^k (x_{ip} - X_{jp})^2} \dots \dots \dots (2)$$

Donde, D_{ij} es la distancia euclidiana entre dos individuos, X_{ip} y X_{jp} son el valor que toma la variable X_p , k es el espacio dimensional de las variables, e i y j son las dos observaciones de las n posibles.

2.4.2. Análisis de componentes principales (ACP)

Esta técnica tiene por objeto transformar un conjunto de variables, a las que denominaremos variables originales *interrelacionadas* (altamente correlacionadas), en un nuevo conjunto de variables, que son una combinación lineal de las originales y a las que denominaremos componentes principales (CP). Estas últimas se caracterizan por estar *incorrelacionadas* entre sí (Shersta y Kazama, 2007; Pérez, 2004).

En términos generales una CP se puede expresar de acuerdo a la siguiente ecuación:

$$Z_{ij} = a_{i1}X_{1j} + a_{i2}X_{2j} + \dots \dots \dots a_{im}x_{mj} \dots \dots \dots (3)$$

Donde, Z es la puntuación del componente, a es la carga del componente, X el valor medido de la variable, i es el número del componente, j el número de muestra y m el número total de variables (Singh et al., 2020).

El ACP es una técnica que no hace ninguna suposición acerca de la distribución de probabilidad de las variables originales, es decir el ACP al ser una técnica no paramétrica, no se ve afectada cuando los datos en estudio, no tienen tendencias periódicas, no son homogéneos o por la presencia de valores perdidos, aunque generalmente se puede dar más significado a los componentes en el caso en el que se supone que las observaciones siguen un comportamiento normal multivariado (Pérez, 2004; Khaledian et al., 2018).

La varianza en esta técnica es una medida sobre la cantidad de información que lleva incorporada cada componente. En otras palabras, cuanto mayor sea su valor, mayor es la información que lleva incorporada dicha componente. Por esta razón se selecciona

como primera CP aquella que tenga mayor varianza, mientras que por el contrario la última CP es la de menor varianza. (Peña, 2002).

Para la retención de CP muchos autores han desarrollado numerosos criterios. A continuación, se mencionan algunos de los criterios más utilizados según Peña (2002) y Pérez (2004).

a. Criterio del gráfico de sedimentación:

Consiste en representar, en un gráfico de dos dimensiones las raíces características ubicadas en el eje de ordenadas y en el eje de abscisas las CP en orden decreciente. La unión de los puntos forma una figura parecida al declive de una montaña con una pendiente fuerte hasta llegar a la base, formada por una meseta (lugar de sedimentación) con una ligera inclinación. De acuerdo con el criterio gráfico se retienen todas aquellas componentes previas a la zona de sedimentación.

b. Criterio del porcentaje de variabilidad explicada por algunos componentes:

De acuerdo a este criterio, se seleccionan aquellas componentes que determinen un porcentaje de variabilidad acumulada de al menos 80 por ciento o 90 por ciento, aunque estos porcentajes pueden variar dependiendo del tipo de investigación.

c. Criterio de Kaiser o Promedio de autovalores:

Este criterio establece la selección de aquellas CP que tengan un autovalor mayor o igual a la unidad, aunque si existen algunas componentes que tengan valores inferiores, pero muy próximos a uno y explican una cierta proporción de la variabilidad total, también pueden ser seleccionadas.

El ACP al ser una técnica muy efectiva para la reducción de datos, generalmente usa algún tipo de rotación, el más común la rotación Varimax. Este método de rotación ortogonal, tiene por objetivo maximizar la variación entre los pesos de cada CP para obtener una interpretación más precisa, en otras palabras, busca que cada CP presente altas cargas para algunas variables y bajas cargas para otras, facilitando su interpretación en términos de las variables originales (Pires et al. 2009; e Silva et al., 2019).

Los factores de cargas o pesos de las variables que aportan a un CP determinado, son los valores de los coeficientes resultantes de la ecuación lineal múltiple, pudiéndose clasificar de acuerdo a su valor absoluto. Es así que factores de cargas absolutas mayores a 0,75 ($>0,75$) considerados fuertes; factores de carga entre 0,50 y 0,75 ($0,75 \geq \text{factor de carga absoluta} >0,50$) se consideran moderadas y los que se encuentran entre 0,3 y 0,5 ($0,5 \geq \text{factor de carga absoluta} >0,3$) son considerados débiles (Khaledian et al., 2018; Abed et al., 2019). Una forma gráfica de representar los resultados obtenidos por el ACP, son los biplots. Los biplots son una generalización del diagrama de dispersión simple de dos variables. En la que las variables originales están representadas por flechas según las cargas obtenidas bajo los nuevos factores latentes (Flores, 2017). La longitud de la flecha indica el tamaño de la desviación estándar de las variables originales, mientras que el ángulo indica la correlación entre las variables (Mohamed et al., 2015; Flores, 2017). Los individuos se muestran como puntos que significan sus respectivos valores con respecto a los nuevos factores latentes. Esto es muy útil para identificar grupos o individuos periféricos (Mohamed *et al.*, 2015).

2.5. Estudios previos de la calidad del agua superficial en la cuenca del río Rímac

Desde inicios la DIGESA y en la actualidad la ANA, SEDAPAL, OEFA y otras empresas principalmente mineras, establecieron redes de estaciones de monitoreo para el seguimiento de la calidad de agua del río Rímac. Los datos son recolectados y analizados mediante técnicas convencionales y comparados con los ECA, mas no se toma en cuenta otras técnicas como los análisis multivariados que pueden ofrecer innumerables beneficios (Flores, 2017).

Por otro lado, desde hace muchos años se han realizado estudios de calidad de agua en la cuenca del río Rímac, los cuales se detallan a continuación:

Mayca (2019), evaluó la calidad de agua del río Rímac - sector Chicla. La investigación muestra información histórica para un período de nueve años (2010-2018), asimismo realiza monitoreos en época de estiaje del río Rímac en el año 2019. La información recopilada es comparada con los ECA agua aprobado mediante D.S.002-2008-MINAM (actualmente derogado). De la evaluación el autor encontró que parámetros como: Arsénico (As), Antimonio (Sb), Manganeseo (Mn), Hierro (Fe), Cadmio (Cd), pH,

Demanda Química de Oxígeno (DQO), coliformes totales (CT) y coliformes termotolerantes (CTT) sobrepasaron los ECA en algunas épocas del año e indica que esto se debería a fuentes naturales (formaciones geomorfológicas) y antropogénicas tales como: efluentes industriales, pasivos mineros y desmontes mineros.

Flores (2017) realizó la evaluación de variación temporal de la calidad del agua del río Rímac – sector Bocatoma “La Atarjea”, el estudio muestra información histórica de siete años (2009-2015) en dos estaciones ubicadas en el río principal de la cuenca del río Rímac, los datos recolectados fueron analizados mediante técnicas multivariadas, tales como el AC, AD y ACP, llegando a determinar que la calidad del agua tiene diferencias significativas en las tres épocas (estiaje, transición y avenida) respecto al caudal de agua del río Rímac. Asimismo, menciona que los parámetros pH, oxígeno disuelto (OD), CT y CTT no se diferencian entre épocas, mientras que los parámetros como caudal, temperatura (T), turbidez, conductividad eléctrica (CE), sólidos disueltos (SD), alcalinidad, dureza total, cloruros y Fe varían en las tres épocas. Los parámetros sulfatos, nitratos, nitritos, fosfatos, cobre (Cu), aluminio (Al), Mn, plomo (Pb), zinc (Zn) y As solo varían en las épocas de estiaje y avenida y el parámetro Cd varía entre las etapas de transición y avenida. Finalmente indica que los parámetros de mayor relevancia para la calidad del agua del río Rímac son la CE para la época de estiaje; cobre, zinc y Mn en la época transición, y Al, Fe y Mn en épocas de avenida.

Juárez (2012) realizó un estudio de contaminación por metales pesados en la cuenca baja del río Rímac para determinar el riesgo ambiental y el impacto sobre el suelo, el agua y vegetales en la localidad de Carapongo. El estudio muestra información histórica por un período de nueve años (1996-2004), implementada sobre un sistema de información geográfica (SIG), una herramienta útil para analizar la tendencia de la contaminación y evaluar las áreas de riesgo por determinados contaminantes, lo que permite mapear áreas adecuadas para algún tipo de explotación y comprender espacialmente el problema de contaminación de agua en la cuenca. La investigación determinó que el contenido de Cd y cromo (Cr) en los nueve años del período de estudio no sobrepasaron los Límites Máximos Permisibles (LMP) y fueron aceptables para el riego de vegetales. Sin embargo, en tres y siete de los nueve años del período de estudio, los parámetros As y Pb respectivamente han sobrepasado los LMP afectando la parte baja de la cuenca, siendo las concentraciones no aceptables para el riego de vegetales.

Calla y Cabrera (2010) evaluaron los efectos del desarrollo de actividades mineras en la calidad de las aguas del río Rímac. El estudio se centra en el distrito de San Mateo de Huanchor ubicado en la provincia de Huarochirí del departamento de Lima, zona donde se desarrolla la minera polimetálica desde los años 30 e indica que esta sería la principal fuente de lixiviados a las aguas del río Rímac. La investigación en la calidad del agua fue desarrollada en una serie de tiempo de diez años y toma como patrón de análisis a los iones metálicos, los cuales se compararon con normativas nacionales e internacionales. El estudio encontró, que los metales como Cd, Pb, Mn, As y Fe sobrepasaban los estándares de calidad, por lo que tenían que recibir un tratamiento correctivo.

Espíritu (2010), evaluó la calidad del agua del río Rímac, para el cual estableció una red de monitoreo conformado por siete estaciones ubicados a lo largo del río Rímac y en una de sus principales tributarios (río santa Eulalia), en la cuales se tomaron muestras mensuales por un período de un año (julio 2008 a junio 2009) y se analizaron 20 parámetros físico químicos. Los datos obtenidos se analizaron mediante la aplicación de técnicas estadísticas multivariadas como el AC, ACP, AF y AD. El AC y ACP fue aplicado para la evaluación espacial y temporal de la calidad del agua del río Rímac. El estudio concluye que hay una buena correlación entre los parámetros evaluados, lo que permitió determinar las principales fuentes de contaminación de la calidad del agua del río Rímac, siendo éstas la urbana, industrial, agrícola y geológica, asimismo, estimó en un 94 por ciento la confiabilidad de las características fisicoquímicas de las estaciones clasificadas por las técnicas antes mencionadas.

III. METODOLOGÍA

3.1. Materiales

3.1.1. Área de estudio

Los datos que se utilizaron para este estudio correspondieron a evaluaciones realizadas en toda la cuenca del río Rímac. Esta cuenca políticamente se encuentra ubicada en mayor proporción en el departamento de Lima y en menor en el departamento de Junín, y geográficamente está comprendida entre las latitudes sur 11° 27' 12" a 12° 10' 39" y meridianos 76° 03' 02" a 77° 09' 57" de longitud oeste (ANA, 2019). Cuenta con un área total de 3 503.9 km² y una longitud de 145 km desde sus orígenes (nevado Pacay) a 5 500 m.s.n.m hasta su desembocadura a 0 m.s.n.m en el Océano Pacífico (FFLA, 2015; K-WATER et al., 2015). Limita geográficamente por el norte con la cuenca del río Chillón, por el sur con la cuenca del río Lurín, por el este con el río Mantaro y por el oeste con el Océano Pacífico (ANA, 2019).

El caudal promedio anual de su río principal (río Rímac), incluyendo sus derivaciones es de 27 m³ s⁻¹ que equivalente a unos 850 Millones de Metros Cúbicos (MMC) anuales (OA CHIRILU, 2019; AQUAFONDO y PROACC, 2016). La cuenca del río Rímac está conformada por nueve subcuencas los cuales son: Bajo Rímac, Quebrada Jicamarca (Quebrada Huaycoloro), Jicamarca - Santa Eulalia, Río Santa Eulalia, Santa Eulalia – Parac, Quebrada Parac, Parac - Alta río Rímac y Río Blanco (ANA, 2019).

Dentro de las cuencas de la costa peruana, la cuenca del río Rímac es una de las más explotadas, debido a que en esta se desarrollan actividades agropecuarias, industriales, comerciales, de servicios (transporte, hotelería, restaurantes, entre otras), mineras y energéticas (ANA, 2010). Además, abastece con hasta el 69 por ciento de agua superficial a la ciudad de Lima y Callao, una megaciudad de América Latina de mayor crecimiento poblacional que cuenta con más 10 millones de habitantes (INEI, 2019a, 2019b; AQUAFONDO y PROACC, 2016). Esta ciudad se encuentra en la parte baja de

La ANA estableció una red de monitoreo conformada por un total de 25 estaciones (**Tabla 1 y Figura 4**), distribuidos de la siguiente manera: 12 estaciones se ubican en los tributarios o afluentes a la cuenca y las 13 estaciones restantes, en su río principal. Los tributarios en las que se establecieron las 12 estaciones de monitoreo fueron: la quebrada Antarranra, laguna Ticticocha, río Chinchán, río Blanco, río Aruri, río Mayo, laguna Canchis, quebrada Leoncocha, quebrada Collque, río Santa Eulalia y Quebrada Huaycoloro, Laguna Canchis y Laguna Titicocha (ANA, 2018).

3.1.3. Colección de datos

La base de datos del monitoreo de calidad del agua superficial en la cuenca del río Rímac realizados por la DIGESA y la ANA, se obtuvieron de los informes técnicos públicos (DIGESA, 2011a, 2011b, 2011c, 2011d, 2011e, 2011f, 2011g) y de los informes proporcionados por la ANA, a través del mecanismo de acceso a la información pública, (ANA 2012, 2013, 2014a, 2014b, 2014c, 2014d, 2015, 2016, 2017, 2018). La base de datos comprende los siguientes informes:

- Evaluación de muestras de agua del río Rímac con datos de DIGESA y SEDAPAL - 19/20/26/27 de enero 2011.
- Evaluación de muestras de agua del río Rímac con datos de DIGESA y SEDAPAL - 09/10 de febrero 2011.
- Evaluación de muestras de agua del río Rímac y principales afluentes con datos de DIGESA Y SEDAPAL - 09/10 de marzo 2011.
- Evaluación de muestras de agua del río Rímac y principales afluentes con datos de DIGESA Y SEDAPAL - 13/14 de abril 2011.
- Evaluación de muestras de agua del río Rímac y principales afluentes con datos de DIGESA Y SEDAPAL - 11/12 de mayo 2011.
- Evaluación de muestras de agua del río Rímac y principales afluentes con datos de DIGESA Y SEDAPAL - - 15/16 de junio 2011.
- Evaluación de muestras de agua del río Rímac con datos de DIGESA Y SEDAPAL - 10/11/25/26 de agosto 2011.

Tabla 1: Estaciones de monitoreo en la cuenca del río Rímac

Estaciones de Monitoreo	Ubicación	Parte de la cuenca
RRChin1(T)	Río Chinchán, 100 m aguas abajo puente ferrocarril, Carretera Central, altura del KM 119.5	Alta
QAnta1(T)	Quebrada Antaranra. 100 m aguas abajo del vertimiento de aguas residuales de Volcán Compañía Minera - UM Ticlio	Alta
LTict1(T)	Laguna Ticticocha, Carretera Central Km 127 de la carretera central	Alta
RRima1 (RP)	Río Rímac, 150 m aguas abajo del vertimiento de aguas residuales Empresa Minera Los Quenuales S.A	Alta
RRima2 (RP)	Río Rímac, 220 m aguas abajo del vertimiento de aguas residuales de la compañía minera Casapalca S.A	Alta
RRima3 (RP)	Río Rímac, puente Anchi II, Carretera Central .Km 100, antes de unión con río Blanco	Alta
RRima4 (RP)	Río Rímac, 100 m aguas abajo del vertimiento Minera NYRSTAR CORICANCHA (Ex San Juan) antes de la confluencia con el río Aruri	Alta
RRima5 (RP)	Río Rímac, aguas arriba de la confluencia con el río Mayo (Puente Tambo de Viso), Carretera Central Km 83.5	Alta
RRima6 (RP)	Río Rímac, 100 m aguas abajo del Puente Surco, Carretera Central Km 66	Alta
RRima7 (RP)	Río Rímac, 100 m aguas arriba del puente Ricardo Palma, Carretera Central Km 38 (Cancha de Grass sintético de la Municipalidad)	Alta
RRima8 (RP)	Río Rímac, 80 m aguas abajo del Puente Morrón, Carretera Central Km 23	Media
RRima9 (RP)	Río Rímac, Bocatoma de la Planta de Tratamiento de Agua Potable Huachipa	Media
RRima10 (RP)	Río Rímac, Bocatoma 1, Planta de Tratamiento de Agua Potable la Atarjea	Baja
RRima11 (RP)	Río Rímac, Bocatoma 2, Planta de Tratamiento de Agua Potable la Atarjea	Baja
RRima12 (RP)	Río Rímac, 200 m aguas abajo del Puente Universitaria0. Av Morales Duárez (Parque chumpitaz)	Baja
RRima13 (RP)	Río Rímac, 20 m aguas arriba del puente Néstor gambeta	Baja
Sub Cuenca Río Blanco		
RBlan1 (T)	Río Blanco, 20 m aguas debajo de Estación Meteorológica SENAMHI	Alta
Sub Cuenca Río Aruri		
RArur1 (T)	Río Aruri 25 m aguas debajo de puente de madera artesanal y 20 m de la descarga de la bocamina S/N (Millotingo)	Alta
RArur2 (T)	Río Aruri 50 m antes de la confluencia con el río Rímac (ingreso por Edegel)	Alta
Sub Cuenca Río Mayo		
RMayo1 (T)	Río Mayo, 50 m antes de la confluencia con el río Rímac	Alta
Quebrada Huaycoloro		
QHuay1 (T)	Quebrada Huaycoloro, 40 m antes de la confluencia con el río Rímac	Media
Sub Cuenca Santa Eulalia		
LCanc1 (T)	Laguna Canchis, antes de la salida hacia la quebrada del mismo nombre	Alta
QLeon1 (T)	Quebrada Leoncocha, en el cruce con la carretera (1Km aguas debajo de la laguna Canchis)	Alta
QColl1 (T)	Quebrada Collque, antes de la confluencia con el río Santa Eulalia o río Macachaca	Alta
RSant1 (T)	Río Santa Eulalia, 100 m aguas arriba del puente antes de confluencia con el río Rímac	Alta

Nota: (T)=Tributarios; (RP)= Río Principal

- Informe Técnico – Resultados del monitoreo de la calidad del agua en la cuenca del río Rímac – 2012, N°006-2012-ANA-DGCRH/JJOS.
- Informe Técnico – Resultados del primer monitoreo de la calidad del agua en la cuenca del río Rímac – 2013, N°005-2013-ANA-DGCRH/RATQ.
- Segundo monitoreo participativo de la calidad del agua superficial de la cuenca del río Rímac – 2013, N°072-2014-ANA-AAA.CF-ALA-CHRL/JLTV.
- Tercer monitoreo participativo de la calidad del agua superficial de la cuenca del río Rímac – 2013, N°073-2014-ANA-AAA.CF-ALA-CHRL/JLTV.
- Primer monitoreo participativo de la calidad del agua superficial de la cuenca del río Rímac – 2014, N°074-2014-ANA-AAA.CF-ALA-CHRL/JLTV.
- Informe del segundo monitoreo de la calidad del agua superficial de la cuenca del río Rímac – 2014, N°020-2014-ANA-DGCRH-GOCRH.
- Resultados del monitoreo participativo de la calidad del agua superficial de la cuenca del río Rímac – 2015, N°085-2015-ANA-AAA.CF/SDGSRH.
- Informe Técnico de resultados del primer monitoreo participativo de la calidad del agua superficial de la cuenca del río Rímac – 2016, N°083-2016-ANA-AAA CF/SDGSRH.
- Informe Técnico de resultados de monitoreo participativo de la calidad del agua superficial de la cuenca del río Rímac – 2017, N°241-2017-ANA-AAA CF-ALA-CHRL-AT/CLLC.
- Informe Técnico de resultados del monitoreo de la calidad del agua superficial de la cuenca del río Rímac – 2018, N°182-2018-ANA-AAA CF-ALA-CHRL-AT/CLLC.

Los métodos de análisis de los parámetros evaluados en dichos informes fueron realizados tomando las consideraciones de los Protocolos Nacionales de Monitoreo de Calidad de Agua vigentes en su periodo (ANA, 2011, 2016).

3.2. Procedimiento

3.2.1. Definición de estaciones y parámetros de estudio

El monitoreo de la calidad de las aguas superficiales en la cuenca del río Rímac se viene llevando a cabo desde el año 2011 a cargo de instituciones del estado peruano tales como DIGESA y ANA principalmente. De los informes reportados por las instituciones antes mencionadas, durante el período 2011 a 2018 estas instituciones establecieron entre 25 y 26 estaciones de monitoreo a lo largo de la cuenca del río Rímac y analizaron entre 32 y 57 parámetros físico-químicos y microbiológicos de calidad de agua. Debido a que las estaciones de monitoreo y los parámetros de calidad de agua no contaban con todos los registros para el período en estudio, se definió un conjunto de datos para la investigación.

La definición del conjunto de estaciones de monitoreo se realizó verificando la representatividad de los datos en los años de monitoreo para período de estudio. Por lo que, para obtener una amplia representación estadística, se optó por seleccionar estaciones que fueron monitoreadas de manera continua o contaban con al menos 5 años de registro, los 5 años mínimos de registro se estipuló debido a que en este período se vio una gran cantidad de estación con serie de datos completos, este criterio también fue establecido por otro estudio (Calazans, 2015).

La elección de parámetros estadísticamente representativos para el análisis de la calidad del agua de la Cuenca del Río Rímac, se realizó en base a dos criterios. El primero, se excluyeron parámetros que contaban con más del 90 por ciento de datos reportados por debajo del límite de detección (LD) del método analítico de medición, debido a que no mostraban variación significativa en la calidad del agua durante el período de estudio. El segundo, su importancia ambiental y sanitaria en la interpretación de la calidad del agua, para ello se comparó los registros de monitoreo de cada parámetro y por cada año con el ECA para agua D.S N°004-2017-MINAM, según la categoría correspondiente, se definió que los valores registrados por los parámetros no debieron superar el 50 por ciento del ECA en su categoría, los criterios antes mencionados ya han sido utilizado en otras investigaciones (Calazans, 2015; Calazans et al., 2018).

Estos procedimientos de definición de datos fueron muy importantes para la correcta aplicación del análisis multivariado.

3.2.2. Análisis y pretratamiento de datos:

Una vez definidas las estaciones y parámetros de estudio, se procedió con el pretratamiento de datos el cual consistió en el reemplazo e imputación de éstos, siguiendo los siguientes procedimientos:

- Para aquellos parámetros que presentaron registros menores a su límite de detección (LD) se procedió a reemplazar los mismos con valores iguales a la mitad del límite de detección (LD/2) (Helsel, 2011; Palarea y Martín, 2013; Flores, 2017).
- Para aquellos parámetros que presentaron valores faltantes, se procedió a imputar estos registros por el método del vecino más cercano (Flores, 2017). El cual es uno de los 10 algoritmos más influyentes en la minería de datos y es aplicado en numerosas técnicas de procesamiento de datos (Maillo, 2020). Este es un método para clasificar casos basándose en su parecido a otros casos, siendo la distancia entre dos casos una medida de disimilaridad. Los casos parecidos que se encuentran próximos a éstos se les denomina vecinos. El número de vecinos más próximos que deben examinarse se denomina k (IBM, 2021). El procedimiento consiste en identificar la distancia entre la variable a imputar y cada una de la unidad restante mediante alguna medida de distancia, por lo que se determina la unidad más cercana a la variable a imputar, usando el valor de esta unidad cercana para imputar el dato faltante (Castro y Ávila, 2006).
- Respecto de los valores atípicos, estos se analizaron individualmente para determinar si se mantienen o se eliminan del análisis. Por lo que, primero se identificaron para después evaluar su probabilidad de ocurrencia (Calazans, 2015). Se encontró que éstos eran probables de ocurrir, dado que se presentaban en una misma fecha de monitoreo y en casi todas las estaciones evaluadas, por lo que no se pueden considerar como errores de medición o transcripción. Por ello se optó por mantenerlos todos en los análisis.

La base de datos seleccionado resultó en 21 parámetros de calidad ambiental y 24 estaciones de monitoreo, evaluados durante el período 2011 a 2018. Los parámetros seleccionados fueron: demanda química de oxígeno (DQO), demanda bioquímica de oxígeno (DBO₅), oxígeno disuelto (OD), conductividad eléctrica (CE), sólidos suspendidos totales (SST), temperatura (T), potencial de hidrogeno (pH), aluminio total

(Al), arsénico total (As), cadmio total (Cd), hierro total (Fe), manganeso total (Mn), antimonio total (Sb), cromo total (Cr), plomo total (Pb), cobre total (Cu), zinc (Zn), magnesio (Mg), calcio (Ca), sodio (Na) y coliformes termotolerantes (CTT). Mientras que, las estaciones seleccionadas fueron: RChin1, QAnta1, LTict1, RRima1, RRima2, RRima3, RRima4, RRima5, RRima6, RRima7, RRima8, RRima9, RRima10, RRima11, RRima12, RRima13, RBlan1, RArur1, RArur2, RMayo1, QHuay1, LCanc1, QColl1 y RSant1.

Una vez obtenido la base datos finales, se procedió a exportar y analizar los mismos con el software R versión 4.3.0. (R Core Team 2020), bajo el software de código abierto RStudio: Integrated Development Environment for R (RStudio, 2020).

3.2.3. Análisis exploratorio inicial

El análisis exploratorio inicial consistió en determinar los estadísticos descriptivos de la base de datos bruta (no estandarizada), el cual se centró en el cálculo de los valores máximos, mínimos, media, mediana, varianza, coeficiente de variación, desviación estándar, coeficientes de asimetría y curtosis, con el objetivo de visualizar la variación y exploración de la distribución de los datos.

3.2.4. Evaluación de la variación espacial de la calidad del agua de la cuenca del río Rímac en el período 2011- 2018 mediante el AC.

Se aplicó el AC para agrupar las estaciones en estudio en base a las características comunes que poseen (nivel de concentración de sus parámetros), de manera que las estaciones dentro de un mismo grupo (clúster) son las más homogéneas posibles y estaciones que pertenecen a diferentes grupos (clúster) son muy heterogéneos entre sí; el nivel de similitud en el que se fusionan las estaciones se utiliza para construir un dendrograma (Mustapha *et al.*, 2014). El dendrograma permitió identificar de manera visual las estaciones de monitoreo que presentan alta homogeneidad en la calidad de sus aguas (sitios de monitoreo en el mismo grupo) y aquéllos con alta heterogeneidad (sitios de monitoreo en diferentes grupos) (Calazans et al., 2018).

En este estudio, se aplicó el análisis conglomerado jerárquico (ACJ) que tiene a un dendrograma como resultado final y se utilizó el método de Ward basado en una transformación estandarizada (puntaje Z) como técnica de agrupación de clúster y la distancia euclidiana como medida de similitud. Este enfoque ya ha sido ampliamente

utilizado en otros estudios de evaluación de la calidad de agua (Singh et al., 2020; Yilma et al., 2019; Achieng et al., 2017; Mustapha et al., 2014).

La estandarización previa a la aplicación de la técnica multivariada consistió en obtener un conjunto de datos donde la media y la varianza adquieren valores de 0 y 1, respectivamente, la finalidad de este procedimiento previo fue minimizar y eliminar la influencia de la varianza y las diferentes unidades de medida, obteniendo datos adimensionales (Simeonov et al., 2004). La **Figura 5** muestra de forma resumida el procedimiento de la aplicación del ACJ en la evaluación espacial de la calidad el agua del río Rímac.

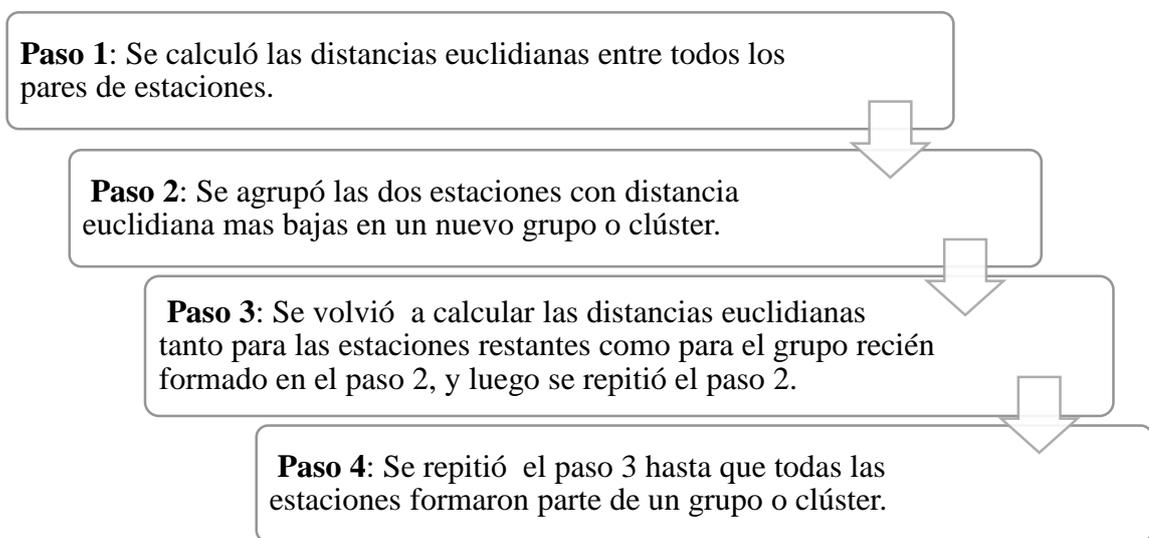


Figura 5: Resumen de pasos de la aplicación del ACJ para la evaluación espacial de la calidad el agua del río Rímac.

FUENTE: Adaptado de Zhao et al. (2015)

El ACJ se realizó con el software estadístico R (R Core Team 2020) bajo el software de código abierto RStudio: Integrated Development Environment for R (Rstudio, 2020), empleando la función hclust. La configuración a nivel de estaciones de monitoreo para la aplicación del ACJ sobre la base de los datos constituidos por las concentraciones de los parámetros de calidad de agua se presenta a continuación en la **Tabla 2**.

Tabla 2: Esquema de la base de datos para la aplicación del ACJ establecido para la agrupación de las estaciones de monitoreo

Parámetros	Estaciones de monitoreo											
	Estación 1	Estación 2	Estación 3	Estación 4	Estación 5	Estación 6	Estación 7	Estación 8	Estación 9	Estación 10	...	Estación 24
Parámetro 1	obs1	obs1	obs1	obs1	obs1	obs1	obs1	obs1	obs1	obs1	obs1	obs1
	obs2	obs2	obs2	obs2	obs2	obs2	obs2	obs2	obs2	obs2	obs2	obs2
	obs3	obs3	obs3	obs3	obs3	obs3	obs3	obs3	obs3	obs3	obs3	obs3
	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
Parámetro 2	obsn	obsn	obsn	obsn	obsn	obsn	obsn	obsn	obsn	obsn	obsn	obsn
	obs1	obs1	obs1	obs1	obs1	obs1	obs1	obs1	obs1	obs1	obs1	obs1
	obs2	obs2	obs2	obs2	obs2	obs2	obs2	obs2	obs2	obs2	obs2	obs2
	obs3	obs3	obs3	obs3	obs3	obs3	obs3	obs3	obs3	obs3	obs3	obs3
Parámetro 21	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
	obsn	obsn	obsn	obsn	obsn	obsn	obsn	obsn	obsn	obsn	obsn	obsn
	obs1	obs1	obs1	obs1	obs1	obs1	obs1	obs1	obs1	obs1	obs1	obs1
	obs2	obs2	obs2	obs2	obs2	obs2	obs2	obs2	obs2	obs2	obs2	obs2
Parámetro 24	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
	obsn	obsn	obsn	obsn	obsn	obsn	obsn	obsn	obsn	obsn	obsn	obsn

Nota: obs=registros de monitoreo

Asimismo, se implementó el ACP para validar los resultados obtenidos por el ACJ, el modo de aplicación y los pasos seguidos son similares a los descritos en el Ítem 3.2.6 de este documento.

3.2.5. Identificación de relaciones entre parámetros de calidad de agua usando el AC.

El AC se llevó a cabo sobre la matriz de datos recopilados en el periodo de estudio, con la finalidad de evaluar la relación entre las variables o parámetros de calidad de agua. Para ello se aplicó el análisis de conglomerado.

La aplicación del AC sirvió para agrupar los parámetros de la calidad del agua, de manera que los parámetros dentro de un mismo grupo (clúster) sean los más homogéneos posibles y los parámetros en diferentes grupos (clúster) muy heterogéneos entre sí; el nivel de similitudes en el que se fusionan las estaciones se utiliza para construir un dendrograma (Perez, 2005; Mustapha et al., 2014). El dendrograma proporcionará un resumen visual de los procesos de agrupamiento, presentado como una imagen de los grupos y su proximidad, con una reducción dramática en la dimensionalidad de los datos originales (Ogwueleka, 2015).

En este estudio, se aplicó el análisis conglomerado jerárquico (ACJ) que tiene a un dendrograma como resultado final y se utilizó el método de Ward basado en una transformación estandarizada (puntaje Z) como técnica de agrupación de clúster y la distancia euclidiana como medida de similitud. Este enfoque ya ha sido ampliamente utilizado en otros estudios de evaluación de la calidad de agua (Singh et al., 2020; Yilma et al., 2019; Achieng et al., 2017 y Mustapha et al., 2014).

La estandarización previa a la aplicación de la técnica multivariada consistió en obtener un conjunto de datos donde la media y la varianza adquieren valores de 0 y 1, respectivamente, la finalidad de este procedimiento previo fue minimizar y eliminar la influencia de la varianza y las diferentes unidades de medida, obteniendo datos adimensionales (Simeonov et al., 2004).

El ACJ se realizó con el software estadístico R (R Core Team 2020) bajo el software de código abierto RStudio: Integrated Development Environment for R (Rstudio, 2020), empleando la función *hclust*. La configuración a nivel parámetros de la calidad del agua para la aplicación del ACJ sobre la base de datos constituida por las concentraciones de los parámetros de calidad de agua de las estaciones de monitoreo se presenta a continuación en la **Tabla 3**.

Tabla 3: Esquema de la base de datos para la aplicación del ACJ establecido para la agrupación de los parámetros de calidad de agua

Estaciones de monitoreo	Parámetros de la calidad del agua											
	Parámetro 1	Parámetro 2	Parámetro 3	Parámetro 4	Parámetro 5	Parámetro 6	Parámetro 7	Parámetro 8	Parámetro 9	Parámetro 10	...	Parámetro 21
Estación 1	obs1	obs1	obs1	obs1	obs1	obs1	obs1	obs1	obs1	obs1	obs1	obs1
	obs2	obs2	obs2	obs2	obs2	obs2	obs2	obs2	obs2	obs2	obs2	obs2
	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
	obsn	obsn	obsn	obsn	obsn	obsn	obsn	obsn	obsn	obsn	obsn	obsn
Estación 2	obs1	obs1	obs1	obs1	obs1	obs1	obs1	obs1	obs1	obs1	obs1	obs1
	obs2	obs2	obs2	obs2	obs2	obs2	obs2	obs2	obs2	obs2	obs2	obs2
	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
	obsn	obsn	obsn	obsn	obsn	obsn	obsn	obsn	obsn	obsn	obsn	obsn
Estación 24	obs1	obs1	obs1	obs1	obs1	obs1	obs1	obs1	obs1	obs1	obs1	obs1
	obs2	obs2	obs2	obs2	obs2	obs2	obs2	obs2	obs2	obs2	obs2	obs2
	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
	obsn	obsn	obsn	obsn	obsn	obsn	obsn	obsn	obsn	obsn	obsn	obsn

Nota: obs=registros de monitoreo

La **Figura 6** muestra de forma resumida el procedimiento de la aplicación del ACJ para la identificación de relaciones de los parámetros de la calidad del agua del río Rímac.

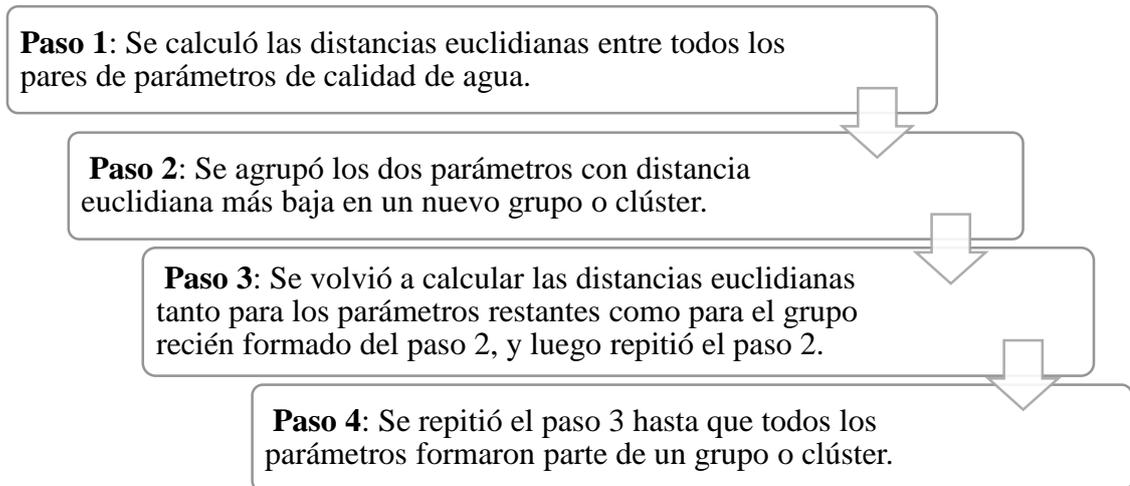


Figura 6: Resumen de pasos de la aplicación del ACJ para la identificación de relaciones de los parámetros de la calidad del agua del río Rímac.

FUENTE: Adaptado de Zhao et al. (2015).

3.2.6. Identificación de las fuentes principales de contaminación de calidad de agua más importantes o relevantes empleando el ACP.

Dado que esta técnica estadística requiere de la construcción de una matriz de correlaciones que permita verificar la relación entre variables, en esta investigación se utilizó el análisis de correlación de Pearson. Posterior a ello y antes de realizar el ACP, se realizaron la prueba de Kaiser-Meyer-Olkin (KMO) y la prueba de Bartlett, a fin de determinar si la técnica en mención podría considerarse como una herramienta apropiada y útil para la reducción significativa en la dimensionalidad de los datos (Gyawali et al., 2012; Yilma et al., 2019).

Un valor de KMO mayor a 0,5 indica la utilidad del ACP y una prueba de Bartlett con un nivel de significancia menor de 0,05 muestra relaciones significativas dentro de las variables (Abdullah et al., 2018; Napi et al., 2020). Asimismo, se realizó la estandarización de los datos por parámetros, el cual consistió en obtener un conjunto de datos donde la media y la varianza adquieren valores de 0 y 1, respectivamente, la finalidad de este procedimiento previo fue minimizar y eliminar la influencia de la varianza y las diferentes unidades de medida, obteniendo datos adimensionales (Simeonov et al., 2004). Finalmente se aplicó el ACP, con el objetivo de reducir la dimensionalidad de las variables en el conjunto de datos primarios, con el objetivo de facilitar su visualización y análisis para la identificación de las principales fuentes de

contaminación en la cuenca del río Rímac. Es decir, transformó los parámetros originales (correlacionadas) en nuevas variables llamadas componentes principales (CP) (no correlacionadas), que fueron una combinación lineal de los parámetros originales (Mustapha et al., 2012).

El ACP al ser una técnica no paramétrica, no se ve afectada cuando los datos en estudio, no tienen tendencias periódicas, no sean homogéneos y por la presencia de valores perdidos (Bouguerne et al., 2017; Khaledian et al., 2018). Los CP obtenidos se sometieron a una rotación varimax para maximizar la diferencia entre los pesos o factores de las variables originales y facilitar la interpretación de los datos. La rotación Varimax es el método más común para el análisis de la calidad del agua superficial (e Silva et al., 2019; Singh et al., 2020). Para establecer la cantidad de CPs a retener se tomaron en cuenta dos criterios; el primero, el criterio de káiser (valor propio >1) y el segundo criterio, la proporción de variabilidad explicada o acumulada del 75 por ciento (Kılıç y Yücel, 2019; Vadde et al., 2018; Ewaid y Abed, 2017; Taoufik et al., 2017; Hellar-Kihampa et al., 2014). La **Figura 7** muestra de forma resumida el procedimiento de la aplicación del ACP y la **Tabla 4** muestra la configuración de los datos para la aplicación del ACP.

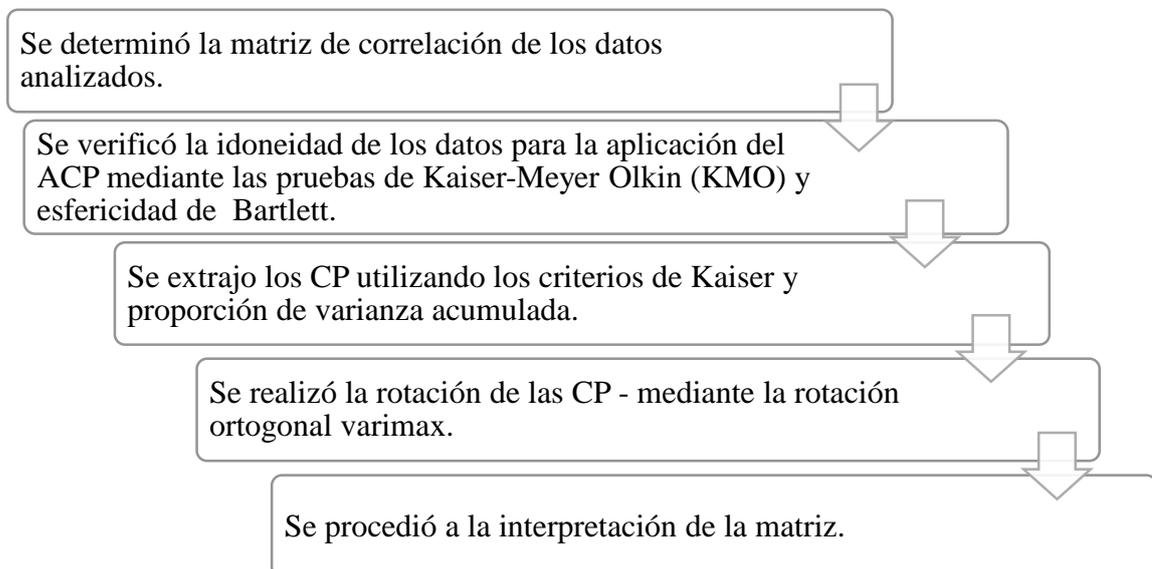


Figura 7: Resumen del uso del ACP en el presente estudio.

FUENTE: Adaptado de eSilva et al. (2020).

Tabla 4: Esquema de la base de datos para la aplicación del ACP a nivel parámetros de calidad de agua

Estaciones de monitoreo	Parámetros de la calidad del agua											
	Parámetro 1	Parámetro 2	Parámetro 3	Parámetro 4	Parámetro 5	Parámetro 6	Parámetro 7	Parámetro 8	Parámetro 9	Parámetro 10	...	Parámetro 21
Estación 1	obs1	obs1	obs1	obs1	obs1	obs1	obs1	obs1	obs1	obs1	obs1	obs1
	obs2	obs2	obs2	obs2	obs2	obs2	obs2	obs2	obs2	obs2	obs2	obs2
	obs3	obs3	obs3	obs3	obs3	obs3	obs3	obs3	obs3	obs3	obs3	obs3
	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
	obsn	obsn	obsn	obsn	obsn	obsn	obsn	obsn	obsn	obsn	obsn	obsn
Estación 2	obs1	obs1	obs1	obs1	obs1	obs1	obs1	obs1	obs1	obs1	obs1	obs1
	obs2	obs2	obs2	obs2	obs2	obs2	obs2	obs2	obs2	obs2	obs2	obs2
	obs3	obs3	obs3	obs3	obs3	obs3	obs3	obs3	obs3	obs3	obs3	obs3
	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
	obsn	obsn	obsn	obsn	obsn	obsn	obsn	obsn	obsn	obsn	obsn	obsn
Estación 24	obs1	obs1	obs1	obs1	obs1	obs1	obs1	obs1	obs1	obs1	obs1	obs1
	obs2	obs2	obs2	obs2	obs2	obs2	obs2	obs2	obs2	obs2	obs2	obs2
	obs3	obs3	obs3	obs3	obs3	obs3	obs3	obs3	obs3	obs3	obs3	obs3
	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
	obsn	obsn	obsn	obsn	obsn	obsn	obsn	obsn	obsn	obsn	obsn	obsn

Nota: obs=registros de monitoreo

Todos los análisis se realizaron con el software estadístico R (R Core Team, 2020) bajo el software de código abierto RStudio: Integrated Development Environment for R (Rstudio, 2020), empleando la función *prcomp*.

IV. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

4.1. Análisis exploratorio

En la **Tabla 5** se muestran los resultados del análisis de estadística descriptiva (mínimo, máximo, media, desviación estándar, varianza, asimetría y curtosis) de los parámetros de calidad de agua evaluados en este estudio. Los **Anexos 2 y 3** presentan los resultados a detalle de las estadísticas descriptivas de los 21 parámetros por cada una de las 24 estaciones evaluadas. La conductividad eléctrica (CE) y la temperatura (T) presentaron un rango de variación de $11 \mu\text{S cm}^{-1}$ a $2291,80 \mu\text{S cm}^{-1}$ y $3,18 \text{ }^\circ\text{C}$ a $31,48 \text{ }^\circ\text{C}$ respectivamente, siendo la estación LTic1 quien presentó los valores mínimos y QHuay1 los valores máximos, en ambos parámetros. El pH osciló entre los valores de 3,34 a 9,86 unidades, presentándose el valor mínimo en la estación LCant1 y el valor máximo en la estación RChin1. La demanda bioquímica de oxígeno (DBO_5), demanda química de oxígeno (DQO) y oxígeno disuelto (OD) variaron de $0,1$ a 159 mg L^{-1} ; 1 a 553 mg L^{-1} y $0,54$ a $12,03 \text{ mg L}^{-1}$, respectivamente. La estación QHuay1 presentó los valores promedio máximos de DBO_5 y DQO y el valor promedio mínimo de OD. El parámetro sólidos suspendidos totales (SST) osciló entre los valores de $0,50 \text{ mg L}^{-1}$ a 854 mg L^{-1} , siendo la estación RSant1 la que registró el valor promedio máximo.

Los metales como el Fe, Al y Mn fueron los elementos más abundantes en la cuenca del río Rímac, mientras que el Cr, Cd y Sb fueron los menos abundantes. Las concentraciones medias de los metales totales en orden decreciente en toda la cuenca, fueron Fe ($2,97 \text{ mg L}^{-1}$), Al ($1,76 \text{ mg L}^{-1}$), Mn ($1,17 \text{ mg L}^{-1}$), Zn ($0,87 \text{ mg L}^{-1}$), Cu ($0,1 \text{ mg L}^{-1}$), Pb ($0,04 \text{ mg L}^{-1}$), As ($0,03 \text{ mg L}^{-1}$), Cr ($0,01 \text{ mg L}^{-1}$), Cd y Sb ($0,004 \text{ mg L}^{-1}$). Asimismo, en la Tabla 6 se presentan las concentraciones promedio de los metales estudiados en función del ámbito geográfico de la cuenca.

Se observa que, los metales pesados siguieron el siguiente orden: Fe>Mn>Al>Zn>Cu>Pb>As>Sb>Cr>Cd para la cuenca alta, Fe>Al>Zn>Mn>Pb>Cu>As>Cr>Cd>Sb para la cuenca media y Fe>Al>Zn>Mn>Cu>As>Pb>Cr>Cd>Sb para la cuenca baja.

Tabla 5: Estadísticos descriptiva de los 21 parámetros de calidad de agua

Parámetros	Rango	Mínimo	Máximo	Media	Desviación Estándar	Varianza	Asimetría	Curtosis
CE	2280,8	11	2291,8	539,92±17,05	344,45	118646,54	2,2	6,38
T	28,3	3,18	31,48	14,73±0,31	5,82	33,85	0,25	-0,64
PH	6,52	3,34	9,86	8,05±0,04	0,9	0,8	-2,04	6,97
DBO	158	1	159	4,67±0,75	15,16	229,72	7,41	61,68
DQO	552	1	553	21,73±2,6	52,51	2757,56	6,53	51,14
OD	11,49	0,54	12,03	6,89±0,09	1,74	3,02	-0,71	1,12
SST	853,50	0,50	854	54,57±5,5	111,09	12340,39	3,9	17,25
Al	28,69	0,01	28,69	1,76±0,16	3,21	10,31	4,3	23,44
Sb	0,09	0,0005	0,09	0,004	0,01	0	4,65	23,87
As	0,47	0	0,47	0,03	0,04	0	5,48	45,96
Cd	0,10	0	0,10	0,04	0,01	0	7,44	88,07
Cr	0,44	0	0,44	0,01	0,03	0	11,89	156,49
Cu	1,17	0	1,17	0,1±0,01	0,15	0,02	3,3	14,56
Fe	61,35	0	61,35	2,97±0,34	6,94	48,12	5,36	33,38
Mn	50,55	0	50,55	1,17±0,21	4,30	18,5	7,62	67,46
Pb	1,41	0	1,41	0,04	0,09	0,01	8,96	114,49
Zn	44,65	0	44,65	0,87±0,13	2,72	7,4	12,08	177,39
Mg	33,52	0,30	33,82	9,50±0,27	5,37	28,88	1,59	2,9
Ca	241,57	20,08	261,65	77,78±2,18	39,97	1597,4	1,72	3,97
Na	540	1,57	541,57	22,41±2,64	48,37	2339,87	5,82	46,05
CTT	2300000 00	0	2300000 00	1178198,8 5± 654745,52	13225211, 28	174906213474 923	14,67	234,86

± Error estándar de la media

Las altas concentraciones de metales en la cuenca se pueden atribuir a fuentes naturales (rocas y sedimentos) y fuentes antropogénicas tales como: las aguas residuales de minas, residuos sólidos industriales, aguas residuales industriales, residuos de mina, minerales de desecho, residuos de construcción, pasivos ambientales mineros, tuberías de drenaje y residuos domésticos (ANA, 2015).

Tabla 6: Estadísticas descriptivas de metales pesados en la cuenca del río Rímac

Cuenca	Estadístico	Al	Sb	As	Cd	Cr	Cu	Fe	Mn	Pb	Zn
Cuenca Alta	Mínimo	0,01	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	Máximo	20,78	0,09	0,47	0,1	0,03	0,79	61,35	50,55	1,41	44,65
	Media	1,21± 0,13	0,01	0,03	0	0,01	0,09± 0,01	1,98± 0,3	1,54± 0,3	0,04± 0,01	1,07± 0,19
	Desv. típ.	2,23	0,01	0,04	0,01	0,01	0,13	5,10	5,06	0,11	3,21
Cuenca Media	Mínimo	0,04	0	0,01	0	0	0,01	0,14	0,04	0	0,05
	Máximo	20,33	0,01	0,12	0,01	0,44	0,16	50,35	1,07	0,34	1,53
	Media	3,01± 0,57	0	0,03	0	0,03 ± 0,01	0,05± 0,01	5,49± 1,41	0,27± 0,03	0,05± 0,01	0,40± 0,05
	Desv. típ.	4,04	0	0,02	0	0,08	0,04	10,09	0,24	0,07	0,32
Cuenca Baja	Mínimo	0,04	0	0,01	0	0	0,01	0	0,04	0	0
	Máximo	28,69	0,01	0,19	0,01	0,12	1,17	51,49	1,13	0,3	1,71
	Media	3,17± 0,60	0	0,05	0	0,01	0,17± 0,03	5,3± 1,15	0,26± 0,03	0,04± 0,01	0,42± 0,04
	Desv. típ.	4,97	0	0,03	0	0,02	0,22	9,48	0,23	0,05	0,34

± Error estándar de la media

Las concentraciones medias de iones, en orden decreciente fueron calcio (Ca) (77,78 mg L⁻¹) Sodio (Na) (22,41 mg L⁻¹) y magnesio (Mg) (9,50 mg L⁻¹). Finalmente, la concentración media de coliformes termotolerantes (CTT) fue 1178198,85 NMP 100mL⁻¹, registrando un valor máximo que llegó a 230000000 NMP 100mL⁻¹ en la estación QHuay1.

Los valores de curtosis y asimetría indican si la muestra sigue o no una distribución normal, es decir un valor de curtosis y asimetría entre -2 y +2 indica que la muestra sigue una distribución normal a un 95 por ciento de confianza (Groeneveld y Meeden, 1984; Bouguerne et al., 2017). Los valores de curtosis y asimetría para los datos evaluados mostraron que solo la T y OD siguen una distribución normal. La distribución asimétrica o no normal son características de datos de calidad ambiental (Pinto *et al.*, 2019). Se debe mencionar que, el ACJ y ACP aplicados en este estudio, al ser técnicas no paramétricas no se ven afectadas por la distribución de los datos (Kazi et al., 2009; Bouguerne et al., 2017; Khaledian et al., 2018).

4.2. Evaluación de la variación espacial de la calidad del agua de la cuenca del río Rímac en el período 2011- 2018 mediante el AC.

La **Figura 8** presenta el correlograma de correlación de Pearson entre las estaciones de monitoreo ubicadas en el río principal de la cuenca del río Rímac. En ésta se observa la correlación positiva muy fuerte a un nivel de significancia del 5 por ciento, entre las

estaciones RRima1 y RRima7 ($r=0,91$); RRima2 y RRima3 ($r=0,92$), ubicadas en la cuenca alta, y entre las estaciones RRima13 y RRima12 ($r=0,81$) de la parte baja de la cuenca. Las muy altas correlaciones entre las estaciones indicarían que éstas tienen características similares en la calidad del agua o comparten tipos de fuentes naturales y antropogénica comunes (Calazans, 2015).

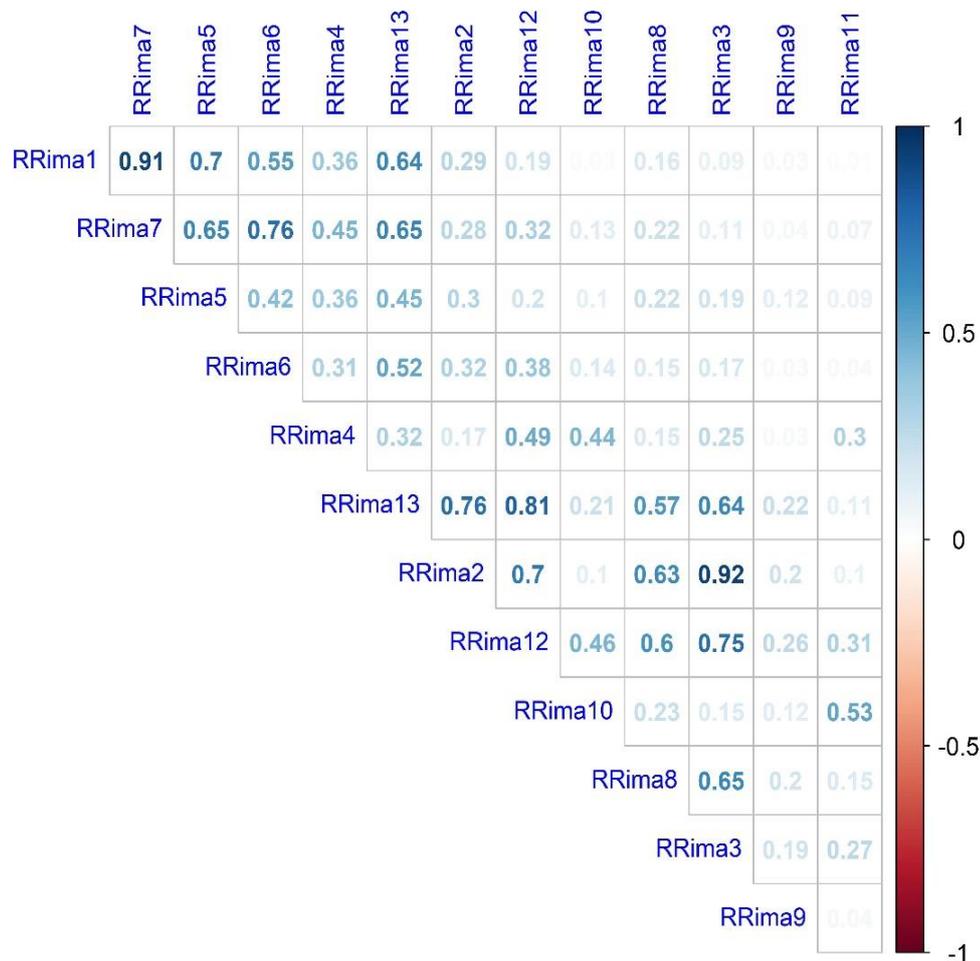


Figura 8: Correlograma entre estaciones de monitoreo ubicadas en el río principal de la cuenca del río Rímac. El análisis de clúster jerárquico (ACJ) se aplicó sobre la base de datos constituida por las concentraciones de los 21 parámetros de la calidad del agua, con la finalidad de determinar grupos de similitud espacial entre las estaciones de monitoreo.

La **Figura 9** muestra el dendrograma obtenido de la aplicación del ACJ a la matriz de datos de calidad de agua de las estaciones de monitoreo ubicadas en el río principal de la cuenca en estudio, en función a los 21 parámetros evaluados. En esta se puede observar la formación de cuatro (04) grupos o clúster, a los que se les ha codificado como CL1, CL2, CL3 y CL4. El clúster 1(CL1) agrupó a las estaciones RRima6, RRima5, RRima1 y

RRima7; el clúster 2 (CL2) a las estaciones RRima8, RRima2, RRima3, RRima12 y RRima13; el clúster 3 (CL3) solo agrupó a la estación RRima9, mientras que las estaciones RRima4, RRima10 y RRima11 se agruparon dentro del clúster 4 (CL4).

De un análisis interno por clúster se puede observar que, en el CL1 formado por las estaciones RRima1, RRima7, RRima5 y RRima6, las dos primeras presentaron menores distancias euclidianas, lo que estaría relacionado con la muy fuerte correlación ($r=0,91$) entre ellas; mientras que, se visualiza mayores distancias entre las últimas lo que se explicaría por las correlaciones moderadas y fuertes presentadas entre sí y con las otras dos estaciones del mismo clúster (**Figura 8**). El CL1 agrupó a estaciones del río principal ubicadas en la cuenca alta, que registraron medias multianuales que sobrepasaron el ECA Categoría 1 subcategoría A2 en los parámetros As, Fe y Pb; y presentaron concentraciones promedio multianuales de CTT superiores a $1500 \text{ NMP } 100\text{mL}^{-1}$ en tres de las cuatro estaciones agrupadas. La calidad de las aguas en estas estaciones se encuentra muy influenciadas, por los posibles vertimientos domésticos proveniente de los centros poblados Casapalca, Cocachacra, Ricardo Palma, Surco, Matucana, y San Mateo, y actividades mineras ejecutadas por las empresas mineras Casapalca, Volcan, Quenuales, Tamboraque, Millontingo, Pacococha, Colqui, Venturosa, Caridad, Lichicocha y Cocachacraaguas; pasivos mineros, lixiviados de residuos sólidos municipales y peligrosos (DIGESA, 2011; OA CHIRILU, 2019; ANA, 2018). Todo lo anterior explicaría las altas concentración de los tres parámetros ante mencionados en el CL1.

De un análisis interno del CL2 se observa la formación de tres subgrupos, el primero formado por la estación RRima8, el segundo por las estaciones RRima2 y RRima3 y el último por las estaciones RRima12 y RRima13. Siendo el segundo y tercer subgrupo quienes presentaron una menor distancia euclidianas entre las estaciones agrupadas, lo que indica una mayor similitud en la calidad de sus aguas, y concuerda con las muy fuertes correlaciones registradas entre estas estaciones ($r=0,92$ y $r=0,81$, respectivamente) (**Figura 8**).

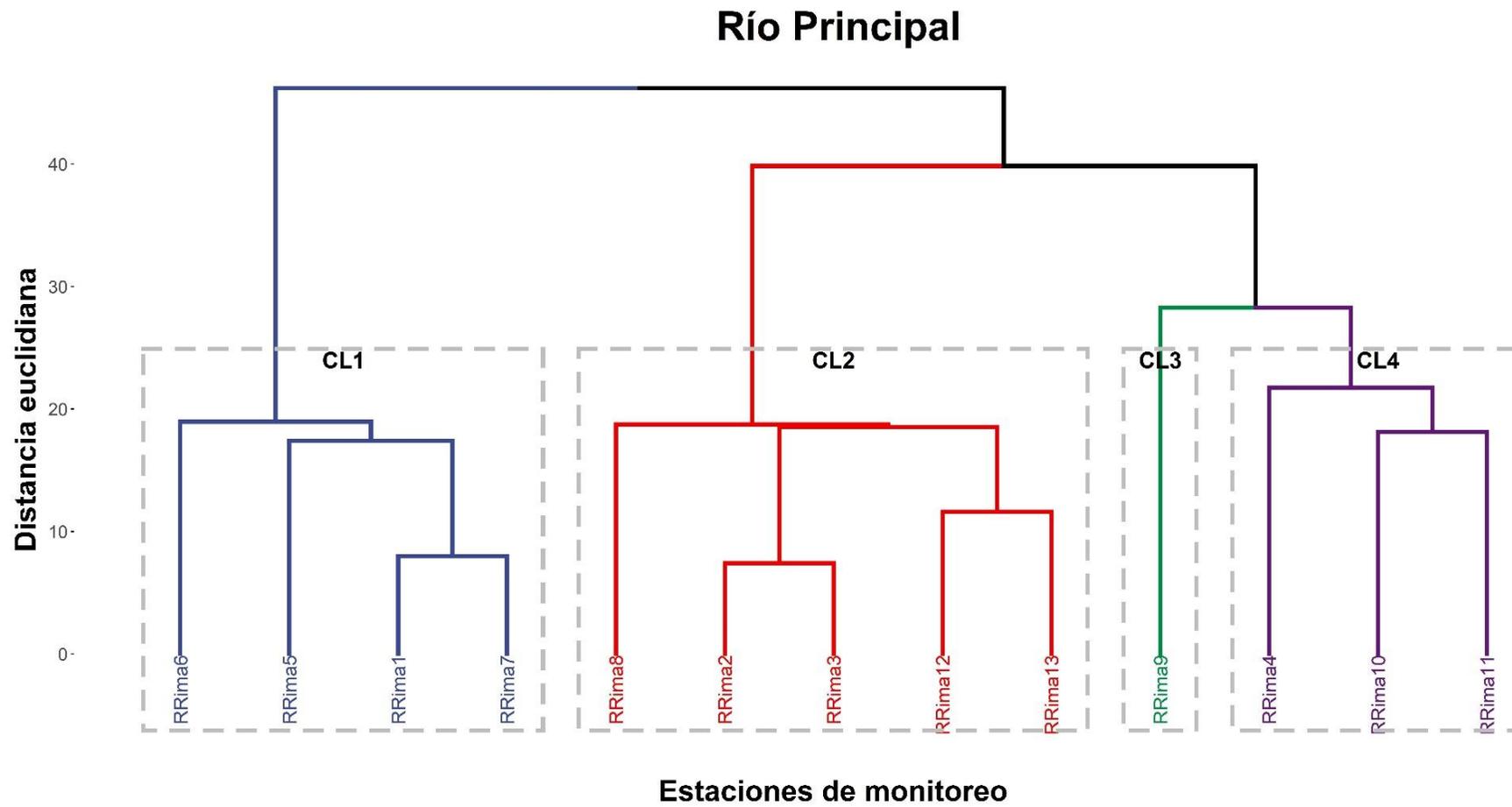


Figura 9: Dendrograma resultante de la aplicación del ACJ a las estaciones de monitoreo ubicadas en el río principal de la cuenca del río Rímac

Asimismo, se evidenció que las estaciones agrupadas en el segundo subgrupo se encuentran en la parte alta de la cuenca y registraron medias multianuales que superan el ECA Categoría 1 subcategoría A2, en los parámetros Fe y Mn con concentraciones promedio multianuales de CTT de 1400 NMP 100mL⁻¹ (ver **Anexo 2**). Siendo las posibles fuentes de estos contaminantes las descargas domésticas, municipales, lixiviados agrícolas, vertimiento de aguas residuales minero metalúrgicas y lixiviados de pasivos ambientales mineros (DIGESA, 2011; OA CHIRILU, 2019; ANA, 2018). Por otra parte, las estaciones agrupadas en el tercer subgrupo se encuentran en la parte baja de la cuenca y registraron medias multianuales que sobrepasaron el ECA Categoría 3 en los parámetros Cu, Mn y CTT, y concentraciones promedio multianual de 8 mg L⁻¹ y 36 mg L⁻¹ de DBO y DQO, respectivamente (ver **Anexo 2**). Los altos valores registrados en los parámetros antes mencionados estarían relacionados con fuentes de contaminación como las descargas de aguas residuales domésticas, municipales e industriales, lixiviados de residuos sólidos municipales, de construcción y peligrosos, generados por el alto desarrollo urbano e industrial en esta área de la cuenca (DIGESA, 2011; K-WATER et al., 2015; INEI, 2018). Mientras que, la estación ubicada en el primer subgrupo se encuentra en la parte media de la cuenca y registró medias multianuales que superan el ECA Categoría 1 subcategoría A2 en los parámetros As, Fe, Pb y CTT. Los hallazgos encontrados, sugerirían analizar la idoneidad de las estaciones equivalentes en el segundo y tercer grupo, es decir, estaciones que estarían brindando la misma información, ya que sufren impactos similares (Calazans, 2015).

Dentro del CL4 se formaron claramente dos subgrupos el primero formado por la estación RRima4 y el segundo por las estaciones RRima10 y RRima11. Las estaciones del segundo subgrupo mostraron una baja distancia euclidiana entre sí, pero mayor distancia que las presentadas entre las estaciones RRima 2 y RRima 3; RRima12 y RRima 13 del CL2, y RRima 1 y RRima7 del CL1, lo que es concordante con las correlaciones entre las estaciones descritas, es decir los últimos pares de estaciones presentaron muy fuertes correlaciones, mientras que las estaciones RRima10 y RRima11 presentaron correlación moderada ($r=0,53$) (**Figura 8**). Bajas distancias euclidianas entre las estaciones agrupadas indican una alta similitud en la calidad de sus aguas, lo que sugiere que las estaciones estarían brindando la misma información, ya que sufren impactos similares (Calazans, 2015).

Asimismo, se evidenció que las estaciones agrupadas en el segundo subgrupo se encuentran en la parte baja de la cuenca, específicamente en el margen derecho e izquierdo del río Rímac y aguas abajo de la convergencia de las aguas de la quebrada Huaycoloro y el río Rímac, siendo esta quebrada la más contaminada de la cuenca del río Rímac (ANA, 2010). Estas estaciones registran medias multianuales que sobrepasan el ECA Categoría 1 subcategoría A2, en los parámetros As, Fe, Pb y CTT y presentan una concentración promedio multianual de DQO de 17 mg L⁻¹. Siendo las posibles fuentes de estos contaminantes las descargas de aguas residuales domésticas e industriales, lixiviados de residuos sólidos orgánicos, lixiviados agrícolas y efluentes de plantas de tratamiento de aguas residuales (DIGESA, 2011; K-WATER et al., 2015; ANA, 2018). Por otro lado, la estación ubicada en el primer subgrupo se encuentra en la parte alta de la cuenca y registró medias multianuales que superan el ECA Categoría 1 subcategoría A2 en los parámetros As, Cd, Fe y Mn. Donde sus posibles fuentes de contaminación vendrían a ser principalmente las actividades mineras, los pasivos mineros, los lixiviados de residuos sólidos municipales y peligrosos (DIGESA, 2011; OA CHIRILU, 2019; ANA, 2018).

El CL3 solo agrupó a la estación RRima9, estación que no presentó correlación o similitud con ningunas de las 12 estaciones evaluadas. El agrupamiento por separado de esta estación puede revelar la importancia de ésta en la evaluación de la calidad del río Rímac. La estación se ubica en la cuenca media del río Rímac, y presenta promedios multianuales que sobrepasan el ECA Categoría 1 subcategoría A2 en los parámetros As, Fe, Pb y CTT. Lo que indicaría que las posibles fuentes de estos contaminantes vendrían a ser, el vertimiento de aguas residuales domésticas, municipales e industriales; los botaderos de residuos sólidos municipales, de construcción e industriales, y los lixiviados agrícolas (DIGESA 2011; K-WATER et al., 2015; ANA, 2018).

La **Tabla 7** presenta los resultados de las pruebas Kaiser-Meyer-Olkin (KMO) y de esfericidad de Bartlett aplicados a las 13 estaciones de monitoreo ubicadas en el río principal de la cuenca en estudio en base a los 21 parámetros, durante el periodo 2011-2018. El resultado de KMO obtenido fue de 0,63 (> 0,5) y la prueba de esfericidad de Bartlett es muy significativa (0,00, p <0,05), lo que indica que el ACP se considera una buena herramienta en la reducción de la dimensionalidad de los datos (Gyawali et al., 2012; Yilma et al., 2019).

Tabla 7: Pruebas de KMO y esfericidad de Bartlett de las estaciones de monitoreo ubicadas en el río principal de la cuenca del río Rímac

KMO y prueba de Bartlett		
Medida de adecuación muestral de Kaiser-Meyer-Olkin		0,63
	Chi-cuadrado aproximado	4629,11
Prueba de esfericidad de Bartlett	gl	78
	Sig.	0,000

Se realizó el ACP con rotación Varimax para reducir el gran conjunto de datos multidimensionales a una pequeña cantidad de nuevas variables que podrían representar al menos el 75 por ciento de la varianza total (Hellar et al., 2014). Se empleó la rotación Varimax a fin de maximizar la varianza de cada uno de las cargas factoriales. Es el método de rotación más común para el análisis de la calidad del agua superficial (Singh et al., 2020; Raghvendra et al., 2019). La **Tabla 8** presenta los resultados de la aplicación del ACP en las 13 estaciones de monitoreo ubicadas en el río principal de la cuenca en estudio en base a los 21 parámetros monitoreados durante el periodo 2011–2018.

Siguiendo el criterio de Kaiser (valores propios >1) se seleccionaron tres (03) CP que explican el 70,88 por ciento de la varianza acumulada de los datos originales; sin embargo, para cumplir con el segundo criterio (varianza acumulada > 75 por ciento) se seleccionó adicionalmente un (01) CP, con el cual se logró explicar el 78,13 por ciento de la varianza acumulada de los datos originales. Un valor propio superior a la unidad indica que una CP contiene más información que una variable original, ofreciendo la oportunidad de reducir la dimensionalidad de los datos (Yilma *et al.*, 2019). Los factores de carga de las variables originales que aportan a un CP en específico se enmarcaron en negrita. Asimismo, la clasificación de los CP se llevó a cabo en función de los valores absolutos de las mismas, es decir, las cargas factoriales en valor absoluto que se encuentren en los rangos de 0,30 a 0,50 ($0,3 < \text{factor de carga} \leq 0,5$), 0,50 a 0,75 ($0,5 < \text{factor de carga} \leq 0,75$) y mayores a 0,75 ($> 0,75$) se consideraron como cargas débiles, moderadas y fuertes, respectivamente (Khaledian et al., 2018; Abed et al., 2019).

La primera CP (CP1) explicó el 40,45 por ciento de la varianza total y estuvo mejor representada por las estaciones RRima2, RRima3, RRima8, RRima12, RRima13, las tres primeras estaciones con fuertes cargas positivas y la última con una carga positiva moderada. La segunda CP (CP2) explicó el 27,92 por ciento de la varianza total y estuvo mejor representada por las estaciones RRima1, RRima5, RRima7 y RRima6, las tres

primeras estaciones con fuertes cargas positivas y la última con una carga positiva moderada. La tercera CP (CP3) explicó el 12,50 por ciento de la varianza total y estuvo mejor representada por las estaciones RRima4, RRima10 y RRima11, la primera con carga positiva moderada y las dos últimas con fuertes cargas positivas respectivamente. La cuarta CP (CP4) explicó el 7,26 por ciento de la varianza total y estuvo mejor representada por la estación RRima9 que aportó con una fuerte carga positiva.

Tabla 8: Matriz de componentes principales de las estaciones de monitoreo ubicadas en el río principal de la cuenca del río Rímac

	CP1	CP2	CP3	CP4
RRima1	0,09	0,93	-0,02	0,00
RRima2	0,93	0,20	-0,03	0,04
RRima3	0,94	0,01	0,13	0,01
RRima4	0,12	0,43	0,64	-0,06
RRima5	0,11	0,76	0,07	0,13
RRima6	0,18	0,74	0,08	-0,07
RRima7	0,11	0,95	0,10	-0,01
RRima8	0,77	0,08	0,10	0,11
RRima9	0,16	0,03	0,04	0,97
RRima10	0,10	0,04	0,86	0,12
RRima11	0,12	-0,05	0,79	-0,03
RRima12	0,79	0,20	0,43	0,10
RRima13	0,73	0,58	0,09	0,10
Autovalores	5,26	2,33	1,63	0,94
% de la varianza	40,45	17,92	12,50	7,26
% de varianza acumulada	40,45	58,37	70,88	78,13

*Los valores en negrita y cursiva indican cargas fuertes y moderadas, respectivamente

Estos hallazgos coinciden con los resultados obtenidos por el método del ACJ (**Figura 9**), donde los CL1, CL2, CL3 y CL4 corresponden a los CP2, CP1, CP4 y CP3 del ACP respectivamente. Las relaciones entre variables, las dos primeras CPs rotadas se muestran en la **Figura 10**. Las variables o estaciones más alejadas son las que aportan mayor variabilidad (Mohamed et al., 2015). El grado de correlación entre variables se mide en relación al ángulo formado por los vectores, es decir las variables más relacionadas se da donde los vectores forman ángulos agudos, ángulos rectos muestran falta de correlación y ángulos llanos indican relación inversa (Flores 2017; Mohamed et al., 2015).

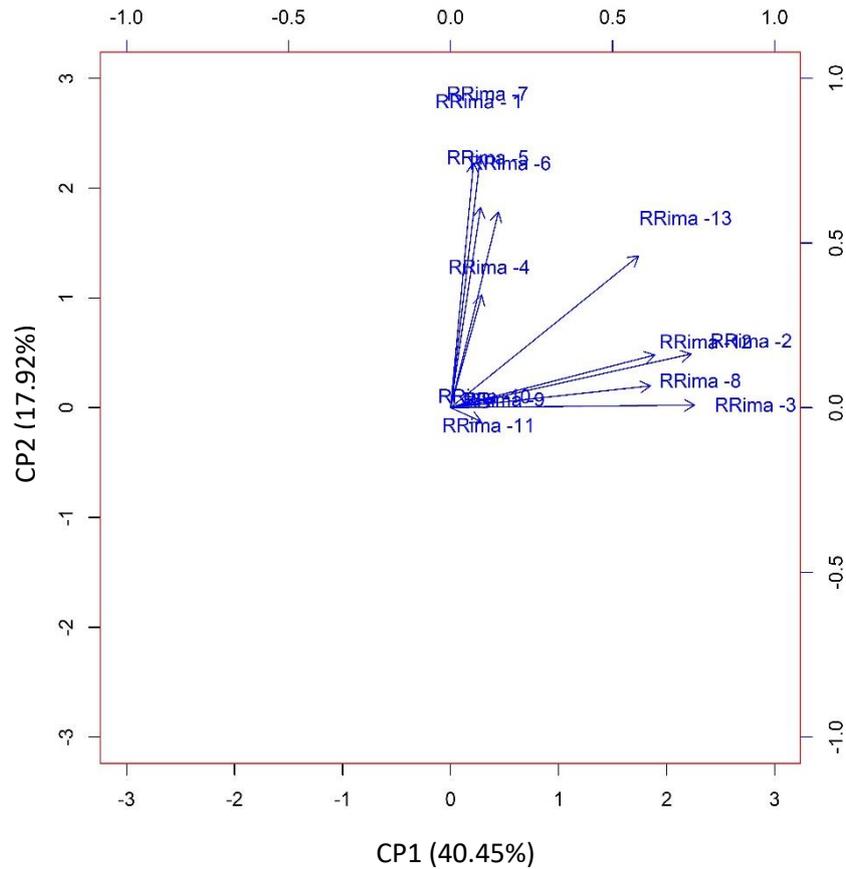


Figura 10: Biplot de las cargas de los dos primeros componentes extraídos luego de la rotación varimax del ACP de las estaciones de monitoreo ubicadas en el río principal de la cuenca del río Rímac

En la **Figura 10** se puede observar que sobre el CP1 las estaciones RRima2 y RRima3 aportan con mayor carga factorial positiva, mientras que, sobre el CP2 las estaciones RRima1 y RRima7 son las que aportan mayor en la variabilidad. Por otro lado, sobre el CP1 se formó un grupo, compuesto por tres subgrupos: el primer subgrupo formado por las estaciones RRima2, RRima3, RRima8, RRima12 fuertemente relacionados; el segundo subgrupo formado por la estación RRima13 y el tercer subgrupo formado por las estaciones RRima9, RRima10 y RRima11 que no aportan en gran medida a la variabilidad. Sobre el CP2 se formó un grupo compuesto por las estaciones RRima1, RRima7, RRima5, RRima6 y RRima4, esta última no aporta mucho a la información sobre la calidad del agua.

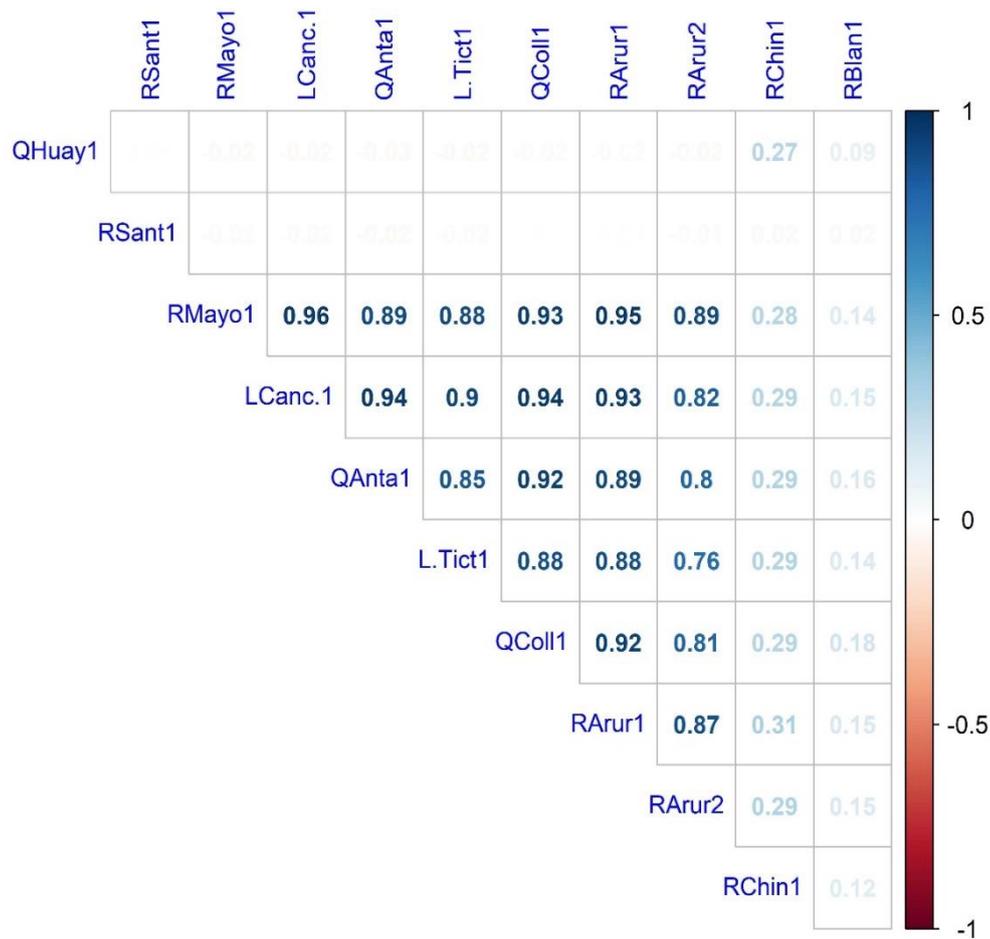


Figura 11: Correlograma entre estaciones de monitoreo ubicadas en los tributarios de la cuenca del río Rímac.

La **Figura 11** muestra el correlograma entre las estaciones de monitoreo ubicadas en los afluentes o tributarios de la cuenca del río Rímac. Se puede observar muy fuertes coeficientes de correlación positivas entre la estación RMayo1 con las estaciones LCanc1 ($r=0,96$), QAnta1 ($r=0,89$), LTict1 ($r=0,88$), QColl1 ($r=0,93$), RArur2 ($r=0,89$), y RArur1 ($r=0,95$); entre la estación LCanc1 con las estaciones QAnta1 ($r=0,94$), QColl1 ($r=0,94$), LTict1 ($r=0,9$), RArur2 ($r=0,89$) y RArur1 ($r=0,93$); entre la estación QAnta1 con las estaciones LTict1 ($r=0,85$), QColl1 ($r=0,92$), RArur2 ($r=0,8$) y RArur1 ($r=0,89$); entre la estación LTict1 con las estaciones QColl1 ($r=0,88$) y RArur1 ($r=0,88$); entre la estación QColl1 con las estaciones RArur1 ($r=0,92$) y RArur2 ($r=0,81$) y entre las estaciones RArur1–RArur2 ($r=0,87$) a un nivel de significancia del 5 por ciento. Las muy altas correlaciones entre las estaciones indicarían que éstas tienen características similares en la calidad del agua o comparten tipos de fuentes naturales y antropogénicas comunes (Calazans, 2015).

La **Figura 12** muestra el dendrograma obtenido de la aplicación del ACJ a la matriz de datos de calidad de agua de las estaciones de monitoreo ubicadas en los tributarios de la cuenca en estudio, en función a los 21 parámetros evaluados. En esta se observa la formación de tres (03) grupos o clúster a los que se les ha codificado como CL1, CL2 y CL3. El clúster 1 (CL1) agrupó a las estaciones RArur1, RArur2, LTict1, QAnta1, QColl1, LCanc1 y RMayo1; el clúster 2 (CL2) solo agrupó a la estación RSant1, mientras que las estaciones RBlan1, QHuay1 y RChin1 se agruparon dentro del clúster 3 (CL3).

El CL1 agrupó a las estaciones que estuvieron muy fuertemente correlacionadas y ubicadas en la parte alta de la cuenca (**Figura 11**), lo que fue concordante con la ubicación de las subcuencas, reflejando también su proximidad geográfica. Éstas estaciones registran medias multianuales relativamente altas en los en los parámetros As, Cd, Fe, Pb y Zn, y presentan una baja concentración promedio multianual de DBO (1.4 mg L^{-1}) y CTT ($15 \text{ NMP } 100\text{mL}^{-1}$) (Ver **Anexo 3**). Lo antes mencionado indicaría una mayor contaminación por metales, que provendrían de fuentes naturales y de actividades antrópicas como el vertimiento de aguas residuales mineras, relaves y pasivos ambientales mineros (K - WATER et al., 2015; ANA, 2018).

Los clústers CL2 y CL3, agruparon a estación que no mostraron correlación alguna entre sí y con las demás estaciones en estudio (**Figura 11**). La estación QHuay1 del CL3 está ubicada en la quebrada Huaycoloro y en la parte de media de la cuenca, y es conocida por ser una quebrada muy impactada que tiene características que la distinguen de las demás, es decir con una alta densidad poblacional y nivel de industrialización (K-WATER et al., 2015; ANA, 2018). Esta estación mostró promedios multianuales extremadamente altos que sobrepasaron el ECA Categoría 1 subcategoría A2 en los parámetros CE, DBO, DQO, CTT, Fe, As, Cr y Pb y niveles muy bajos de OD (Ver **Anexo 3**).

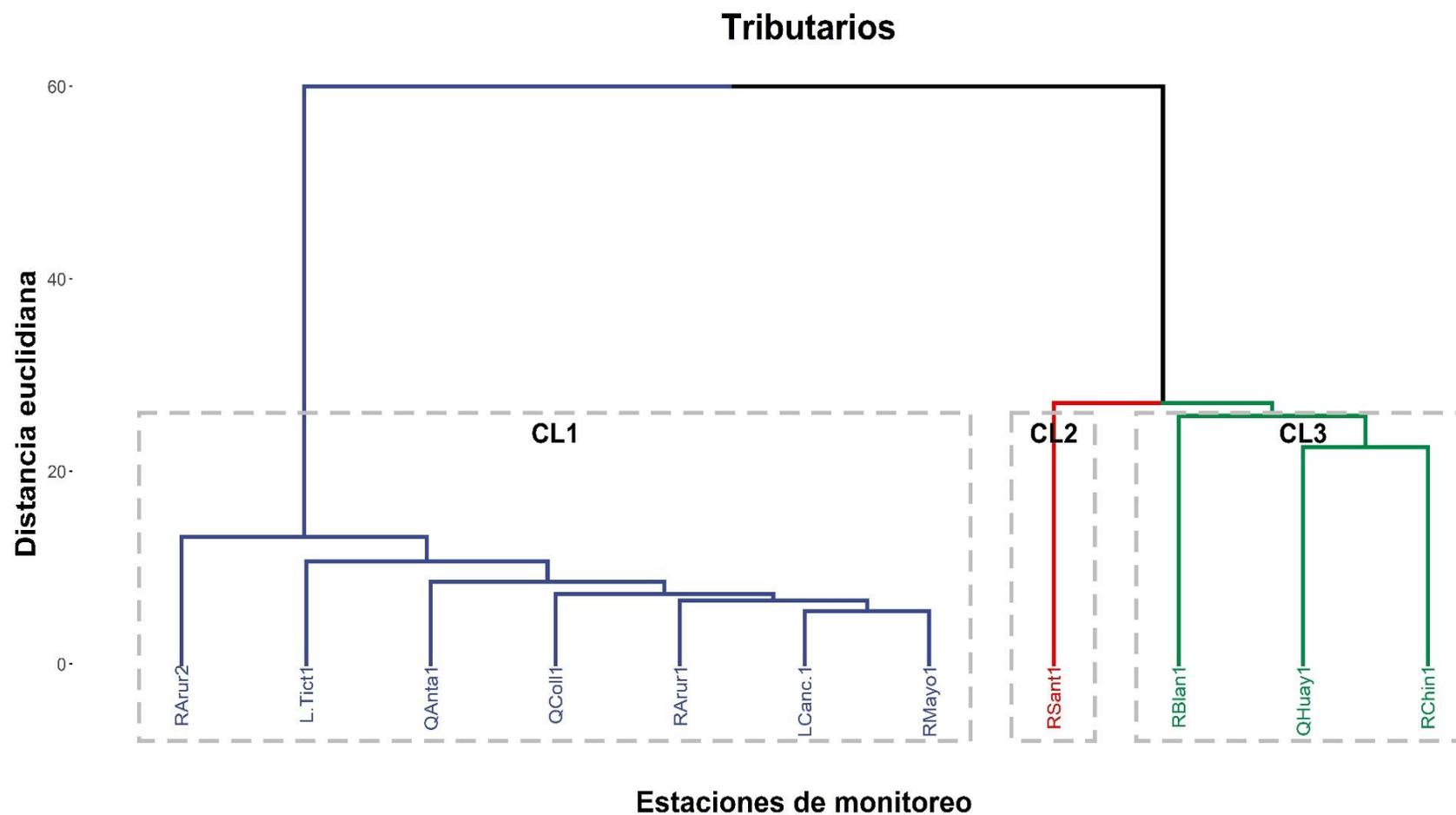


Figura 12: Dendrograma de la aplicación del ACJ a las estaciones de monitoreo ubicadas en los tributarios de la cuenca del río Rímac

Esta quebrada recibe vertimientos autorizados de las empresas Gloria S.A y CBC Manufactura S.A.C, especializadas en rubro de la industria alimentaria y posibles fuentes de materia orgánica, además se registra hasta 210 fuentes de contaminación, entre ellas vertimientos de aguas residuales domésticas, municipales e industriales, lixiviados de residuos sólidos municipales, de construcción y lixiviados agrícolas que aportarían en el incremento de los parámetros antes mencionados (K- WATER et al., 2015; ANA, 2018).

Las estaciones RBlan1 y RChin1 del mismo clúster (CL3) se encuentran ubicadas en las subcuencas del río Blanco y Alto río Rímac de la cuenca alta del río Rímac, respectivamente, estas presentan promedios multianuales que no sobrepasaron el ECA Categoría 1 subcategoría A2 en los parámetros de estudio (Ver **Anexo 3**), lo que podría indicar que las estaciones no presentan contaminación, y que la no correlación entre sí y con las demás estaciones (**Figura 11**) mostrarían sus características particulares, por lo que serían de relevancia en los monitoreos de calidad de agua del río Rímac (Trindade, 2013).

La estación RSant1 del CL2 se encuentra ubicada en la cuenca alta del río Rímac, pero alejada de las demás estaciones del CL1, esta estación presenta promedios multianuales que sobrepasaron el ECA Categoría 1 subcategoría A2 en los parámetros As, Fe, Pb y CTT. Además de un promedio multianual de 11 mg L^{-1} en el parámetro DQO (Ver **Anexo 3**). Lo que indicaría contaminación por efluentes domésticos, posiblemente provenientes de los centros poblados Huanza, Caranpoma, San Juan de Iris, San Lorenzo de Huachupampa, San Pedro de Casta, Callahuanca y Santa Eulalia, sumado a los vertimientos de aguas residuales de mina, relaves mineros, lixiviados agrícolas, lixiviados de residuos sólidos municipales y de construcción (K-WATER et al., 2015; ANA 2018).

La **Tabla 9** presenta los resultados de las pruebas Kaiser-Meyer-Olkin (KMO) y de esfericidad de Bartlett aplicados a las 11 estaciones de monitoreo ubicadas en los tributarios de la cuenca en estudio en base a los 21 parámetros monitoreados durante el periodo 2011 - 2018. El KMO obtenido fue de 0,88 ($> 0,5$) y la prueba de esfericidad de Bartlett es muy significativa (0,00, $p < 0,05$), lo que indica que el ACP se considera una buena herramienta en la reducción de la dimensionalidad de los datos (Gyawali et al., 2012; Yilma et al., 2019).

Tabla 9: Pruebas de KMO y esfericidad de Bartlett de las estaciones de monitoreo ubicadas en los tributarios de la cuenca del río Rímac

KMO y prueba de Bartlett		
Medida de adecuación muestral de Kaiser-Meyer-Olkin.		0,88
	Chi-cuadrado aproximado	4653,35
Prueba de esfericidad de Bartlett	gl	55
	Sig.	0,00

Se realizó el ACP con rotación Varimax para reducir el gran conjunto de datos multidimensionales a una pequeña cantidad de nuevas variables que podrían representar al menos el 75 por ciento de la varianza total (Hellar et al., 2014). Se empleó la rotación Varimax a fin de maximizar la varianza de cada uno de las cargas factoriales. La **Tabla 10** presenta los resultados de la aplicación del ACP en las 11 estaciones de monitoreo ubicadas en los tributarios de la cuenca en estudio en base a los 21 parámetros monitoreados durante el periodo 2011–2018.

Tabla 10: Matriz de componentes principales de las estaciones de monitoreo ubicadas en los tributarios de la cuenca del río Rímac

	CP1	CP2	CP3
LCanc1	0,97	0,09	0,01
LTict1	0,92	0,10	0,00
QAnta1	0,94	0,10	0,00
QColl1	0,96	0,11	0,03
QHuay1	-0,13	0,81	-0,09
RArur1	0,96	0,11	0,02
RArur2	0,89	0,11	0,01
RBlan1	0,13	0,39	0,19
RChin1	0,25	0,71	-0,02
RMayo1	0,97	0,09	0,01
RSant1	-0,03	0,04	0,98
Autovalores	6,47	1,27	1,00
% de la varianza	58,81	11,54	9,10
% de varianza acumulada	58,81	70,35	79,45

*Los valores en negrita, cursiva y subrayado indican cargas fuertes, moderada y débiles, respectivamente

Siguiendo el criterio de Kaiser (valores propios >1) se seleccionaron tres (03) CP que explican el 79,45 por ciento de la varianza acumulada de los datos originales, los cuales cumplieron además el segundo criterio. Las cargas factoriales de las variables originales que aportan a un CP en específico se enmarcaron en negrita. La primera CP (CP1) explicó el 58,81 por ciento de la varianza total y estuvo mejor representada por las estaciones

LCanc1, LTict1, QAnta1, QColl1, RArur1, RArur2, RMayo1 las siete estaciones con fuertes cargas positivas. La segunda CP (CP2) explicó el 11,14 por ciento de la varianza total y estuvo mejor representada por las estaciones QHuay1, RChin1 y RBlan1 con carga fuerte, moderada y débil, respectivamente. La tercera CP (CP3) explicó el 9,10 por ciento de la varianza total y estuvo mejor representada por la estación de monitoreo RSant1 que aportó con una fuerte carga positiva. Estos hallazgos coinciden con los resultados obtenidos por el método del ACJ (**Figura 12**), donde los CL1, CL2 y CL3, corresponden a los CP1, CP3 y CP2, del ACP, respectivamente.

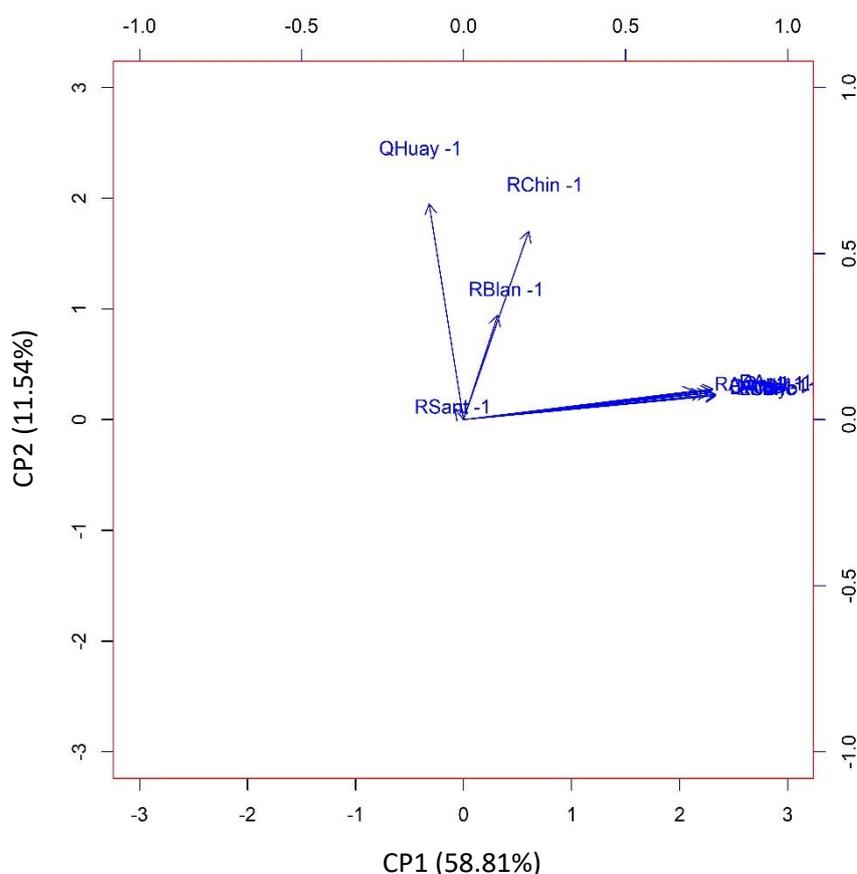


Figura 13: Biplot de las cargas de los dos primeros componentes extraídos luego de la rotación varimax del ACP de las estaciones de monitoreo ubicadas en los tributarios de la cuenca del río Rímac

Las relaciones entre variables y CPs rotadas se muestran en la **Figura 13**. Sobre el CP1 las estaciones LCanc1, LTict1, QAnta1, QColl1, RArur1, RArur2, RMayo1 aportan con mayor carga factorial positiva, mientras que, sobre el CP2 las estaciones QHuay1 y RChin1 son las que aportan mayor variabilidad.

4.3. Identificación de las relaciones entre parámetros de calidad de agua usando el AC.

La **Figura 14** muestra el correlograma entre los parámetros monitoreados en el río principal de la cuenca del río Rímac. Se evidencia una correlación positiva muy fuerte entre el Fe y los SST ($r=0,88$), una correlación fuerte positiva entre los parámetros Fe-Pb ($r=0,6$), Zn-Cd ($r=0,76$), Mn-Sb ($r=0,64$) y Sb-Mg ($r=0,63$); y una correlación fuerte pero negativa entre la T y el Mn ($r=-0,61$) a un nivel de significancia del 5 por ciento. Los parámetros que mostraron una correlación significativa se pueden haber originado de fuentes similares o tener características comparables (Makokha et al., 2015; Njuguna et al., 2020; Saha y Rahman, 2018).

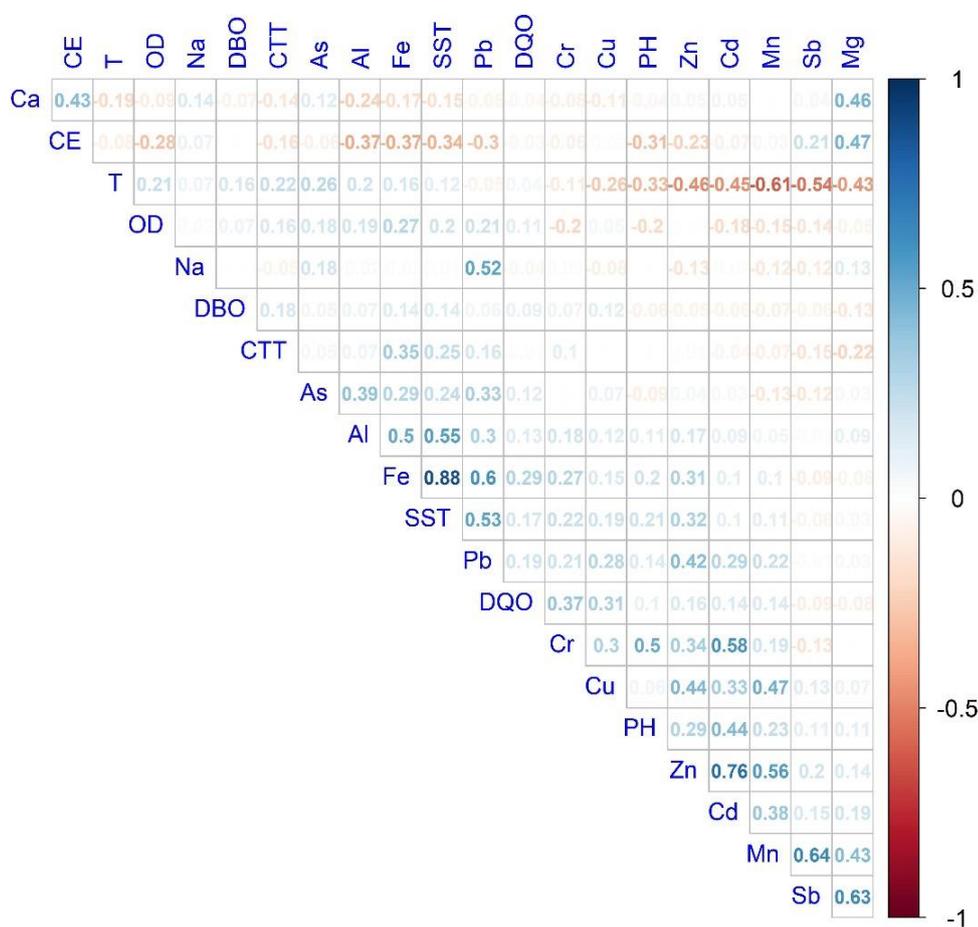


Figura 14: Correlograma entre parámetros monitoreados en el río principal de la cuenca del río Rímac

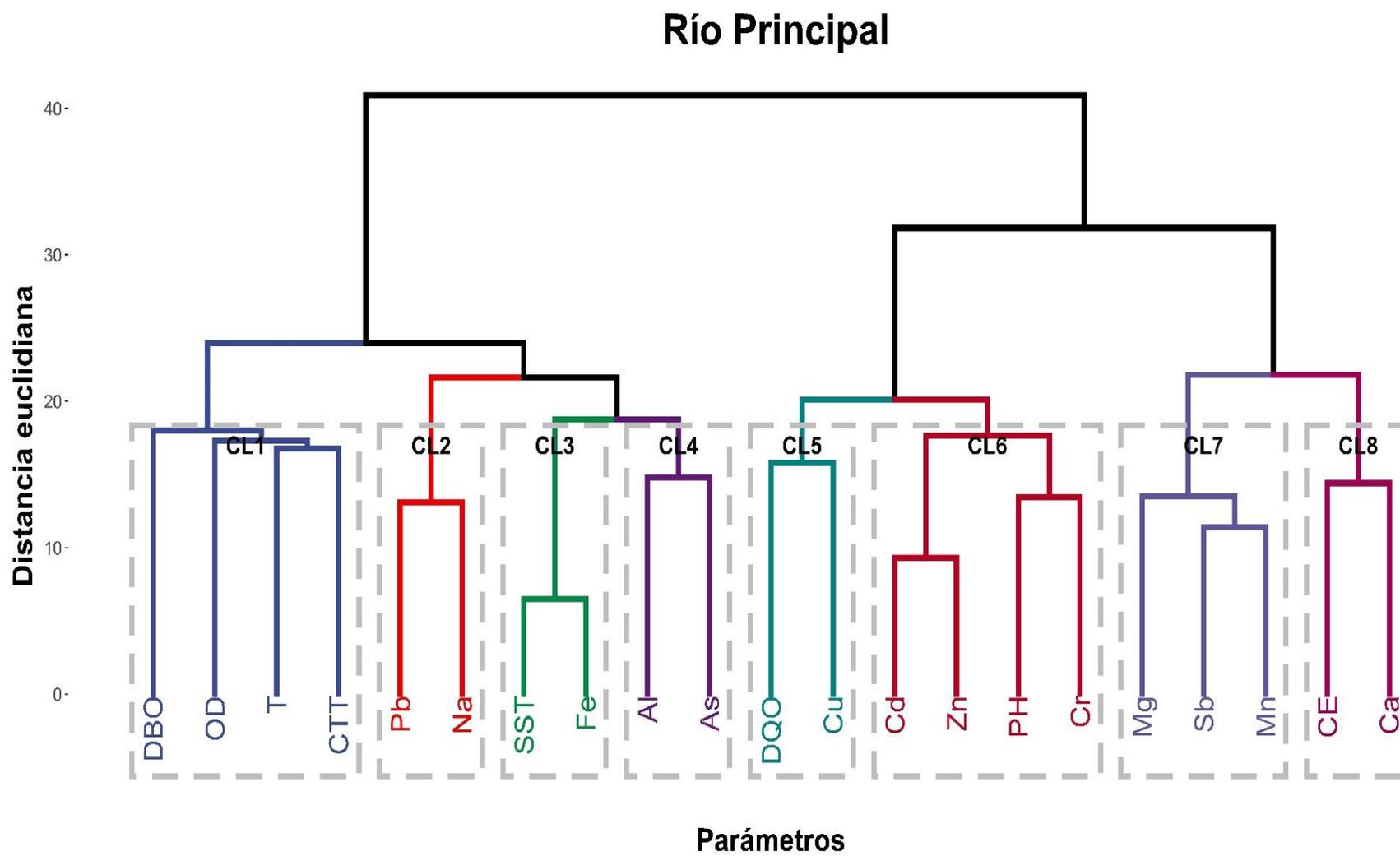


Figura 15: Dendrograma exploratorio de los 21 parámetros de calidad de agua evaluados en las estaciones ubicadas en el río principal de la cuenca.

La **Figura 15** muestra el dendrograma obtenido de la aplicación del ACJ a la matriz de datos de calidad de agua de los 21 parámetros evaluados en las estaciones de monitoreo ubicadas en el río principal de la cuenca. En ella se puede observar la formación de ocho (08) grupos o clúster, a los que se ha codificado como CL1, CL2, CL3, CL4, CL5, CL6, CL7 y CL8. El clúster 1(CL1) agrupó a los parámetros T, OD, CTT y DBO; el clúster 2 (CL2) al Pb y Na; el clúster 3 (CL3) a los SST y Fe; el clúster 4 (CL4) al As y Al; el clúster 5 (CL5) a la DQO y el Cu; el clúster 6 (CL6) al pH, Cr, Cd y Zn; el clúster 7 (CL7) al Mn, Sb y Mg, mientras que, la CE y el Ca se agruparon en el clúster 8 (CL8).

Los parámetros que muestran distancias euclidianas mínimas en los clúster o grupo demuestran su poder de influencia entre ellos y comportamientos similares durante las variaciones estacionales y temporales (Bhuyan et al., 2019). Los SST y Fe presentan un fuerte vínculo en el CL3, lo cual es concordante con la correlación positiva muy fuerte entre estos parámetros ($r=0,88$). Esto puede indicar que, gran porcentaje del Fe se encuentra en las aguas superficiales del río Rímac en forma de materia suspendida (Espíritu, 2010). El Cd y Zn también muestran un vínculo fuerte pero menor que SST y Fe, esto concuerda con su correlación positiva fuerte registrada ($r=0,76$). El Sb, Mn y Mg se encuentran en el CL7 con una mayor distancia que los parámetros del CL3 y CL6, lo que está acorde con los valores de correlación reportados por estos parámetros ($r=>0,4$). Esto sugeriría que los metales antes mencionados tendrían una fuente común de contaminación, al igual que los parámetros agrupados en el CL2 (Pb y Na) (Saha et al., 2018).

El agrupamiento de la CE y el Ca y en menor medida con Mg, Sb, Mn sugeriría que éstos iones son importantes contribuyentes al grado de mineralización del agua (Neiva et al., 2019). La CE representa la capacidad del agua para conducir corriente eléctrica y está muy ligado a la concentración de sustancias ionizadas en el agua, debido a que éstos son los conductores (Mustapha et al., 2013; Taoufik et al., 2017). Asimismo, el agrupamiento y correlación moderada registrado entre la CE y los iones Ca ($r=0,43$) y Mg ($r=0,47$) indicaría que, estos son los principales aportantes de este parámetro, además de ser los principales iones que controlan la mineralización del agua, proceso que dependen de factores como la disolución del mineral, la solubilidad del mineral, el intercambio iónico, la evaporación y las actividades antropogénicas (Bouguerne et al., 2017). La agrupación del pH y correlación moderada registrada con el Cr ($r=0,5$) y Cd ($r=0,44$), reflejaría la

influencia que ejerce este parámetro en la solubilidad de estos metales (El Sayed et al., 2020).

El CL1, CL4, CL5 agruparon a parámetros que mostraron una correlación baja o nula entre sí y con los otros parámetros (**Figura 14**), lo cual también se visualiza en el dendrograma a través de las mayores distancias euclidianas. Otros estudios encontraron que la relación no lineal entre el OD y la DBO en el agua se debe a las condiciones anaeróbicas en el río debido a la alta concentración de materia orgánica disuelta; sin embargo, estas son condiciones no registradas en el río principal, ya que los valores promedio del OD cumplen con los ECA agua, superando los 5 mg L^{-1} (el mínimo establecido) (Singh et al., 2004; Shrestha y Kazama 2007; Wu et al., 2009). Asimismo, la no correlación entre la DBO y DQO, indica que la mayor parte del material orgánico no es biodegradable (Barakat et al., 2016; Mustapha et al., 2014). Una baja o nula correlación entre los parámetros As, Al, DQO y Cu indicaría que provienen de fuentes de contaminación diferente (Saha et al., 2018).

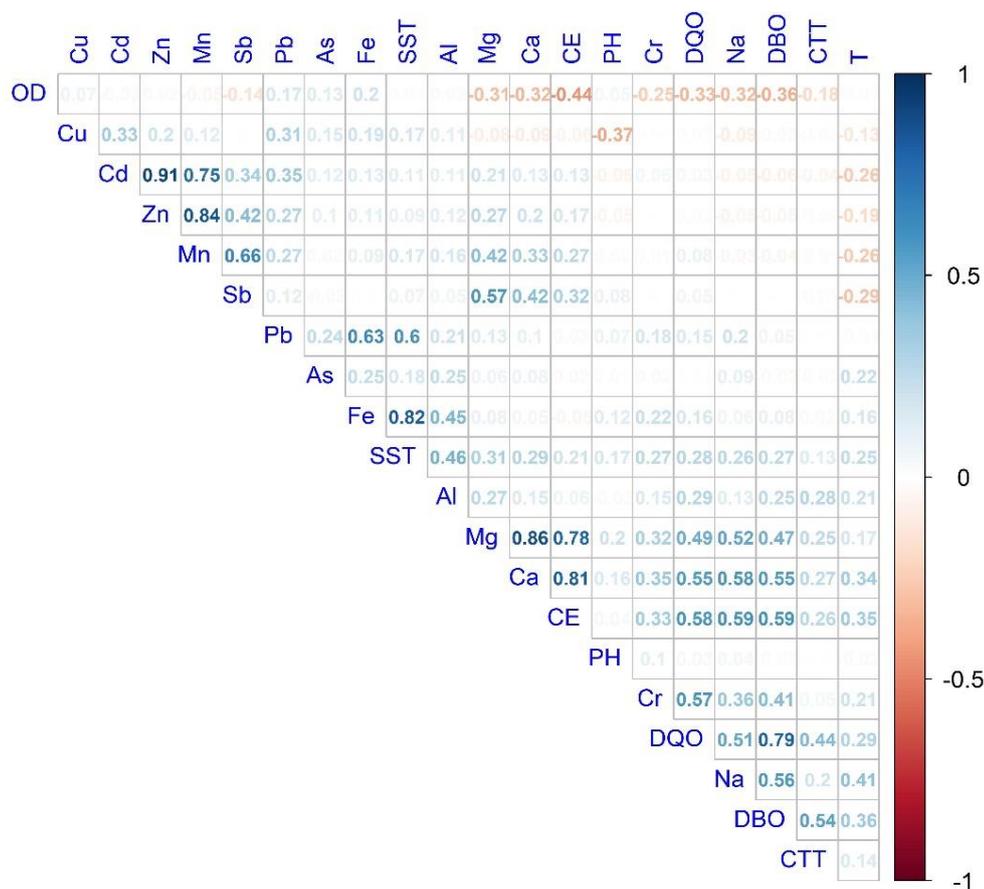


Figura 16: Correlograma entre los parámetros monitoreados en tributarios de la cuenca del río Rímac

La **Figura 16** muestra el correlograma entre parámetros monitoreados en los tributarios de la cuenca del río Rímac. Se evidencia una correlación positiva muy fuerte entre el Cd-Zn ($r=0,91$), Zn-Mn ($r=0,84$), Fe-SST ($r=0,82$), Mg-Ca ($r=0,86$) y Ca-CE ($r=0,81$). Asimismo, se registra una correlación positiva fuerte entre los parámetros Cd-Mn ($r=0,75$), Mn-Sb ($r=0,66$), Pb-Fe ($r=0,63$), Pb-SST ($r=0,6$), Mg-CE ($r=0,78$) y DQO-DBO ($r=0,79$) a un nivel de significancia del 5 por ciento.

La **Figura 17** muestra el dendrograma obtenido de la aplicación del ACJ a la matriz de datos de calidad de agua de los 21 parámetros evaluados en las estaciones de monitoreo ubicadas en los tributarios de la cuenca. En ella se puede observar la formación de seis (06) grupos o clúster, a los que se ha codificado como CL1, CL2, CL3, CL4, CL5 y CL6. El clúster 1(CL1) agrupó a los parámetros T, Mg, Ca, CE, Na, Cr, DBO y DQO; el clúster 2 (CL2) agrupó al Sb, Mn, Cd y Zn; el clúster 3 (CL3) agrupó al Pb, SST y Fe; el clúster 4 (CL4) agrupó al OD y pH; el clúster 5 (CL5) agrupó a los CTT y el Al, mientras que, el As y Cu se agruparon en el clúster 6 (CL6).

Los parámetros que muestran distancias euclidianas mínimas en los clúster o grupos demuestran su poder de influencia entre ellos y comportamientos similares durante las variaciones estacionales y temporales (Bhuyan *et al.*, 2019). Para el caso específico, el Ca-Mg; y la DBO-DQO muestran un muy fuerte y fuerte vínculo en el CL1, lo cual es certificado por sus altos valores de correlación ($r=0,86$ y $r=0,79$, respectivamente). El Cd y Zn del CL2 también muestran un muy fuerte vínculo, lo cual concuerda con su muy fuerte correlación ($r=0,91$). El mismo muy fuerte vínculo se registra entre los parámetros SST y Fe del CL3, el cual coincide con su muy fuerte correlación ($r=0,82$).

El CL1 agrupó a parámetros muy correlacionados entre sí. Entonces la agrupación de la DBO, DQO y Cr, indicaría que este último contaminante está asociado a la materia orgánica, esto debido a que la presencia de compuestos orgánicos en el agua del río desempeña un papel vital en la eliminación de las especies de Cr (III) mediante la formación de complejos orgánicos de Cr^{+3} en el sistema acuoso (Nargis *et al.*, 2021). Por otro lado, la agrupación entre la DBO y DQO indica la presencia de materia orgánica altamente biodegradable (Mustapha *et al.*, 2014).

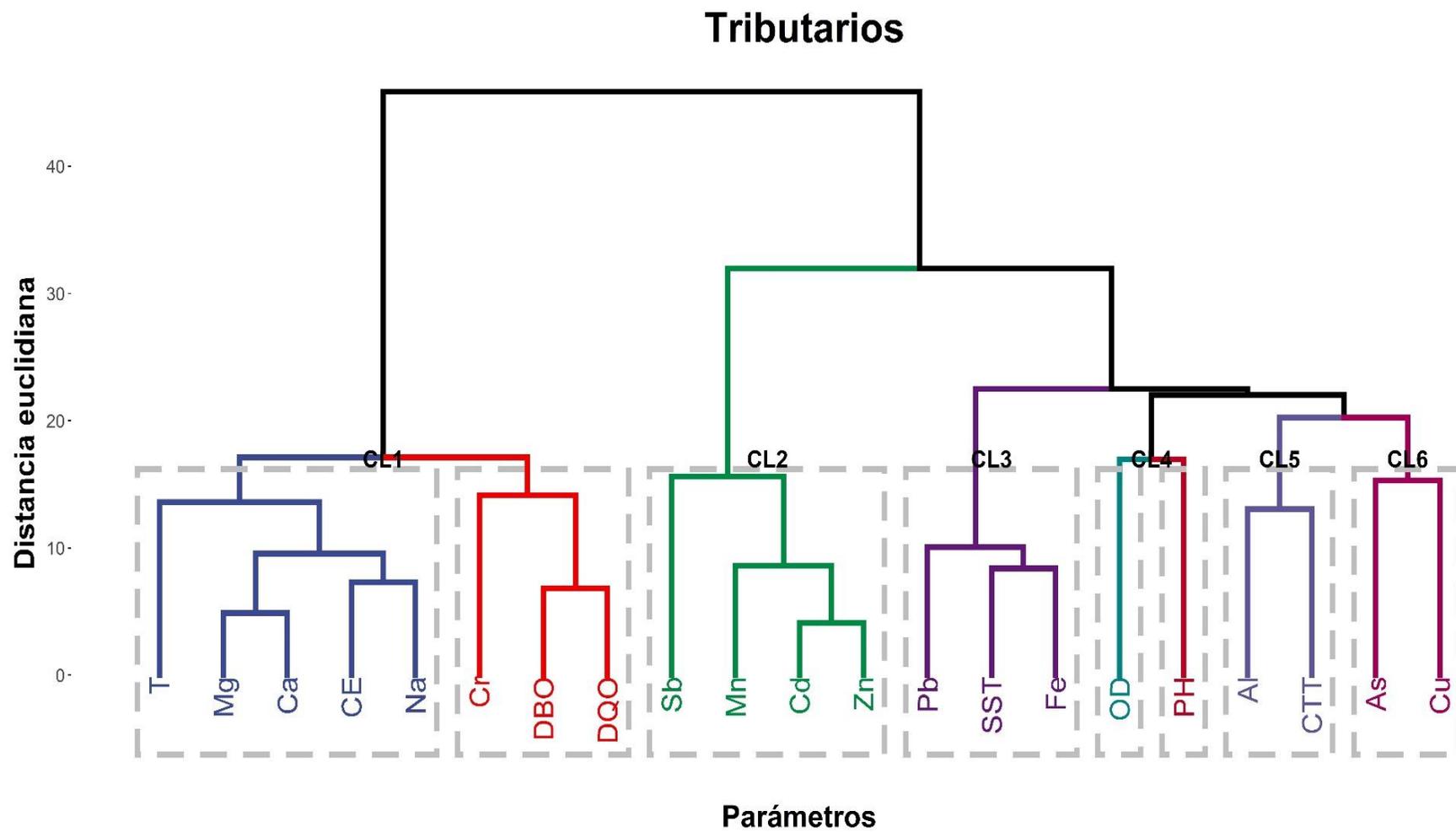


Figura 17: Dendrograma exploratorio de los 21 parámetros de calidad de agua evaluados en las estaciones ubicadas en los tributarios de la cuenca.

Asimismo, el agrupamiento de la CE, Ca, Mg y Na indicaría que los tres cationes son los principales aportantes de la CE y responsables del grado de mineralización del agua (Mustapha et al., 2014). La correlación entre la CE y T sugeriría que en épocas con altas T la CE aumenta favorecida por el proceso de evaporación del agua, mientras que en meses de bajas temperaturas este parámetro disminuye debido a la dilución por escorrentía (Taoufik et al., 2017).

El agrupamiento de metales como el Mn, Cd, Zn, Al y Cu en el CL3, sugiere una fuente común a través de la cual ingresan al río y la influencia en su disponibilidad o toxicidad; por ejemplo, un estudio mencionó que la presencia de Mn en el agua puede incrementar los niveles de toxicidad de otros metales, particularmente Cd (Adesiyan et al., 2019). Por otro lado, la asociación de los SST, Fe y Pb en el CL2 indicaría que gran porcentaje de los minerales que contienen estos metales son depositados en los sedimentos del agua a partir de los procesos de meteorización y erosión de las rocas (Flores, 2017).

El CL4, CL5 y CL6 agruparon a parámetros que presentaron baja o nula correlacionados entre sí y con los otros parámetros evaluados (**Figura 16**). Por lo que se puede indicar que estos parámetros (Al, CTT, As y Cu) tienen fuentes específicas de contaminación (Kürker y Mutlu, 2019; Nagis et al., 2021). El agrupamiento, pero no correlación del OD y pH mostraría la independencia en la variación de un parámetro en otro (Bhuyan et al., 2019).

4.4. Identificación de las fuentes principales de contaminación de calidad de agua más importantes o relevantes empleando el ACP

La **Tabla 11** presenta los resultados de las pruebas Kaiser-Meyer-Olkin (KMO) y de esfericidad de Bartlett aplicados a los 21 parámetros de las 13 estaciones de monitoreo ubicadas en el río principal de la cuenca en estudio durante el periodo 2011–2018. El resultado KMO obtenido fue de 0,64 ($> 0,5$) y la prueba de esfericidad de Bartlett fue muy significativa (0,00, $p < 0,05$), lo que indica que el ACP se considera una buena herramienta para la reducción significativa en la dimensionalidad de los datos e identificación de las fuentes de contaminación (Gyawali et al., 2012 y Yilma et al., 2019).

Tabla 11: Pruebas de KMO y esfericidad de Bartlett de los 21 parámetros de la calidad de agua evaluados en las estaciones de monitoreo del río principal de la cuenca del río Rímac

KMO y prueba de Bartlett		
Medida de adecuación muestral de Kaiser-Meyer-Olkin		0,64
	Chi-cuadrado aproximado	2059,87
Prueba de esfericidad de Bartlett	gl	210,00
	Sig.	0,00

Se realizó el ACP con rotación Varimax para reducir el gran conjunto de datos multidimensionales a una pequeña cantidad de nuevas variables que podrían representar al menos el 75 por ciento de la varianza total (Hellar et al., 2014). Se empleó la rotación Varimax a fin de maximizar la varianza de cada uno de las cargas factoriales. Este método de rotación es el más común para el análisis de la calidad del agua superficial (Raghvendra et al., 2019).

La **Tabla 12** presenta los resultados de la aplicación del ACP en los 21 parámetros de las 13 estaciones de monitoreo ubicadas en el río principal de la cuenca en estudio, durante el periodo 2011–2018.

Siguiendo el criterio de Kaiser (valores propios >1) se seleccionaron solo ocho (08) componentes principales (CP) que explican el 71,81 por ciento de la varianza acumulada de los datos originales; sin embargo, para cumplir con el segundo criterio (varianza acumulada > 75 por ciento) se seleccionó adicionalmente un (01) CP, con el cual se logró explicar el 76,37 por ciento de la varianza acumulada de los datos originales, lo que ayuda a aclarar los resultados y a descubrir las fuentes de contaminación a partir de los datos de calidad del agua.

Las cargas factoriales de las variables originales que aportan a un CP en específico se enmarcaron en negrita. Asimismo, la clasificación de los CP se llevó a cabo en función de los valores absolutos de las mismas, es decir las cargas factoriales en valor absoluto que se encuentren en los rangos de 0,30 a 0,50 ($0,3 < \text{factor de carga} \leq 0,5$), 0,5 a 0,75 ($0,5 < \text{factor de carga} \leq 0,75$) y mayores a 0,75 ($>0,75$) se consideraron como cargas débiles, moderadas y fuertes, respectivamente (Khaledian et al., 2018).

Tabla 12: Matriz de componentes principales de los 21 parámetros de calidad de agua evaluados en las estaciones ubicadas en el río principal de la cuenca del río Rímac

	CP1	CP2	CP3	CP4	CP5	CP6	CP7	CP8
CE	-0,37	0,21	-0,29	0,71	0,05	0,16	-0,03	0,05
DBO	0,03	0,02	-0,28	-0,02	0,04	0,33	0,06	0,61
OD	0,30	-0,14	0,10	-0,12	-0,66	0,02	0,05	0,06
PH	0,20	0,11	0,34	-0,17	0,71	-0,13	0,04	-0,05
SST	0,82	0,06	0,13	-0,11	0,04	0,04	0,09	0,29,
T	0,25	-0,63	-0,50	-0,05	-0,17	0,05	-0,01	0,13
DQO	0,19	-0,11	0,07	0,01	0,09	0,74	-0,03	-0,03
Al	0,82	0,04	-0,08	-0,15	0,04	0,12	-0,04	-0,16
Sb	-0,01	0,90	0,00	0,08	0,01	-0,07	-0,07	-0,06
As	0,54	-0,24	-0,01	0,31	-0,22	0,18	0,20	-0,19
Cd	0,04	0,11	0,75	0,09	0,39	0,20	0,05	-0,06
Cr	0,17	-0,14	0,34	0,01	0,68	0,41	0,03	0,11
Cu	0,03	0,28	0,36	-0,11	-0,12	0,68	0,04	0,09
Fe	0,81	-0,03	0,18	-0,13	0,01	0,08	0,09	0,35
Mn	0,03	0,78	0,38	-0,06	0,07	0,23	-0,01	0,01
Pb	0,45	0,06	0,36	-0,10	-0,09	0,13	0,71	0,15
Zn	0,19	0,24	0,85	-0,03	0,04	0,18	-0,01	0,03
Mg	0,15	0,67	0,01	0,59	0,08	-0,08	0,07	-0,16
Ca	-0,10	-0,01	0,17	0,85	-0,04	-0,14	0,06	-0,05
Na	-0,02	-0,07	-0,11	0,12	0,05	-0,06	0,95	-0,07
CTT	0,17	-0,19	0,12	-0,05	-0,07	-0,16	-0,05	0,77
Autovalores	4,32	3,66	1,94	1,58	1,34	1,16	1,09	0,96
%de varianzas	20,55	17,41	9,22	7,51	6,39	5,53	5,19	4,56
% de Varianza acumulado	20,55	37,97	47,18	54,69	61,08	66,61	71,81	76,37

*Los valores en negrita y cursiva indican cargas fuertes y moderadas, respectivamente

La primera CP (CP1) explicó el 20,55 por ciento de la varianza total y estuvo mejor representada por los SST, Al, Fe y As; los tres primeros parámetros con fuertes cargas positivas y el último con una carga moderada. Esta agrupación indicaría que, se han originado de las mismas fuentes, pudiendo ser éstas litogénicas y/o antropogénicas (Mirza et al., 2019). Las fuentes naturales de Fe, Al se pueden explicar en el transporte continuo de estos metales del suelo al agua del río por inundación y/o agua de lluvia, sumado a la descomposición de plantas y alimentos (Mirza et al., 2019; Nargis et al., 2021). Entre las principales fuentes de contaminación antropogénica de estos metales encontramos a la actividad de extracción de minerales, los relaves mineros, los rellenos sanitarios mineros, los pasivos mineros, los botaderos, las descargas industriales y el uso de fertilizantes fosfatados o urea (ANA 2018; Ibrahim et al., 2020).

El Al y Fe son los elementos muy abundantes en la corteza terrestre (Nie, 2018; Kumar et al., 2017; Keith et al. 2008). De forma natural éstos metales se encuentra en rocas y forman parte de la composición de diferentes tipos de alimentos y plantas (Kumar et al., 2017; Nie, 2018; Keith et al., 2008; Hardisson et al., 2017; Mold et al., 2019; Mohammad et al., 2014). El Al se encuentra en la bauxita, el cual contiene óxidos e hidróxidos de este elemento, y cierto contenido de hierro; el Fe por su parte se encuentra en minerales de óxido de hierro como la magnetita (Fe_3O_4), siderita (FeCO_3), limonita ($\text{FeO}(\text{OH})$), pirita (FeS_2), hematita (Fe_2O_3) y metales ferromagnesianos (Flores, 2017; Gomes-Gonzales et al., 2018), minerales encontrados en la cuenca del río Rímac (Calla y Cabrera, 2010). El As de forma natural se encuentra en rocas sedimentarias y rocas volcánica, ambas reportadas en la cuenca del río Rímac (ANA, 2019). Éste metal ha sido ampliamente reportado en minerales de sulfuro de metales, incluidos cobre, plomo, plata y oro. Algunos minerales que contienen arsénico vienen a ser las piritas de arsénico (FeAsS), el realgar (AsS), lollingita (FeAs_2 , Fe_2As_3 , Fe_2As_5) y el oropimente (As_2S_3) (Shaji et al., 2021).

Dentro de las fuentes antrópicas del Al encontramos a los lixiviados y desechos agrícolas, los que también aportan a las concentraciones de Fe (Kazi et al., 2009). Las actividades mineras, la incineración de residuos sólidos, la industria del procesamiento, envasado y conservación de alimentos, las descargas de aguas residuales domésticas, el uso de productos farmacéuticos (por ejemplo: la aspirina, antiácidos), la industria del procesamiento de Al, también han sido importantes aportantes de este contaminante en el agua (Mohammad et al., 2014; Shaji et al., 2021; Alasfar et al., 2021). Por otro lado, el Fe se ha reportado en fuentes antrópicas como, las actividades mineras (extracción de hierro), las descargas de aguas residuales domésticas, actividades industriales (función de Fe y acero) y en la disposición inadecuada de residuos metálicos y electrónicos (Sarkar y Shekhar, 2018; Kumar et al., 2017). Finalmente, el As se ha presentado en altas concentraciones en pasivos mineros haciendo de ésta la fuente principal de este metal (Flores, 2017 y Gomes-Gonzales et al., 2018). El As también se ha registrado en las aguas residuales domésticas e industriales, residuos sólidos de construcción, en este último debido a su uso industrial como agente de aleación, en el procesamiento de vidrio, pigmentos, textiles, papel, adhesivos metálicos, como protector de la madera, proceso de curtido de pieles, en la fabricación de plaguicidas, aditivos para la elaboración de alimentación de ganados, productos farmacéuticos (por ejemplo el trióxido de arsénico se ha venido empleando enormemente en el tratamiento de la leucemia), producto de limpieza

(detergentes) y fertilizantes (fertilizantes fosfatado, lodos residuales) (OMS, 2018; Adesiyani et al., 2018; Shaji et al., 2021; Sabir et al., 2019).

De un análisis interno se evidenció que solo las concentraciones promedio del Fe y As para el periodo de estudio sobrepasaron los ECA (Categoría 1 y Categoría 3) agua en once y diez de las 13 estaciones evaluadas, respectivamente, siendo los valores más críticos registrados en estaciones ubicadas en la parte media y baja de la cuenca del río Rímac con valores promedio que sobrepasan hasta en un 500 por ciento el valor del ECA Categoría 1 en ambos metales, considerándose así estos parámetros críticos en las estaciones evaluadas (Ver **Anexo 2**). Las altas concentraciones de estos contaminantes en la parte media y baja de la cuenca, se explicarían por los procesos de transporte desde la parte alta de la cuenca, producto de las actividades mineras y pasivos mineros que destacan en esta zona, sumado a los aportes de las actividades industriales, agrícolas, el vertimiento de aguas residuales domésticas y la disposición inadecuada de residuos sólidos electrónicos, municipales y de construcción; actividades y fuentes de contaminación muy reportadas en la cuenca media y baja (DIGESA 2011; K-WATER et al., 2015, ANA 2018; PRODUCE, 2020). Finalmente, se puede mencionar que, las fuentes naturales vendrían a ser las principales fuentes de Al en el río principal, mientras que el Fe y As se originarían predominantemente de fuentes mixtas (naturales y antropogénicas), siendo superiores las fuentes antropogénicas.

Entre los principales efectos adversos de la elevada concentración de As en el agua, se encuentran la diarrea, vómitos, bronquitis de la tráquea, la rinitis, la faringitis, la dificultad para respirar, las congestiones nasales, ocasiona desenlaces adversos en los embarazos (OMS, 2018). Por otro lado, estudios han demostrado que la contaminación de agua potable por As puede causar a largo plazo la enfermedad llamada pie negro e incluso cáncer a la piel, además de afectar el desarrollo cognitivo en los niños e incluso se le ha asociado a la mayor mortandad infantil. (Xia y Liu, 2004; OMS, 2018). Por otro lado, altas concentraciones de Fe están asociados con molestias estéticas como manchas en la ropa, olores y sabores desagradables. (Kazi et al., 2009).

La segunda CP (CP2) explicó el 17,41 por ciento de la varianza acumulada y estuvo mejor representada por el Sb, Mn, T y Mg; los dos primeros parámetros con fuertes cargas positivas y los dos últimos con cargas negativa y positiva moderadas respectivamente. En forma natural el Sb se encuentra en rocas sedimentarias (estibina, antímonita), en los

precipitados de pozos y en aguas geotermales (Filella et al., 2002; Liu et al., 2010). El Mn naturalmente puede originarse de la meteorización de rocas metamórficas (pirolusita, psilomelana, polianita, braunita, barita, bixbyíta y jacobsita) y volcánicas (pirolusita, coronadita y romanechita (Rodríguez et al., 2005). El Mg se encuentra en forma natural en rocas sedimentarias específicamente en el mineral dolomita (Rashid y Romshoo, 2013; Jiang et al., 2009). Los depósitos sedimentarios, metamórficos y volcánicos han sido muy reportado en la cuenca alta del río Rímac (ANA, 2019; K-WATER et al., 2015).

Las fuentes antrópicas del Sb pueden estar relacionadas con actividades como la minería, la fabricación de botellas PET, la fabricación y uso de productos farmacéuticos y los pesticidas (Li et al., 2018; Nishad y Bhaskarapillai, 2021). Las actividades humanas, incluidas la minería, la fabricación de acero, la descarga de aguas residuales municipales, los botaderos y el procesamiento de minerales son fuente importante de Mn en el agua (Nadaska et al., 2010). El Mg tiene como fuente principal de contaminación antropogénica al uso de fertilizantes como el nitrato de magnesio ($Mg(NO_3)_2$) o magnisal, muy usado en la agricultura (Montalvo *et al.*, 2014). La relación entre el Sb y Mn se da debido a que los oxihidróxidos de minerales de hierro, manganeso y aluminio han sido reconocidos como agentes secuestradores de Sb de origen natural en el medio ambiente y su disponibilidad de los mismos se da en función a la variación del pH del medio (Herath et al., 2017).

De un análisis específico se ha identificado que solo las concentraciones promedio del Mn en el periodo de estudio sobrepasaron los ECA (Categoría 1 y Categoría 3) agua en seis de las 13 estaciones evaluadas (ver **Anexo 2**), siendo los valores más críticos registrados en estaciones ubicadas en parte alta de la cuenca del río Rímac quienes registraron valores promedio que sobrepasan hasta en 5 veces el valor del ECA Categoría 1, lo que lo lleva a considerar como un parámetro crítico en las estaciones evaluadas. Estos indicios certificarían a la actividad minera muy desarrollada en la parte alta de la cuenca como uno de los principales aportantes de este contaminante (ANA, 2018). Por lo que, se puede mencionar, que la fuente principal de los metales Sb y Mg serían las naturales, mientras que las principales fuentes de Mn serían la meteorización de las rocas y la actividad minera. La alta concentración del Mn se asocia con un bajo coeficiente intelectual en los niños y causa también cambios estéticos en el agua (Khan et al., 2012).

La tercera CP (CP3) explicó el 9,22 por ciento de la varianza acumulada y estuvo mejor representada por el Cd y Zn ambos parámetros con cargas positivas fuerte y moderada,

respectivamente, esto indica una fuente u origen común de estos metales (Adesiyan et al., 2018). La agrupación de estos metales provendría de procesos de procesos naturales (corteza terrestre) y antropogénicos. El Cd se encuentra se encuentra en yacimientos mineros de Zn y Pb, es decir forman parte de las impurezas del mineral que contiene estos metales (MINEM, 2019). Su origen antrópico está asociado a las actividades de explotación de minerales como el Zn y el Pb, la fabricación de productos de acero y actividades de soldadura (Rahman et al., 2014; Tinkov et al., 2017; Sabir et al., 2019). El Zn es un metal presente en forma natural en minerales como la esfalerita o blenda (ZnS), smithsonita (ZnCO₃) y willemita (Zn₂SiO₄), minerales explotados y obtenidos por la actividad minera altamente desarrollada en la cuenca alta (USGS, 2015). Por otro lado, la disposición de residuos sólidos domésticos, el vertimiento de efluentes domésticos, tuberías en mal estado, el uso de detergentes, productos de limpieza, el uso de fertilizantes fosfatados e inorgánicos y la aplicación de los lodos de residuales en las actividades agrícolas, la fabricación de pinturas y plásticos también son una fuente importante de estos metales (Drira et al., 2017; K -WATER et al., 2015; Noulas et al., 2018).

De un análisis y comparación con la normativa nacional se ha registrado que solo las concentraciones promedio de Cd en el periodo de estudio sobrepasaron los ECA Categoría 1 Subcategoría A2 en tres de las 13 estaciones evaluadas (ver **Anexo 2**), quienes se encuentran ubicadas en parte alta de la cuenca del río Rímac, lo cual estaría relacionado a las actividades mineras muy desarrolladas en esta zona de la cuenca (DIGESA, 2011; ANA, 2018). En ese sentido se puede indicar que, la principal fuente de contaminación por Cd sería la actividad minera, mientras que el Zn procedería principalmente de fuentes naturales. Estudios han demostrado que la alta exposición a estos metales, podría ocasionar vómitos, salivación alteraciones gastrointestinales, renales, hepáticas, óseas, acidosis metabólica, coagulopatía y anemia. Incluso se sugirió que el Cd pueden causar mutaciones (MINSa, 2015; Kasi et al., 2009).

La cuarta CP (CP4) explicó el 7,51 por ciento de la varianza total y estuvo mejor representada por el Ca y la CE, ambos con cargas positivas, fuerte y moderada respectivamente. La agrupación del Ca y la CE sugiere que este catión es el principal contribuyente del grado de mineralización del agua, así como de las concentraciones de CE (Neiva et al., 2019). Asimismo, este factor puede indicar la meteorización de las rocas madre, la disolución de iones y la mineralización en el área de estudio (Dimitri et al., 2021).

Es importante mencionar que, de la comparación con la normativa nacional la CE no registró concentraciones promedio que sobrepasaron los ECA en ningunas de las categorías estipuladas para estaciones en estudio (ver **Anexo 2**), lo que indicaría que los iones que aportan a este parámetro se originan principalmente por factores naturales.

La quinta CP (CP5) explicó el 6,39 por ciento de la varianza total y estuvo mejor representada por el OD, pH y Cr, el primer parámetro con carga moderada negativa, mientras que los dos últimos con cargas moderadas positivas. Shrestha y Kazama (2007) mencionan que, la carga negativa de OD se debe a las bajas concentraciones de este parámetro a causa de las altas concentraciones de materia orgánica muy disuelta, que da como resultado la formación de ácidos orgánicos, que traen consigo la disminución del pH. Por lo que, es probable que las fuentes de Cr estén asociados a descargas con alta concentración de materia orgánica, los cuales pueden originarse de las aguas residuales domésticas, vertimientos industriales (curtiembre, textiles), las descargas de aguas residuales de actividades ganaderas o a la descomposición natural de vegetales y alimentos (tomates, cebollas, pimientos, etc) (Liu et al., 2003; Njuguna et al., 2020; Ghazi et al., 2012; Bordean, 2012; Pozzatti et al., 2017). Se debe mencionar que, de la comparación con la normativa nacional que solo el Cr registró una concentración promedio que sobrepasó el ECA Categoría 3 (ver **Anexo 2**), lo que indicaría que en las 12 de las 13 estaciones monitoreadas tienen como fuente principal de Cr a la descomposición natural de vegetales.

La sexta CP (CP6) explicó el 5,53 por ciento de la varianza total y estuvo mejor representada por la DQO y el Cu, ambos con cargas moderadas positivas y la séptima CP (CP7) explicó el 5.19 por ciento de la varianza total y estuvo mejor representada por el Pb y Na, ambos con cargas positivas, moderada y fuerte, respectivamente. Estos componentes muestran la contribución natural, mineral e industrial. El Cu se encuentra de forma natural en gran porcentaje en rocas sedimentarias e ígneas, siendo las primeras en las que se han reportado en mayor concentración, rocas ya registradas a lo largo de la cuenca del río Rímac (ANA, 2019). Las mayores cantidades de este metal pesados se encuentran en minerales que contienen sulfuros (por ejemplo, la calcopirita (CuFeS_2)) (Tabelin et al., 2018). La descomposición natural de vegetales también es una fuente importante de Cu (Bordean, 2012; Pozzatti et al., 2017). Su relación con la DQO indicaría que el Cu se origina principalmente de fuentes antrópicas, pudiendo ser estas las actividades mineras,

agroindustriales (plaguicidas y pesticidas), ganaderas, la industria de curtiembre y producción de alimentos (MINEM 2019; Hussain et al., 2017, Nargis et al., 2019).

De una comparación con los ECA agua, se ha observado que los registros promedio de las concentraciones de DQO y Cu sobrepasaron el ECA Categoría 3 en una y dos estaciones ubicadas en la parte baja de la cuenca (ver **Anexo 2**) respectivamente, además se ha identificado una relación directa entre estos parámetros, es decir los registros demostraron que a mayores concentraciones de DQO se registran mayores concentraciones de Cu, esto indicaría que las principales fuentes de contaminación de estos contaminantes en éstas estaciones serían la actividad industrial (curtiembre, producción de alimentos), la agricultura y ganadera, desarrolladas en la parte baja de la cuenca (PRODUCE, 2019; ANA, 2019; K- WATER et al., 2015). Mientras que, en los 11 restantes predominaría la fuente natural del Cu. Las altas concentraciones de Cu en el agua son extremadamente peligrosas, ya que podría causar toxicidad cuando se transfiere al cuerpo humano (Mokarram et al., 2020)

El Pb puede originarse de manera natural por la meteorización y la erosión de los materiales de la corteza, debido a que éste metal se encuentra principalmente en minerales como la galena (PbS) y en menor disposición en la cerusita (PbCO₃), anglesita (PbSO₄), piromorfita (Pb₅(PO₄)₃Cl), crocoita (PbCrO₄), litargirio. (PbO) y Massicot (PbO) (Zhang et al., 2019). El Pb también suele coexistir con el cobre, el zinc y la plata, y la forma metálica del Pb en la naturaleza es rara (Cheng y Hu, 2010). Su asociación con el Na se debería a que, reactivos como el sulfuro de sodio son muy utilizados en los procesos de flotación para la extracción de minerales de Pb (Ortiz et al., 2002). Además, las aleaciones de Pb y Na son muy requeridos en las actividades industriales (Tabelin et al., 2018). Las prácticas agrícolas a través del uso de fertilizantes con Na (por ejemplo, el nitrato de sodio (NaNO₃) que forma parte del salitre) y plaguicidas (órganofosforados), fungicidas y herbicidas que contienen Pb, serían también una fuente común de estos contaminantes (Villagarcía y Aguirre, 2014; Yucra et al., 2008).

De una comparación con los ECA agua, se ha observado que las concentraciones promedio de Pb en el periodo de estudio sobrepasaron el ECA Categoría 1 Subcategoría A2 en seis de las 13 estaciones evaluadas (ver **Anexo 2**), quienes se encuentran ubicadas en parte alta y media de la cuenca del río Rímac, lo cual estaría relacionado principalmente con fuentes como la minería y agricultura muy desarrollados en estas partes de la cuenca (DIGESA

2011; ANA, 2018). Estudios han comprobado que la alta inhalación e ingestión de Pb en niños puede ocasionar al desarrollo del cerebro, anemia, inmunotoxicidad y toxicidad reproductiva (OMS, 2019).

La octava CP (CP8) explicó el 4,56 por ciento de la varianza total y estuvo mejor representada por la DBO y CTT ambos con cargas positivas, moderadas y fuerte respectivamente. Este factor orgánico representa principalmente la contribución de fuentes difusas, como las descargas de aguas residuales domésticas, tuberías clandestinas, aguas residuales de la crianza de animales. (Wang *et al.*, 2012). De un análisis de los promedios multianuales de estos parámetros se evidenció que, solo parámetro CTT sobrepasó el ECA Categoría 1 y 3 en ocho de las 13 estaciones evaluadas en este estudio (ver **Anexo 2**), siendo estos valores muy críticos en estaciones ubicadas en la parte media y baja de la cuenca, donde se registran valores de hasta 93 y 43 veces más los ECA agua antes mencionado, siendo así considerado un contaminante crítico. Sin embargo, no se evidenció valores promedio de DBO y OD que no cumplan los ECA agua en las categorías antes mencionadas, lo cual podría explicarse por el proceso de autodepuración que restablece los niveles de OD, pero no reduce los niveles de CTT (Andrade et al. 2018; de Souza et al., 2020).

La alta concentración de CTT indica la existencia de contaminación fecal de origen humano o animal, posiblemente proveniente de la eliminación directa de residuos sanitarios, mal manejo de excretas, ausencia de sistemas alcantarillado en gran parte de la población, vertimientos de efluentes de plantas de tratamiento de aguas residuales y de actividades de piscicultura y ganadería; este contaminante también se relaciona de manera directa con el número de habitantes en un área determinada (Narvaes et al., 2008; de Souza et al., 2020). De manera específica la parte media y baja de la cuenca alberga un gran porcentaje de la población de Lima y Callao, lo que influye en la alta concentración de los CTT (ANA, 2010). La exposición a este contaminante está asociada con riesgos potenciales de enfermedades diarreogénicas o gastroenteritis graves (Drumod et al., 2018).

El biplot que representa de marea grafica las relaciones entre variables y las dos primeras CPs rotadas se muestran en la **Figura 18**.

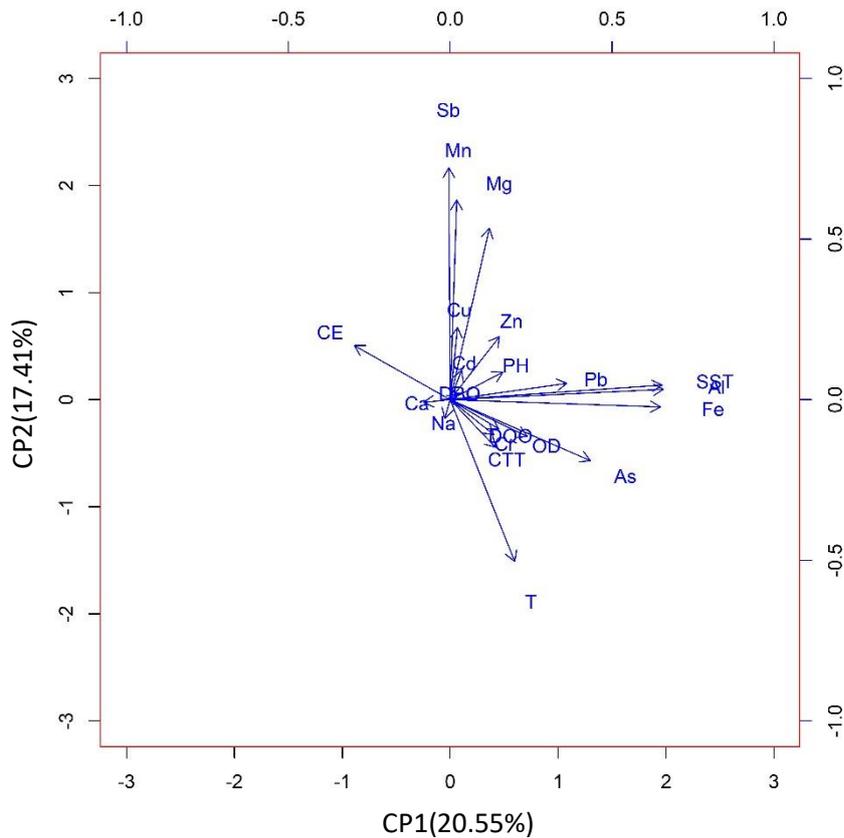


Figura 18: Biplot de las cargas de los dos primeros componentes extraídos luego de la rotación varimax del ACP de los 21 parámetros de calidad de agua evaluados en las estaciones ubicadas en el río principal de la cuenca del río Rímac

De manera gráfica se interpreta que las variables o parámetros más alejados al centro de la biplot aportan mayor variabilidad y el grado de correlación entre variables es medido en relación al ángulo formado por los vectores, es decir las variables más relacionadas se da donde los vectores forman ángulos agudos, ángulos rectos muestran falta de correlación y ángulos llanos indican relación inversa (Mohamed et al., 2015).

En la **Figura 18** se muestra que, la desviación estándar del Sb es ligeramente mayor que la del Mn, Mg, Zn, Pb, SST, Al, Fe, As, T y CE, mientras que la desviación estándar de la DBO, Ca, Na y Cd es casi cero. Esto se debe a que el factor de carga de estos últimos parámetros es cercano a cero en los CP1 y CP2. En cuanto al grado de correlación se puede visualizar que, el Sb, Mn, Mg se correlacionan positivamente entre sí, pero negativamente con la T. Asimismo, se observa que los SST, Al, Fe y As registran una correlación positiva entre sí, pero negativa con la CE. Finalmente, se puede ver que Sb, Mn, Mg y T aportan más a la CP2, mientras que los SST, Al, Fe y As al CP1.

La **Tabla 13** presenta los resultados de las pruebas Kaiser-Meyer-Olkin (KMO) y de esfericidad de Bartlett aplicados a los 21 parámetros de las 11 estaciones de monitoreo ubicadas en los tributarios de la cuenca en estudio durante el periodo 2011 - 2018. El resultado KMO obtenido fue de 0,76 ($> 0,5$) y la prueba de esfericidad de Bartlett es muy significativa (0,00, $p < 0,05$) lo que indica que el ACP se considera una buena herramienta para la reducción significativa en la dimensionalidad de los datos e identificación de las fuentes de contaminación (Gyawali et al., 2012 y Yilma et al., 2018).

Tabla 13: Pruebas de KMO y esfericidad de Bartlett de los 21 parámetros de calidad de agua evaluados en las estaciones de monitoreo de los tributarios de la cuenca del río Rímac

KMO y prueba de Bartlett		
Medida de adecuación muestral de Kaiser-Meyer-Olkin.		0,76
Prueba de esfericidad de Bartlett	Chi-cuadrado aproximado	3089,96
	gl	210,000
	Sig.	0,000

La **Tabla 14** presenta los resultados de la aplicación del ACP en los 21 parámetros de las 11 estaciones de monitoreo ubicados en los tributarios de la cuenca en estudio, durante el periodo 2011–2018. Siguiendo el criterio de Kaiser (valores propios > 1) se seleccionaron solo cinco (05) CP que explican el 75,20 por ciento de la varianza acumulada de los datos originales; sin embargo, para identificar mejor la contribución del As se seleccionó adicionalmente un (01) CP, con el cual se logró explicar el 79,73 por ciento de la varianza acumulada de los datos originales de los 21 parámetros de calidad en las 11 estaciones de monitoreo ubicadas en los tributarios de la cuenca en estudio. Las cargas factoriales de las variables originales que aportan a un CP en específico se enmarcaron en negrita.

La primera CP (CP1) explicó el 31,86 por ciento de la varianza total y estuvo mejor representada por la CE, Ca, Na, DBO, Mg, OD, T, DQO y Cr; los cuatro primeros parámetros con fuertes cargas positivas y los cinco últimos con cargas positivas moderadas, a excepción del OD que aporta con una carga moderada negativa. Este componente puede indicar la meteorización de las rocas madre, la disolución de iones, la mineralización en el área de captación, además de contaminación industriales y domésticas (Dimitri et al., 2021 y Wang et al., 2012). De un análisis de los promedios multianuales de estos parámetros se evidenció que los parámetros CE, DBO, DQO, OD, Cr presentaron valores críticos y no cumplieron el ECA Categoría 1 en la estación QHuay, punto establecido a la salida de la subcuenca Jicamarca–Huaycoloro, ubicado en la parte media de la cuenca del río Rímac.

Ésta subcuenca ha sido reportada como una de las más impactadas por la actividad antropogénica, en comparación a los otros tributarios o afluentes analizados en este estudio (ANA, 2018; K-WATER et al., 2015). Esta estación también registró los promedios multianuales más altos en los parámetros Ca, Mg y Na (Ver **Anexo 3**).

La CE del agua es una medida de la corriente eléctrica que puede pasar a través del agua. Este parámetro está muy relacionado directamente con la concentración de iones en el agua (Seiyaboh y Izah, 2017). La agrupación de la CE y los cationes Ca, Mg y Na evidencia el aporte natural (por procesos de meteorización de rocas básicas) y principal de estos cationes a la CE y al grado de mineralización del agua (Neiva et al., 2019; Varol, 2020). Sin embargo, los promedios altos registrados en la estación QHuay1 evidencian también aportes significativos de otras actividades como, la agricultura, las descargas de aguas residuales domésticas e industriales, los botaderos de residuos sólidos municipales y de construcción (Kazi et al., 2009; ANA, 2019; K-WATER et al., 2015).

El aporte positivo de DQO, DBO, Cr y negativo del OD evidencia el alto grado de contaminación por descarga de material orgánico poco biodegradable (Calazans et al., 2018). Si bien diez de las 11 estaciones evaluadas no registraron valores promedio multianuales que no cumplieron el ECA en sus categorías correspondientes (Ver **Anexo 3**), la estación QHuay1 si registro valores críticos en estos parámetros, este punto está ubicado en la salida de la subcuenca Jicamarca-Huaycoloro, en la cual se ha reportado hasta 210 fuentes de contaminación (K-WATER et al., 2015). Las principales fuentes de contaminación por estos contaminantes en esta estación vendrían a ser las descargas domésticas e industriales, la inadecuada disposición de residuos de construcción, municipales e industriales y los lixiviados agrícolas (K-WATER et al., 2015; ANA, 2018). Para el caso específico del Cr en el agua de la subcuenca Jicamarca-Huaycoloro se puede haber originado de desechos que consisten en baterías de plomo-cromo, bolsas de polietileno de colores, recipientes de pintura vacíos, descargas industriales como el de la curtiembre, plásticos, textil y la actividad agrícola por el uso de fertilizantes (Hussain et al., 2017; Adesiyun et al., 2018).

Tabla 14: Matriz de componentes principales de los 21 parámetros de calidad de agua evaluados en las estaciones ubicadas en los tributarios de la cuenca del río Rímac

	CP1	CP2	CP3	CP4	CP5	CP6
CE	0,87	0,28	0,06	0,10	0,12	0,02
DBO	0,77	-0,11	0,05	-0,01	0,48	-0,01
OD	-0,70	0,01	0,23	0,11	-0,02	0,10
PH	0,02	0,02	0,14	0,92	-0,04	0,09
SST	0,38	0,08	0,82	0,06	0,12	-0,01
T	0,74	-0,29	0,12	-0,03	0,09	0,21
DQO	0,73	-0,03	0,16	0,01	0,41	-0,02
Al	0,22	0,16	0,27	-0,10	0,70	-0,07
Sb	0,16	0,76	-0,01	0,20	-0,08	-0,23
As	0,04	0,11	0,11	-0,03	-0,02	0,91
Cd	-0,06	0,83	0,16	-0,28	0,02	0,25
Cr	0,56	-0,10	0,36	0,01	-0,08	0,01
Cu	-0,09	0,15	0,25	-0,87	0,00	0,16
Fe	0,04	0,04	0,93	-0,03	0,09	0,06
Mn	0,02	0,94	0,13	0,01	0,06	-0,02
Pb	-0,03	0,23	0,85	-0,09	0,02	0,12
Zn	-0,04	0,88	0,07	-0,15	0,05	0,20
Mg	0,75	0,46	0,12	0,27	0,16	-0,03
Ca	0,83	0,37	0,10	0,18	0,13	-0,04
Na	0,94	-0,07	0,11	0,02	0,10	0,01
CTT	0,21	-0,05	-0,05	0,04	0,87	0,04
Autovalores	6,69	3,75	2,35	1,78	1,22	0,95
% de la varianza	31,86	17,85	11,18	8,48	5,82	4,52
% acumulado	31,86	49,72	60,90	69,38	75,20	79,73

*Los valores en negrita y cursiva indican cargas fuertes y moderadas, respectivamente

La segunda CP (CP2) explicó el 17,85 por ciento de la varianza acumulada y estuvo mejor representada por el Sb, Cd, Mn y Zn; todos con fuertes cargas positivas. El patrón de agrupamiento de estos metales sugiere una fuente y procesos migratorios comunes a través de la cual ingresan estos metales a los cuerpos de agua (Adesiyani et al., 2018). Estos metales se encuentran de forma natural en depósitos minerales (Filella et al., 2002; MINEM, 2019; USGS, 2015; Rodríguez et al., 2005) y se originan de forma antrópica por actividades mineras, agrícolas, ganaderas, descargas de aguas residuales domésticas, industriales y de los lixiviados de residuos municipales, de construcción e industriales (Li et al., 2018; Nishad y Bhaskarapillai, 2021; Noulas et al., 2018; Li et al., 2018; Nadaska et al., 2010; Rahman et al., 2014; K -WATER et al., 2015; Noulas et al., 2018).

De un análisis de los promedios multianuales se evidenció que los parámetros Sb, Mn y Zn sobrepasaron el ECA Categoría 1 en la estación QAnt1 y el parámetro Cd para la misma categoría en la estación RMay1. Así también, se registraron los máximos promedios en las estaciones antes mencionadas (Ver **Anexo 3**). Por lo que, se podría indicar que en las estaciones QAnt1 y RMay1 recibirían aportes naturales y antrópicas de estos parámetros; siendo la actividad minera la principal fuente de contaminación, debido a que estos metales se encuentran en los drenajes mineros, relaveras, escombreras, en menas como subproductos de la extracción de minerales y en los pasivos mineros (Gómez 2020; Caviedes et al., 2015). Lo cual concuerda con reportes en los que se identifica a la industria minera como la principal responsable de la contaminación por metales pesados en la parte alta de la cuenca, específicamente en las estaciones QAnta1 y RMay1 (ANA, 2018 y K-WATER et al., 2015). Sin embargo, el aporte de estos metales en las nueve estaciones restantes sería predominantemente por procesos naturales.

La tercera CP (CP3) explicó el 11,18 por ciento de la varianza acumulada y estuvo mejor representada por los SST, Fe y Pb; todos con fuertes cargas positivas. Este componente indica que la principal fuente de contaminación en estas áreas es el transporte de sólidos al río (Calazans *et al.*, 2018). El análisis de los promedios multianuales evidenció que los parámetros Fe y Pb sobrepasaron el ECA Categoría 1 en siete de las 11 estaciones evaluadas, estando estas ubicadas en la parte alta y media de la cuenca (ver **Anexo 3**). Registrándose sus máximos valores en las estaciones RSant1 y QAnta1 ambas estaciones ubicadas en los tributarios de la parte alta de la cuenca. Asimismo, los SST registraron su promedio multianual más alto en la estación QHuay1, punto ubicado en la parte media de la cuenca.

Si bien el Fe y Pb son metales ampliamente distribuidos en la corteza, siendo esta su principal fuente natural a través de los procesos de meteorización, erosión del suelo y precipitación, las fuentes antropogénicas cobran importancia ante las altas concentraciones de estos (Drira et al., 2017). El Fe y Pb se encuentran en relaves de mineral producto de la extracción de los mismos metales, el vertimiento de efluentes domésticos, los botaderos de residuos sólidos domésticos, industriales, agrícolas y los lixiviados agrícolas constituyen también importantes fuentes de contaminación por estos metales, las mismas que aportan significativamente en la concentración de SST (Drira et al., 2017; Aschale et al., 2021). En ese sentido se puede mencionar que, las fuente naturales aportarían a la concentración de

estos metales en la parte alta y media de la cuenca; sin embargo, las actividades antropogénicas como la industria minera y en menor medida el vertimiento doméstico predominarían en aquellas estaciones de la cuenca alta que registraron valores que superaron los estándares nacional, mientras que, en la cuenca media predominarían los aportes de la actividad industrial, agrícola y los botaderos de residuos sólidos domésticos e industriales y los lixiviados agrícolas en aquellas estaciones que superaron el estándar nacional (ANA, 2018; K-WATER et al., 2015).

Finalmente, se debe mencionar que, si bien el Fe es un elemento esencial en la nutrición humana, su ingestión de grandes cantidades podría producir hemocromatosis, mecanismo que se da cuando los componentes reguladores normales no operan de manera efectiva, ocasionando daño tisular como resultado de la acumulación de Fe (Milman, 2021). Por otro lado, el envenenamiento por Pb podría causar el efecto teratogénico, inhibición de la síntesis de hemoglobina, disfunciones en los riñones, articulaciones, sistemas reproductivos, sistema cardiovascular, daño crónico al sistema nervioso central y al sistema nervioso periférico, entre otros. Sin embargo, el daño más importante es la afectación al cerebro de los niños, dando como resultado un coeficiente intelectual deficiente (OMS, 2019).

La cuarta CP (CP4) explicó el 8,48 por ciento de la varianza total y estuvo mejor representada por el pH y el Cu ambos con fuertes cargas, positiva y negativa, respectivamente. Este componente visualiza la importancia de la variación del pH en la disponibilidad del Cu (Herath et al., 2017). Del análisis de los promedios multianuales se evidenció que el pH y Cu no cumplieron el ECA Categoría 4 en una de las 11 estaciones evaluadas, siendo esta la estación LCant1 (ver **Anexo 3**). Las fuentes de Cu en los cursos de agua podrían ser la meteorización química natural, y las actividades antrópicas como la minería, los pasivos mineros, la producción de acero, la industria eléctrica, la agricultura y los lodos de alcantarillado (Al Badall *et al.*, 2016). Predominando la fuente de contaminación proveniente de la actividad minera en la estación LCant 1 y la fuente natural en las diez estaciones restantes (ANA, 2018). El alto desarrollo de las actividades mineras genera lixiviados de sulfuros metálicos los cuales al entrar en contacto con los cuerpos de agua conducen a la formación de las aguas ácidas los cuales por su bajo pH favorecen la disponibilidad y concentración del Cu (Moissenco et al., 2019)

La quinta CP (CP5) explicó el 5,82 por ciento de la varianza total y estuvo mejor representada por los CTT y Al, con cargas positivas, fuerte y moderada, respectivamente. El análisis de los promedios multianuales evidenció que el parámetro CTT sobrepasó el ECA Categoría 1 en dos de las 11 estaciones evaluadas, siendo estas las estaciones RSant1 y QHuay1, esta última con valores de hasta 1300 veces más el ECA estipulado (ver **Anexo 3**). Este componente evidenciaría la influencia de los factores naturales como la geología, la geomorfología, la cobertura del suelo y el nivel del agua, en el crecimiento microbiano (Sreekala et al., 2018). La geología de la cuenca del río Rímac comprende diversos estratos de roca, incluyendo rocas volcánicas, rocas sedimentarias y rocas metamórficas. En la parte media y alta de la cuenca, afloran considerables paquetes de rocas sedimentarias, representadas por grandes bancos de calizas, lutitas, arcillas y conglomerados (ANA, 2010). Las arcillas son rocas sedimentarias que consisten en mezclas de distintos minerales, esencialmente silicatos hidratados de aluminio, hierro o magnesio, junto a diversas impurezas (Picasso y Sun, 2008). Se ha identificado que probablemente las capas de arcilla actúan como adsorbentes de los CTT atenuando el grado de contaminación microbiológica (Sreekala et al., 2018).

La alta concentración de CTT en las estaciones RSant1 y QHuay1 evidencia la existencia de contaminación fecal de origen humano o animal, posiblemente proveniente de la eliminación directa de residuos sanitarios, mal manejo de excretas, ausencia de sistemas alcantarillado en gran parte de la población, vertimientos de efluentes de plantas de tratamiento de aguas residuales y de actividades de piscicultura y ganadería; la concentración de CTT también está relacionada directamente con el número de habitantes en un área determinada (Narvaes et al., 2008; de Souza et al., 2020). De manera específica, las estaciones antes mencionadas albergan un gran porcentaje de la población en la parte alta y media de la cuenca del río Rímac (ANA, 2010).

La sexta CP (CP6) explicó el 4,52 por ciento de la varianza total y estuvo mejor representada por el As que aportó con una fuerte carga positiva. El análisis de los promedios multianuales evidenció que el parámetro As sobrepasó el ECA Categoría 1 en cinco de las 11 estaciones evaluadas, registrando su valor máximo en la estación RMay1 (ver **Anexo 3**), donde cuatro de ellas se encuentran en la parte alta de la cuenca y una en la parte media. El As se presenta en el medio ambiente por procesos naturales como las actividades biológicas, la meteorización de las rocas y las actividades antropogénicas

(Bundschuh et al., 2021). Entre las fuentes antropogénicas encontramos a la extracción de minerales, la combustión de combustibles fósiles, la agricultura por el uso de plaguicidas o herbicidas, en la fabricación de plástico, pinturas, alimento para animales particularmente para aves de corral y en los residuos electrónicos (Gómez, 2020). Por lo tanto, se podría mencionar que la principal fuente de contaminación por este contaminante en los tributarios ubicados en la parte alta y media de la cuenca serían las fuentes naturales, mientras que, en aquellas estaciones que sobrepasaron la normativa nacional, predominarían las fuentes antropogénicas como la actividad minera, especialmente en la estación RMay1 de la cuenca alta, pero la inadecuada disposición de residuos eléctricos, el desarrollo de la industria del plástico, la actividad ganadera y la agricultura serían fuentes antropogénicas predominantes de la cuenca media (ANA, 2018; DIGESA, 2011; K-WATER et al., 2015).

El biplot que representa de manera gráfica las relaciones entre variables y las dos primeras CPs rotadas se muestran en la **Figura 19**.

De manera gráfica se interpreta que, las variables o parámetros más alejados al centro de la biplot aportan mayor variabilidad, y el grado de correlación entre variables es medido en relación al ángulo formado por los vectores, es decir las variables más relacionadas son aquellas donde sus vectores forman ángulos agudos; ángulos rectos muestran falta de correlación y ángulos llanos indican relación inversa (Mohamed *et al.*, 2015).

En la **Figura 19** se muestra que, la desviación estándar del Mn y Na es ligeramente mayor que la del Zn, Cd, Sb, Mg, Ca, Cr, CE, DQO, DBO, T y OD, mientras que la desviación estándar del pH, Cu, Fe, As es casi cero, esto se debe a que el factor de carga de estos últimos parámetros es cercano a cero en los CP1 y CP2. En cuanto al grado de correlación se puede visualizar que, el Mn, Sb, Zn y Cd se correlacionan positivamente entre sí. Asimismo, se observa que el Mg, Ca, CE, Na, DBO, DQO, T y Cr registran una correlación positiva entre sí, pero negativa con el OD. Finalmente, se puede ver que el Mn, Sb, Zn, Cd aportan más a la CP2, mientras que el Mg, Ca, CE, Na, DBO, DQO, T y Cr al CP1

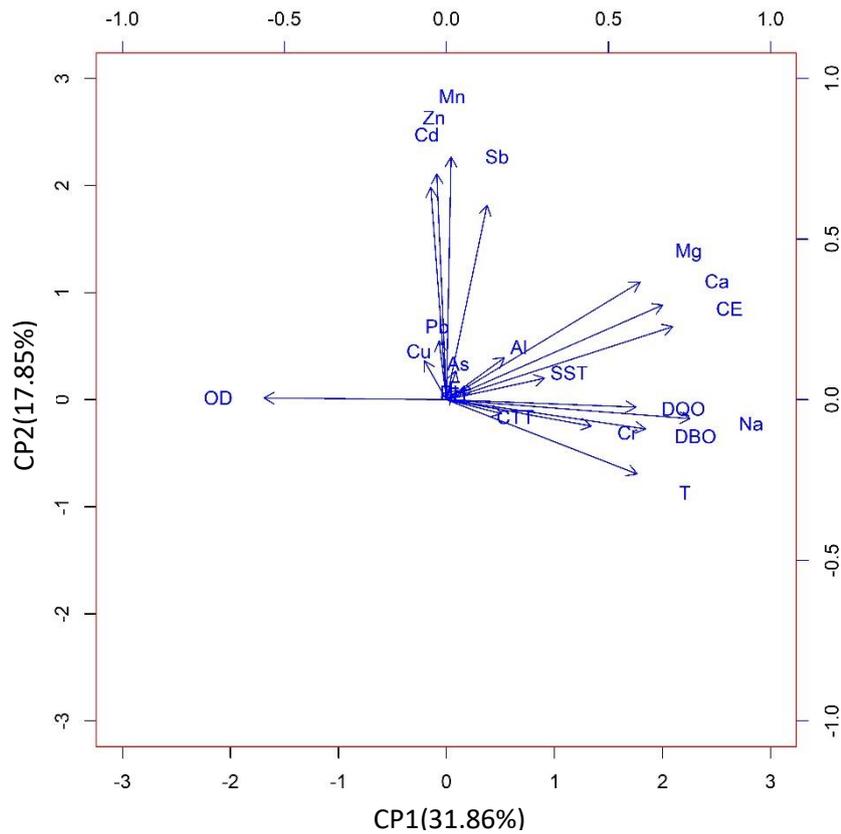


Figura 19: Biplot de las cargas de los dos primeros componentes extraídos luego de la rotación varimax del ACP de los 21 parámetros de calidad de agua evaluados en los tributarios de la cuenca del río Rímac.

La contaminación por el mal manejo de excretas, vertimiento de desechos sanitarios, la falta de redes de alcantarillado, la baja o nula fiscalización a los vertimientos industriales, mineros y botaderos siguen siendo un problema grave en la cuenca del río Rímac, que está conllevando a registrar valores críticos que sobrepasan en hasta 5 veces el valor del ECA Categoría 1 en los parámetros As, Fe, Mn, Sb monitoreados en el río principal de la cuenca. Asimismo, el Pb es un parámetro que registro valores superiores al ECA antes mencionado en la mayoría de las 24 estaciones evaluadas. Finalmente, los valores de CTT registrados sobrepasan el ECA agua Categoría 1 en hasta 93 y 1300 veces más, en las estaciones ubicadas en el río principal y tributarios, respectivamente (ver **Anexo 3**).

V. CONCLUSIONES

1. Se evaluó la variación espacial de la calidad del agua de 13 y 11 estaciones de monitoreo ubicadas en el río principal y tributarios de la cuenca del río Rímac, respectivamente, en función de 24 parámetros durante el periodo 2011-2018, a través del ACJ. La técnica estadística multivariada permitió identificar que los siguientes pares de estaciones del río principal RRima2-RRima3 de la cuenca alta y RRima10-RRima11, RRima12-RRima13 de la cuenca baja, mostraron comportamientos espaciales homogéneos en términos de calidad del agua, ya que sufren impactos similares. Por lo que, se debe analizar su permanencia, debido a que, éstas estarían brindando la misma información. Mientras que, la estación RRima9 del río principal y las estaciones RChin1, RBlan1, RSant1 y QHuay1 de los tributarios, presentaron comportamientos particulares en términos de calidad de agua que las diferenciaron de las demás estaciones estudiadas lo que revela su importancia en la evaluación de la calidad del agua de la cuenca del río Rímac.
2. Se determinaron las relaciones entre los 21 parámetros de calidad evaluados en el río principal y los tributarios de la cuenca del río Rímac mediante el ACJ. Los pares de parámetros SST-Fe, Cd-Zn, Mn-Sb, Mn-Mg y Sb-Mg monitoreados en el río principal y los pares de parámetros Ca-Mg, DQO-DBO, SST-Fe y Cd-Zn monitoreados en los tributarios de la cuenca, mostraron fuertes vínculos entre sí, lo que indicaría que éstos vienen de fuentes comunes de contaminación o que siguen comportamientos similares durante sus variaciones espaciales y temporales. Mientras que, parámetros como el Al, As, DQO, Cu, DBO, CTT, OD y T; y OD, pH, Al, CTT, As y Cu, monitoreados en el río principal y tributarios, respectivamente, mostraron bajas o nulas relaciones lo que indicaría la procedencia de diferentes fuentes de contaminación naturales o antropogénicas.
3. El ACP permitió identificar las principales fuentes de contaminación responsables de la degradación de la calidad del agua en el río principal y en los tributarios de la cuenca del río Rímac. En general, el río principal de la cuenca se ve fuertemente afectado por

el vertimiento de aguas residuales domésticas, efluentes industriales (curtiembres, textiles, plásticos, alimentos, acero, pintura y medicamentos), el mal manejo de excretas, la disposición directa de residuos sanitarios, la agricultura, los botaderos (municipales, de construcción y electrónicos) y la ganadería. Mientras que, los tributarios presentan como principales fuentes de contaminación a la minería, los pasivos mineros, la actividad ganadera, la agricultura y las descargas domésticas.

VI. RECOMENDACIONES

1. Los resultados de esta investigación determinaron que tres pares de estaciones de las 13 evaluadas en el río principal, mostraron comportamientos espaciales homogéneos en términos de calidad del agua, por lo que se debe evaluar la permanencia de cada estación teniendo en cuenta la variación estacional de los parámetros de la calidad del agua, a fin de optimizar la red de monitoreo de la cuenca del río Rímac.
2. Este estudio proporciona nuevos conocimientos sobre la variación espacial de la calidad del agua de la cuenca del río Rímac, la identificación de sus principales fuentes de contaminación e indica la necesidad de establecer estrategias de gestión para la evaluación, control y mitigación, tales como establecer un sistema integrado de información que posibilite una planificación más coherente del recurso a nivel regional y local; establecer campañas de generación de conciencia y los programas de educación dirigido a los usuarios y actores clave para; gestionar adecuadamente las fuentes de contaminación identificadas; establecer políticas para la expansión de las redes de alcantarillado, y establecer estrategias de fiscalización intensa.
3. Este estudio demuestra la utilidad de las técnicas estadísticas multivariadas para el análisis e interpretación de conjuntos de datos complejos, la identificación de fuentes de contaminación y la comprensión de las variaciones espaciales en la calidad del agua de la cuenca del río Rímac. Por ello se recomienda su utilización como herramienta en la gestión eficaz del agua por parte de los gobiernos nacionales, regionales y locales, además de extender su aplicación en la evaluación de la calidad de aguas de otros ríos o cuencas del país.
4. La falta de establecimiento de una frecuencia fija de muestreo entre los parámetros de calidad del agua y estaciones de monitoreo ubicadas en la cuenca del río Rímac obligó a la exclusión de algunos de éstos para el análisis multivariado, por lo que es necesario asegurar la generación de datos consistentes en la red de monitoreo y con ello también

evitar la imputación de los datos y mejorar los resultados obtenidos mediante la aplicación de las técnicas estadísticas multivariadas.

5. Se recomienda un muestreo mensual de la calidad del agua de la cuenca del río Rímac a fin de evaluar la variación temporal de la calidad del agua a lo largo de las estaciones de la cuenca. Además de verificar que los laboratorios contratados cuenten con metodologías y equipos que tengan los límites de detección inferiores a los valores estipulados en los Estándares de Calidad Ambiental para agua vigentes

VII. BIBLIOGRÁFÍA

- Abed, S. A; Ewaid, S. H y Al-Ansari, N. (2019, September). Evaluation of water quality in the Tigris river within Baghdad, Iraq using multivariate statistical techniques. In *Journal of Physics: Conference Series*. IOP Publishing 1294(7), 072025. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1294/7/072025>.
- Abdullah, S; Ismail, M; Samat, N; Ahmed, A. 2018. Modelling particulate matter (PM10) concentration in industrialized area: A comparative study of linear and nonlinear algorithms. *ARPN J. Eng. Appl. Sci* 13: 8227-8235.
- Achieng, A. O; Raburu, P. O; Kipkorir, E. C; Ngodhe, S. O; Obiero, K. O y Ani-Sabwa, J. (2017). Assessment of water quality using multivariate techniques in River Sosiani, Kenya. *Environmental monitoring and assessment*, 189(6), 1-13. <https://doi.org/10.1007/s10661-017-5992-5>
- Adesiyun, I. M; Bisi-Johnson, M; Aladesanmi, O. T; Okoh, A. I y Ogunfowokan, A. O. (2018). Concentrations and human health risk of heavy metals in rivers in southwest Nigeria. *Journal of Health and pollution*, 8(19), 1-14. <https://doi.org/10.5696/2156-9614-8.19>.
- Alasfar, R. H., & Isaifan, R. J. (2021). Aluminum environmental pollution: the silent killer. *Environmental Science and Pollution Research*, 28(33), 44587-44597. <https://doi.org/10.1007/s11356-021-14700-0>
- Al-badaii, F. A. W. A. Z; Halim, A. A y Shuhaimi-Othman, M. O. H. A. M. M. A. D. (2016). Evaluation of dissolved heavy metals in water of the Sungai Semenyih (Peninsular Malaysia) using environmetric methods. *Sains Malaysiana*, 45(6), 841-852. Disponible en http://www.ukm.edu.my/jsm/pdf_files/SM-PDF-45-6-2016/01%20Fawaz%20Al-Badah.pdf.

- Aldás, J y Uriel, E. (2017). Análisis multivariante aplicado con R. 2 ed. Madrid, España, Ediciones Paraninfo. 677 p.
- ANA (2010). Evaluación de los recursos hídricos en la cuenca del río Rímac. Dirección de Conservación y Planeamiento de Recursos Hídricos. Área de Aguas Superficiales. Estudio hidrológico y ubicación de la red de estaciones hidrométricas en la cuenca del río Rímac, Volumen I. Lima. Autoridad Nacional del Agua. http://www.ana.gob.pe/sites/default/files/publication/files/1_estudio_hidrologico_cuenca_rimac_-_volumen_i_-_texto_-_final_2010_0.pdf.
- ANA (2012). Informe Técnico – Resultados del monitoreo de la calidad del agua en la cuenca del río Rímac. Autoridad Nacional del Agua.
- ANA (2013). Informe Técnico – Resultados del primer monitoreo de la calidad del agua en la cuenca del río Rímac - 20130. N°005-2013-ANA-DGCRH/RATQ.
- ANA (2014a). Segundo monitoreo participativo de la calidad del agua superficial de la cuenca del río Rímac. Autoridad Nacional del Agua.
- ANA (2014b). Tercer monitoreo participativo de la calidad del agua superficial de la cuenca del río Rímac. Autoridad Nacional del Agua.
- ANA (2014c). Primer monitoreo participativo de la calidad del agua superficial de la cuenca del río Rímac- Autoridad Nacional del Agua.
- ANA (2014d). Informe del segundo monitoreo de la calidad del agua superficial de la cuenca del río Rímac. Autoridad Nacional del Agua.
- ANA (2015). Resultados del monitoreo participativo de la calidad del agua superficial de la cuenca del río Rímac. Autoridad Nacional del Agua.
- ANA (2016). Informe Técnico de resultados del primer monitoreo participativo de la calidad del agua superficial de la cuenca del río Rímac. Autoridad Nacional del Agua.
- ANA (2017). Informe Técnico de resultados de monitoreo participativo de la calidad del agua superficial de la cuenca del río Rímac. Autoridad Nacional del Agua.
- ANA (2018). Informe Técnico de resultados del monitoreo de la calidad del agua superficial de la cuenca del río Rímac. Autoridad Nacional del Agua.

- ANA (2019). Delimitación de la faja marginal del río Rímac: Resumen ejecutivo. Autoridad Nacional del Agua. <https://hdl.handle.net/20.500.12543/4441>.
- Andrade, L. C. D; Andrade, R. D. R. y Camargo, F. A. D. O. (2018). The historical influence of tributaries on the water and sediment of Jacuí's Delta, Southern Brazil. *Revista Ambiente e Água*, 13:1. <https://doi.org/10.4136/ambi-agua.2150>.
- AQUAFONDO y PROACC (2016). Estudio de riesgos hídricos y vulnerabilidad del sector privado en Lima Metropolitana y Callao en un contexto de cambio climático. Fondo de Agua para Lima y Callao (Aquafondo) y Proyecto Adaptación de la Gestión de Recursos Hídricos en Zonas Urbanas al Cambio Climático con la Participación del Sector Privado (PROACC). Disponible en <https://repositorio.ana.gob.pe/handle/20.500.12543/2870>
- Araújo, E. (2013). Investigaçãõ do processo de geraçãõ de escoamento usando análise estatística multivariada em uma grande bacia semiárida: o caso do orós. Tesis de Maestría. Fortaleza, Brasil, Universidade Federal do Ceará.
- Asadollahfardi, G. (2015). *Water Quality Management Assessment and Interpretation*. Springer Briefs in Water Science and Technology. 1ª ed. Berlin, Springer. 124 p <https://doi.org/10.1007/978-3-662-44725-3>
- Aschale, M; Sileshi, Y; Kelly-Quinn, M y Hailu, D. (2021). Multivariate analysis of potentially toxic elements in surface waters in Ethiopia. *Applied Water Science*, 11(5), 1-13. <https://doi.org/10.1007/s13201-021-01412-6>.
- Barakat, A; El Baghdadi, M; Rais, J; Aghezzaf, B y Slassi, M. (2016). Assessment of spatial and seasonal water quality variation of Oum Er Rbia River (Morocco) using multivariate statistical techniques. *International soil and water conservation research*, 4(4), 284-292. <https://doi.org/10.1016/j.iswcr.2016.11.002>.
- Bergmann, J; Vinke, K; Fernández Palomino, C.A; Gornott, C; Gleixner, S; Laudien, R; Lobanova, A; Ludescher, J y Schellnhuber, H.J. (2021). Evaluación de la evidencia: Cambio climático y migración en el Perú. Instituto Potsdam para la Investigación sobre el Impacto del Cambio Climático (PIK) y Organización Internacional para las Migraciones (OIM), Ginebra.
- Bilgin, A y Konanç, M (2016). Evaluation of surface water quality and heavy metal pollution of Coruh River Basin (Turkey) by multivariate statistical methods.

Environmental Earth Sciences 0. 75(12), 1-18. <https://doi.org/10.1007/s12665-016-5821-0>.

Birgin Iritas, S; Ali Turksoy, V; Deniz, S; Kocoglu, S; Kirat, G; Can Demirkesen, A y Baba, A. (2019). A quality assessment of public water fountains and relation to human health: a case study from Yozgat, Turkey. *Water and Environment Journal*, 33(4), 518-535. <https://doi.org/10.1111/wej.12422>.

Bora, D; Acikgoz, B y Ayoglu, F. N. (2017). Physical, chemical and microbiological analyses of water fountains in Villages, Zonguldak Central District.

Bordean, D. M. (2012). Chromium levels in soils and vegetables from Timis County Romania. *JOURNAL of Horticulture, Forestry and Biotechnology*, 16(2), 106-111.

Bouguerne, A; Boudoukha, A; Benkhaled, A y Mebarkia, A. H. (2017). Assessment of surface water quality of Ain Zada dam (Algeria) using multivariate statistical techniques. *International Journal of River Basin Management*, 15(2), 133–143. <https://doi.org/10.1080/15715124.2016.1215325>.

Boyd, C. (2012). Water quality. *Aquaculture: Farming Aquatic Animals and Plants*, Second Edition. Lucas JS and Southgate PC (eds). Blackwell Publishing Ltd, 52-83.

Bundschuh, J., Schneider, J., Alam, M. A., Niazi, N. K., Herath, I., Parvez, F., ... & Mukherjee, A. (2021). Seven potential sources of arsenic pollution in Latin America and their environmental and health impacts. *Science of the Total Environment*, 780, 1-29. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2021.146274>

Calazans, G. M. (2015). Avaliação e proposta de adequação da rede de monitoramento da qualidade das águas superficiais das sub-bacias do rio das Velhas e do rio Paraopeba, utilizando técnicas estatísticas multivariadas. Tesis de Maestría. Belo Horizonte, Brazil, Universidade Federal de Minas Gerais. 211 p

Calazans, G. M; Pinto, C. C; da Costa, E. P; Perini, A. F y Oliveira, S. C. (2018). The use of multivariate statistical methods for optimization of the surface water quality network monitoring in the Paraopeba river basin, Brazil. *Environmental Monitoring and Assessment*, 190(8), 1-17. <https://doi.org/10.1007/s10661-018-6873-2>.

Calla, H y Cabrera, C. (2010). Calidad del agua en la cuenca del río Rímac, sector de San Mateo, afectado por las actividades mineras. *Revista Del Instituto de Investigación*

- de La Facultad de Ingeniería Geológica, Minera, Metalúrgica y Geográfica. 13(25), 87–94. <https://doi.org/10.15381/iigeo.v13i25.399>.
- Castro, L. M. U., y Ávila, D. M. M. (2006). Una introducción a la imputación de valores perdidos. *Terra. Nueva Etapa*, 22(31), 127-151.
- Catena, A; Ramos, M y Trujillo, H. (2003). *Análisis multivariado*. Madrid, España. Ed. Biblioteca Nueva.
- Caviedes, D. I; Muñoz, R. A; Perdomo, A; Rodríguez, D y Sandoval, I. J. (2015). Tratamientos para la Remoción de Metales Pesados Comúnmente Presentes en Aguas Residuales Industriales. Una Revisión. *Revista Ingeniería y Región*, 13(1), 73–90.
- Chatfield, C y Collins, A (2018). *Introduction to multivariate analysis*. Routledge. <https://doi.org/10.1201/9780203749999>.
- Chaudhary, M; Mishra, S y Kumar, A. (2017). Estimation of water pollution and probability of health risk due to imbalanced nutrients in River Ganga, India. *International Journal of River Basin Management*, 15(1), 53–60. <https://doi.org/10.1080/15715124.2016.1205078>.
- Chigor, V. N; Sibanda, T y Okoh, A. I. (2013). Variations in the physicochemical characteristics of the Buffalo River in the Eastern Cape Province of South Africa. *Environmental monitoring and assessment*, 185(10), 8733-8747. <https://doi.org/10.1007/s10661-013-3208-1>.
- Cuadras, C. (2007). *Nuevos Métodos de Análisis Multivariante*. Barcelona, España. Ed.CMC. 249 p.
- de Souza Fraga, M; Reis, G. B; da Silva, D. D; Guedes, H. A. S y Elesbon, A. A. A. (2020). Use of multivariate statistical methods to analyze the monitoring of surface water quality in the Doce River basin, Minas Gerais, Brazil. *Environmental Science and Pollution Research*, 27(28), 35303-35318. <https://doi.org/10.1007/s11356-020-09783-0>.
- Daou, C., Salloum, M., Legube, B., Kassouf, A., & Ouaini, N. (2018). Characterization of spatial and temporal patterns in surface water quality: a case study of four major

Lebanese rivers. Environmental monitoring and assessment, 190(8), 1-16.
<https://doi.org/10.1007/s10661-018-6843-8>

DIGESA (2011a). Evaluación de muestras de agua del río Rímac con datos de DIGESA y SEDAPAL - 19/20/26/27 de enero 2011. Dirección General de Salud Ambiental e Inocuidad Alimentaria.

DIGESA (2011b). Evaluación de muestras de agua del río Rímac con datos de DIGESA y SEDAPAL - 09 / 10 de febrero 2011. Dirección General de Salud Ambiental e Inocuidad Alimentaria.

DIGESA (2011c). Evaluación de muestras de agua del río Rímac y principales afluentes con datos de DIGESA Y SEDAPAL - 09 / 10 de marzo 2011. Dirección General de Salud Ambiental e Inocuidad Alimentaria. Dirección General de Salud Ambiental e Inocuidad Alimentaria.

DIGESA (2011d). Evaluación de muestras de agua del río Rímac y principales afluentes con datos de DIGESA Y SEDAPAL - 13 / 14 de abril 2011. Dirección General de Salud Ambiental e Inocuidad Alimentaria.

DIGESA (2011e). Evaluación de muestras de agua del río Rímac y principales afluentes con datos de DIGESA Y SEDAPAL - 11 / 12 de mayo 2011. Dirección General de Salud Ambiental e Inocuidad Alimentaria.

DIGESA (2011f). Evaluación de muestras de agua del río Rímac y principales afluentes con datos de DIGESA Y SEDAPAL - - 15 / 16 de junio 2011. Dirección General de Salud Ambiental e Inocuidad Alimentaria. Dirección General de Salud Ambiental e Inocuidad Alimentaria.

DIGESA (2011g). Evaluación de muestras de agua del río Rímac con datos de DIGESA Y SEDAPAL - 10/11/25/26 de agosto 2011. Dirección General de Salud Ambiental e Inocuidad Alimentaria.

Dimri, D; Daverey, A; Kumar, A y Sharma, A. (2021). Monitoring water quality of River Ganga using multivariate techniques and WQI (Water Quality Index) in Western Himalayan region of Uttarakhand, India. Environmental Nanotechnology, Monitoring & Management, 15, 100375.
<https://doi.org/10.1016/j.enmm.2020.100375>

- Drumond, S. N; Santiago, A. D. F; Moreira, M., Lanna, M. C. D. S y Roeser, H. M. P. (2018). Identificação molecular de *Escherichia coli* diarreio gênica na Bacia Hidrográfica do Rio Xopotó na região do Alto Rio Doce. *Engenharia Sanitaria e Ambiental*, 23, 579-590. <https://doi.org/10.1590/s1413-41522018165696>.
- e Silva, R. D. S; Blanco, C. J. C; da Silva Cavalcante, I. C; Teixeira, L. C. G. M; Fernandes, L. L y Pessoa, F. C. L. (2020). Relationship between water quality parameters and land use of a small Amazonian catchment. *Sustainable Water Resources Management*, 6(4), 1-9. <https://doi.org/10.1007/s40899-020-00421-8>.
- Egbueri, J. C. (2019). Water quality appraisal of selected farm provinces using integrated hydrogeochemical, multivariate statistical, and microbiological technique. *Modeling Earth Systems and Environment*, 5(3), 997-1013. <https://doi.org/10.1007/s40808-019-00585-z>.
- El Sayed, S. M; Hegab, M. H; Mola, H. R; Ahmed, N. M y Goher, M. E. (2020). An integrated water quality assessment of Damietta and Rosetta branches (Nile River, Egypt) using chemical and biological indices. *Environmental monitoring and assessment*, 192(4), 1-16. <https://doi.org/10.1007/s10661-020-8195-4>.
- Espinosa Ramírez, A. J. (2018). El agua, un reto para la salud pública: la calidad del agua y las oportunidades para la vigilancia en salud ambiental. Tesis de Doctorado, Bogotá, Colombia. Universidad Nacional de Colombia. 194 p. Disponible en <https://repositorio.unal.edu.co/handle/unal/63149>
- Espíritu, C. 2010. Evaluación de la calidad de agua del río Rímac mediante el análisis multivariado. Tesis de grado. Lima, Perú, Universidad Nacional de Ingeniería. Disponible en <http://cybertesis.uni.edu.pe/handle/uni/1794>.
- Ewaid, S y Abed, S (2017). Water quality assessment of Al-Gharraf River, South of Iraq using multivariate statistical techniques. *Al-Nahrain Journal of Science*, 20(2), 114-122. Disponible en <https://www.anjs.edu.iq/index.php/anjs/article/view/89>.
- Fan, X., Cui, B., Zhao, H., Zhang, Z., & Zhang, H. (2010). Assessment of river water quality in Pearl River Delta using multivariate statistical techniques. *Procedia environmental sciences*, 2, 1220-1234. <https://doi.org/10.1016/j.proenv.2010.10.133>.

- Filella, M; Belzile, N y Chen, Y. W. (2002). Antimony in the environment: a review focused on natural waters: I. Occurrence. *Earth-Science Reviews*, 57(1-2), 125-176. [https://doi.org/10.1016/S0012-8252\(01\)00070-8](https://doi.org/10.1016/S0012-8252(01)00070-8)
- Finotti, A. R; Finkler, R; Silva, M. D y Cemim, G. (2009). *Monitoramento de Recursos Hídricos em Áreas Urbanas*. Caxias do Sul. RS: Educs. 272p
- Flores, J. 2017. *Análisis de una red de monitoreo de calidad de agua en la cuenca del río Jequetepeque mediante análisis multivariado*. Tesis de Maestría. Lima, Perú, Pontificia Universidad Católica del Perú. 158 p.
- Flores, R. 2017. *Variación temporal de la calidad de agua en la bocatoma “La Atarjea”, Río Rímac (2009-2015)*. Tesis de Maestría. Lima, Perú, Universidad Nacional Agraria La Molina. 116 p.
- García, L. (2006). *Water Quality Issues in Latin America*. En *Water quality management in the Americas* (pp. 1-14). Berlin, Heidelberg, New York: Springer. https://doi.org/10.1007/3-540-30444-4_1.
- Ghazi, S. H., Habibian, M., Moeini, M. M., & Abdolmohammadi, A. R. (2012). Effects of different levels of organic and inorganic chromium on growth performance and immunocompetence of broilers under heat stress. *Biological trace element research*, 146(3), 309-317. <https://doi.org/10.1007/s12011-011-9260-1>
- Gómez Aguilar, D. L. (2020). *Bioadsorción de Mn (II), Zn (II), Pb (II), Cr (III) y (VI) con residuos lignocelulósicos en aguas residuales. Una aplicación en Curtiembres*. Tesis de Doctorado. Caldas, Colombia. Universidad de Manizales. 155 p Disponible en <https://ridum.umanizales.edu.co/xmlui/handle/20.500.12746/4193>.
- Groeneveld, R. A y Meeden, G. (1984). Measuring skewness and kurtosis. *Journal of the Royal Statistical Society: Series D (The Statistician)*, 33(4), 391-399. <https://doi.org/10.2307/2987742>.
- Gurjar, S. K., & Tare, V. (2019). Spatial-temporal assessment of water quality and assimilative capacity of river Ramganga, a tributary of Ganga using multivariate analysis and QUEL2K. *Journal of Cleaner Production*, 222, 550-564. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2019.03.064>.

- Hair, J. F; Black, W. C; Babin, B. J; Anderson, R. E y Tatham, R. L. (2014). Pearson new international edition. *Multivariate data analysis, Seventh Edition*. Pearson Education Limited Harlow, Essex. Disponible en <https://doc1.bibliothek.li/acd/FLMF050541.pdf>.
- Hardisson A, Revert C, González-Weller D, Gutiérrez Á, Paz S, Rubio C (2017) Exposición al aluminio a través de la dieta. *Food Sci Nutr* 3 (1): 1–10. <https://doi.org/10.24966/fsn-1076/100020>
- Harmancioglu, N; Oktaviani.J; Ozkul, S; Singh, V y Necdet, M. (1999). *Water Quality Monitoring Network Desing*. Vol. 33. Springer.
- Helsel, D y Hirsch, R (2002). *Statistical methods in water resources* (Vol. 323). Reston, VA: US Geological Survey.
- Helsel, D. R. 2011. *Statistics for censored environmental data using Minitab and R*. John Wiley y Sons. Canada, 323 p
- Herojeet, R; Rishi, M; Lata, R y Dolma, K. (2017). Quality characterization and pollution source identification of surface water using multivariate statistical techniques, Nalagarh Valley, Himachal Pradesh, India. *Applied Water Science*, 7(5), 2137–2156. <https://doi.org/10.1007/s13201-017-0600-y>.
- Howladar, M. F; Chakma, E; Koley, N. J; Islam, S; Al Numanbakth, M. A; Ahmed, Z y Akter, S. (2021). The water quality and pollution sources assessment of Surma river, Bangladesh using, hydrochemical, multivariate statistical and water quality index methods. *Groundwater for Sustainable Development*, 12, 100523. <https://doi.org/10.1016/j.gsd.2020.100523>.
- <http://repositorio.unfv.edu.pe/handle/UNFV/3607>.
- Hu, B. (2009). New strategies for environmental water analysis. In *Proceedings of the international conference and exhibition on water and the environment*, Stellenbosch, South Africa, 2–4.
- Hu, J; Qiao, Y; Zhou, L y Li, S. (2012). Spatiotemporal distributions of nutrients in the downstream from Gezhouba Dam in Yangtze River, China. *Environmental Science and Pollution Research*, 19(7), 2849–2859. <https://doi.org/10.1007/s11356-012-0791-6>.

- Hussain, J; Husain, I., Arif, M y Gupta, N. (2017). Studies on heavy metal contamination in Godavari river basin. *Applied Water Science*, 7(8), 4539-4548. <https://doi.org/10.1007/s13201-017-0607-4>
- IBM Corporation 1989 (2021), Análisis vecino más cercano. Recuperado el 28 de agosto de 2021. <https://www.ibm.com/docs/es/spss-statistics/SaaS?topic=features-nearest-neighbor-analysis>.
- Ibrahim, T. N. B. T; Othman, F y Mahmood, N. Z. (2020). Baseline study of heavy metal pollution in a tropical river in a developing country. *Sains Malaysiana*, 49(4), 729-742. <http://dx.doi.org/10.17576/jsm-2020-4904-02>.
- INEI. Productos estadísticos, 2019a. Compendio Estadístico de la Provincia Constitucional del Callao 2019.
- INEI. Productos estadísticos, 2019b. Compendio Estadístico de la Provincia Constitucional del Callao
- Jiang, Y., Wu, Y., Groves, C., Yuan, D., & Kambesis, P. (2009). Natural and anthropogenic factors affecting the groundwater quality in the Nandong karst underground river system in Yunan, China. *Journal of contaminant hydrology*, 109(1-4), 49-61. <https://doi.org/10.1016/j.jconhyd.2009.08.001>
- Juárez, H. 2012. Contaminación del río Rímac por metales pesados y efecto en la agricultura en el cono este de Lima metropolitana. Tesis de grado. Lima, Perú, Universidad Nacional Agraria La Molina.
- Khaledian, Y; Ebrahimi, S; Natesan, U; Basatnia, N; Nejad, B. B; Bagmohammadi, H y Zeraatpisheh, M. (2018). Assessment of water quality using multivariate statistical analysis in the Gharaso River, Northern Iran. *Journal Urban ecology, water quality and climate change*, 84, 227-253. Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-319-74494-0_18
- Kazi, T. G; Arain, M. B; Jamali, M. K; Jalbani, N; Afridi, H. I; Sarfraz, R. A; ... y Shah, A. Q. (2009). Assessment of water quality of polluted lake using multivariate statistical techniques: A case study. *Ecotoxicology and environmental safety*, 72(2), 301-309. <https://doi.org/10.1016/j.ecoenv.2008.02.024>.

- Keith S, Jones D, Rosemond Z, Ingerman L, Chappell L (2008). Potential for human exposure. *Toxicological Profile for Aluminum*, 175–227.
- Kılıç, E y Yücel, N. (2019). Determination of spatial and temporal changes in water quality at Asi River using multivariate statistical techniques. http://doi.org/10.4194/1303-2712-v19_9_02
- Kiracofe, Z. A., Henika, W. S., & Schreiber, M. E. (2017). Assessing the geological sources of manganese in the Roanoke River Watershed, Virginia. *Journal of Environmental & Engineering Geoscience*, 23(1), 43-64. <https://doi.org/10.2113/gseegeosci.23.1.43>
- Krishna, A; Satyanarayanan, M y Govil, P. (2009). Assessment of heavy metal pollution in water using multivariate statistical techniques in an industrial area: A case study from Patancheru. Medak District, Andhra Pradesh, India. *Journal of Hazardous Materials*. 167(1–3). 366–373. <https://doi.org/10.1016/j.jhazmat.2008.12.131>.
- Kükreçer, S y Mutlu, E. (2019). Assessment of surface water quality using water quality index and multivariate statistical analyses in Saraydüzü Dam Lake, Turkey. *Environmental monitoring and assessment*, 191(2), 71. <https://doi.org/10.1007/s10661-019-7197-6>.
- Kumar, V., Bharti, P. K., Talwar, M., Tyagi, A. K., & Kumar, P. (2017). Studies on high iron content in water resources of Moradabad district (UP), India. *Water Science*, 31(1), 44-51. <https://doi.org/10.1016/j.wsj.2017.02.003>
- K-WATER; Yooshin Engineering Corporation; Pyunghwa Engineering Consultants (2015). Plan maestro del proyecto de restauración del río Rímac: Informe final. Disponible en <https://hdl.handle.net/20.500.12543/637>.
- Leclerc, H. D. A. A; Mossel, D. A. A; Edberg, S. C y Struijk, C. B. (2001). Advances in the bacteriology of the coliform group: their suitability as markers of microbial water safety. *Annual Reviews in Microbiology*, 55(1), 201-234. <https://doi.org/10.1146/annurev.micro.55.1.201>.
- Lemos, MIÉ (2011). Monitoramento e gestão da qualidade da água em reservatórios incorporando processos hidrodinâmicos e climáticos de regiões tropicais semiáridas. Tesis de Maestría, Ceará, Brasil, Universidad Federal de Ceará. 164 p. Disponible en <http://repositorio.ufc.br/handle/riufc/575>.

- Li, J., Zheng, B., He, Y., Zhou, Y., Chen, X., Ruan, S., ... & Tang, L. (2018). Antimony contamination, consequences and removal techniques: a review. *Ecotoxicology and Environmental Safety*, 156, 125-134. <https://doi.org/10.1016/j.ecoenv.2018.03.024>
- Ling, T; Soo, C; Liew, J; Nyanti, L; Sim, S y Grinang, J. (2017). Application of Multivariate Statistical Analysis in Evaluation of Surface River Water Quality of a Tropical River. *Journal of Chemistry*, 2017, 1-14. <https://doi.org/10.1155/2017/5737452>.
- Liu, F., Le, X. C., McKnight-Whitford, A., Xia, Y., Wu, F., Elswick, E., ... & Zhu, C. (2010). Antimony speciation and contamination of waters in the Xikuangshan antimony mining and smelting area, China. *Environmental geochemistry and health*, 32(5), 401-413. <https://doi.org/10.1007/s10653-010-9284-z>
- Maillo Hidalgo, J. (2020). Fast k-nearest neighbors for Big Data and Smart Data. Tesis de Doctorado, Granada, España, Universidad de Granada. 156 p. Disponible en <https://digibug.ugr.es/bitstream/handle/10481/62892/67819.pdf?sequence=4&isAllowed=y>.
- Makokha, V. A., Qi, Y., Shen, Y y Wang, J. (2016). Concentrations, distribution, and ecological risk assessment of heavy metals in the East Dongting and Honghu Lake, China. *Exposure and Health*, 8(1), 31-41. <https://doi.org/10.1007/s12403-015-0180-8>
- Mayca, G. (2019). Calidad de Agua del Río Rímac Sector Chicla, Provincia de Huarochiri, Departamento de Lima. Tesis de grado, Lima, Perú, Universidad Nacional Federico Villarreal. 204 p. Disponible en <http://repositorio.unfv.edu.pe/handle/UNFV/3607>.
- McKenna, JE. (2003). An enhanced cluster analysis program with bootstrap significance testing for ecological community analysis. *Environ Model Softw* 18:205–220. [https://doi.org/10.1016/S1364-8152\(02\)00094-4](https://doi.org/10.1016/S1364-8152(02)00094-4)
- Mebarkia, A; Haouchine, A; Boudoukha, A y Nedjai, R. (2017). Assessment of nutrient contamination in surface water, case study of Ain Zada dam (north-east of Algeria). *Journal of Fundamental and Applied Sciences*, 9(3), 1358-1377. <https://doi.org/10.4314 / jfas.v9i3.8>.
- Milman, N. T. (2021). Managing Genetic Hemochromatosis: An Overview of Dietary Measures, Which May Reduce Intestinal Iron Absorption in Persons With Iron

Overload. *Gastroenterology Research*, 14(2), 66-80.
<https://doi.org/10.14740/gr1366>

MINEM (2019). Los principales metales que produce el Perú. Folleto.
http://www.minem.gob.pe/minem/archivos/file/Mineria/PUBLICACIONES/GUIA_S/FOLLETOS/principalesmetales.pdf.

Mingoti, S. A. (2007). Análise de dados através de métodos estatística multivariada: uma abordagem aplicada. Análise de dados através de métodos estatística multivariada: uma abordagem aplicada. Editorial Belo Horizonte. Brasil. 295 p.

MINSA. (2015). Guía de Práctica Clínica para el Diagnóstico y Tratamiento de la Intoxicación por Cadmio. Ministerio de Salud.

Mirza, R., Moeinaddini, M., Pourebrahim, S., & Zahed, M. A. (2019). Contamination, ecological risk and source identification of metals by multivariate analysis in surface sediments of the khouran Straits, the Persian Gulf. *Marine pollution bulletin*, 145, 526-535. <https://doi.org/10.1016/j.marpolbul.2019.06.028>

Mohamed, I; Othman, F; Ibrahim, A. I; Alaa-Eldin, M. E. y Yunus, R. M. (2015). Assessment of water quality parameters using multivariate analysis for Klang River basin, Malaysia. *Environmental monitoring and assessment*, 187(1), 1-12. <https://doi.org/10.1007/s10661-014-4182-y>

Mohammad FS, Al Zubaidy IAH, Bassioni G (2014) Una comparación de los procesos de lixiviación de aluminio en el agua potable y del grifo. *Int J Electrochem Sci* 9: 3118–3129

Moiseenko, T. I; Dinu, M. I; Gashkina, N. A y Kremleva, T. A. (2019). Aquatic environment and anthropogenic factor effects on distribution of trace elements in surface waters of European Russia and Western Siberia. *Environmental Research Letters*, 14(6), 1-16. <https://orcid.org/0000-0003-2875-1693>

Mokarram, M; Saber, A y Sheykhi, V. (2020). Effects of heavy metal contamination on river water quality due to release of industrial effluents. *Journal of Cleaner Production*, 277, 1-16. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2020.123380>.

- Mold M, Cottle J, King A, Exley C (2019) Aluminio intracelular en células inflamatorias y gliales en la angiopatía amiloide cerebral: reporte de un caso. *Int J Environ Res Public Health* 16 (8): 1–10. <https://doi.org/10.3390/ijerph16081459>
- Montalvo, C., Aguilar, C. A., Amador, L. E., Cerón, J. G., Cerón, R. M., Anguebes, F., & Cordova, A. V. (2014). Metal contents in sediments (Cd, Cu, Mg, Fe, Mn) as indicators of pollution of Palizada River, Mexico. *Environment and Pollution*, 3(4), 89-98. <http://dx.doi.org/10.5539/ep.v3n4p89>
- Mustapha, A; Aris, A. Z; Juahir, H; Ramli, M. F y Kura, N. U. (2013). River water quality assessment using environmental techniques: case study of Jakara River Basin. *Environmental Science and Pollution Research*, 20(8), 5630-5644. <https://doi.org/10.1007/s11356-013-1542-z>.
- Mustapha, A; Aris, A. Z; Ramli, M. F y Juahir, H. (2012). Spatial-temporal variation of surface water quality in the downstream region of the Jakara River, north-western Nigeria: A statistical approach. *Journal of Environmental Science and Health, Part A*, 47(11), 1551-1560. <https://doi.org/10.1080/10934529.2012.680415>
- Mustapha, A; Aris, A. Z; Yusoff, F. M; Zakaria, M. P; Ramli, M. F; Abdullah, A. M; ... y Narany, T. S. (2014). Statistical approach in determining the spatial changes of surface water quality at the upper course of Kano River, Nigeria. *Water Quality, Exposure and Health*, 6(3), 127-142. <https://doi.org/10.1007/s12403-014-0117-7>
- Nádaská, G., Lesny, J., & Michalík, I. (2010). Environmental aspect of manganese chemistry. *Hungarian Journal of Sciences, ENV-100702-A*, 1-16.
- Napi, N; Mohamed, M; Abdullah, S; Mansor, A; Ahmed, A; Ismail, M. 2020. Multiple Linear Regression (MLR) and Principal Component Regression (PCR) for Ozone (O₃) Concentrations Prediction. In *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science* 616 (1), 1-7. IOP Publishing. <https://doi.org/10.1088/1755-1315/616/1/012004>
- Nargis, A; Habib, A; Harun, H. B; Sarker, M. S. I; Jin, R., Liu, G; ... y Cai, M. (2021). Status of multielement in water of the river Buriganga, Bangladesh: Aquatic chemistry of metal ions in polluted river water. *Emerging Contaminants*, 7, 99-115. <https://doi.org/10.1016/j.emcon.2021.03.001>

- Narvaez, S; Gomez, M y Acosta, J. (2008). Coliformes termotolerantes en aguas de las poblaciones costeras y palafíticas de la Ciénaga Grande de Santa Marta, Colombia. *Acta Biológica Colombiana*, 13(3), 113-121.
- Neiva, A. M. R; Carvalho, P. C. S; Antunes, I. M. H. R; Albuquerque, M. T. D; Santos, A. C. S; Cunha, P. P y Henriques, S. B. A. (2019). Assessment of metal and metalloid contamination in the waters and stream sediments around the abandoned uranium mine area from Mortórios, central Portugal. *Journal of Geochemical Exploration*, 202, 35-48. <https://doi.org/10.1016/j.gexplo.2019.03.020>
- Nie, J. (2018). Exposure to aluminum in daily life and Alzheimer's disease. In *Neurotoxicity of Aluminum*. Springer, Singapore. 99-111 p. https://doi.org/10.1007/978-981-13-1370-7_6
- Nishad, P. A y Bhaskarapillai, A. (2021). Antimony, a pollutant of emerging concern: A review on industrial sources and remediation technologies. *Chemosphere*, 277, 1-16. <https://doi.org/10.1016/j.chemosphere.2021.130252>
- Njuguna, S. M., Onyango, J. A., Githaiga, K. B., Gituru, R. W y Yan, X. (2020). Application of multivariate statistical analysis and water quality index in health risk assessment by domestic use of river water. Case study of Tana River in Kenya. *Process Safety and Environmental Protection*, 133, 149-158. <https://doi.org/10.1016/j.psep.2019.11.006>
- Noulas, C; Tziouvalekas, M y Karyotis, T. (2018). Zinc in soils, water and food crops. *Journal of Trace Elements in Medicine and Biology*, 49, 252-260. <https://doi.org/10.1016/j.jtemb.2018.02.009>.
- OA CHIRILU (2017). Creación del Observatorio del Agua de las cuencas de los ríos Chillón-Rímac-Lurín. Observatorio de Agua Chillón, Rímac, Lurín. Disponible en <https://hdl.handle.net/20.500.12543/2959>.
- OA CHIRILU (2019). Modelo WEAP para las cuencas Chillón, Rímac, Lurín, Chilca y Alto Mantaro. Observatorio de Agua Chillón, Rímac, Lurín. Disponible en <https://hdl.handle.net/20.500.12543/4121>
- Ogwueleka, T. C. (2015). Use of multivariate statistical techniques for the evaluation of temporal and spatial variations in water quality of the Kaduna River, Nigeria.

Environmental Monitoring and Assessment 187(3).
<https://doi.org/10.1007/s10661-015-4354-4>.

OMS (2018). Arsénico. <https://www.who.int/es/news-room/fact-sheets/detail/arsenic>.

OMS (2019). Intoxicación por plomo y salud. <https://www.who.int/es/news-room/fact-sheets/detail/lead-poisoning-and-health>.

ONU, 2016. Las ciudades del mundo en 2016. Folleto de datos.

Ortiz, A. A; Jara, P. N; Loli, A. F; Delgado, E. L; Salinas, S. F; Salazar, R. O;y Aragón, S. Y. C. (2002). Flotación de minerales oxidados de plomo. Revista del Instituto de Investigación de la Facultad de Ingeniería Geológica, Minera, Metalúrgica y Geográfica, 5(10), 34-43. <https://doi.org/10.15381/iigeo.v5i10.757>

Osborne, J y Banjanovic, E. (2016). Exploratory Factor Analysis with SAS.USA. University Editions. 211p.

Osmi, S; Malek, M; Yusoff, M; Azman, N y Faizal, W (2016). Development of river water quality management using fuzzy techniques: a review. International Journal of River Basin Management 14(2), 243–254. <https://doi.org/10.1080/15715124.2015.1105232>.

Palacio, F. X; Apodaca, M. J y Crisci, J. V. (2020). Análisis multivariado para datos biológicos: teoría y su aplicación utilizando el lenguaje R. Diponible en <http://hdl.handle.net/11336/135355>.

Palarea, J. y Martín, J. (2013). Values below detection limit in compositional chemical data. Analytica Chimica Acta, 764: 32-43. <http://dx.doi.org/10.1016/j.aca.2012.12.029>.

Peña, D. (2002). Análisis de datos multivariantes (Vol. 24). Madrid: McGraw-Hill.

Pérez, C. (2004). Técnicas de análisis multivariante de datos. Madrid, España, Ediciones Pearson Educación S.A. 672p.

Pinto, C. C., Calazans, G. M y Oliveira, S. C. (2019). Assessment of spatial variations in the surface water quality of the Velhas River Basin, Brazil, using multivariate statistical analysis and nonparametric statistics. Environmental monitoring and assessment, 191(3), 1-13. <https://doi.org/10.1007/s10661-019-7281-y>

- Pozzatti, M., Borges, A. R., Dessuy, M. B., Vale, M. G. R y Welz, B. (2017). Determination of cadmium, chromium and copper in vegetables of the Solanaceae family using high-resolution continuum source graphite furnace atomic absorption spectrometry and direct solid sample analysis. *Analytical Methods*, 9(2), 329-337. <https://doi.org/10.1039/C6AY02594C>.
- Pradhan, U; Shirodkar, P y Sahu, B. (2009). Physico-chemical characteristics of the coastal water off Devi estuary, Orissa and evaluation of its seasonal changes using chemometric techniques. *Current Science*, 96(9), 1203–1209. <https://www.jstor.org/stable/24105409>.
- PRODUCE, 2020. Tejido empresarial en el Perú. Disponible en <https://app.powerbi.com/view?r=eyJrIjoiOTg2MWM4ZWYtZTA2Ny00OWM3LTk3NzQtN2Y2NWZkYTJlZmJiIiwidCI6ImMzNGNjOGM2LTJiMjctNDA0Mi1hMGE2LWI3OWZiMmM0NDE4NyIsImMiOiR9&pageName=ReportSection>
- Rahman, M. A., Rahman, M. M., Reichman, S. M., Lim, R. P y Naidu, R. (2014). Heavy metals in Australian grown and imported rice and vegetables on sale in Australia: health hazard. *Ecotoxicology and environmental safety*, 100, 53-60. <https://doi.org/10.1016/j.ecoenv.2013.11.024>
- Rashid, I., & Romshoo, S. A. (2013). Impact of anthropogenic activities on water quality of Lidder River in Kashmir Himalayas. *Environmental monitoring and assessment*, 185(6), 4705-4719. <https://doi.org/10.1007/s10661-012-2898-0>
- Rodríguez-Díaz, A. A., Villaseñor-Cabral, M. G., Canet, C., Prol-Ledesma, R. M., & Camprubí, A. (2005). Clasificación de los yacimientos de manganeso y ejemplos de depósitos mexicanos e internacionales. *Boletín de mineralogía*, 16(1), 33-43. https://www.geologia.unam.mx/igl/deptos/geoq/canetc/Art_3_Agosto.pdf
- RStudio Team. 2020. RStudio: Integrated Development for R. RStudio0. PBC, Boston, MA URL <http://www.rstudio.com/>.
- Sabir, S., Akash, M. S. H., Fiayyaz, F., Saleem, U., Mehmood, M. H. y Rehman, K. (2019). Role of cadmium and arsenic as endocrine disruptors in the metabolism of carbohydrates: inserting the association into perspectives. *Biomedicine & Pharmacotherapy*, 114, 108802.

- Saha, N y Rahman, M. S. (2018). Multivariate statistical analysis of metal contamination in surface water around Dhaka export processing industrial zone, Bangladesh. *Environmental nanotechnology, monitoring & management*, 10, 206-211. <https://doi.org/10.1016/j.enmm.2018.07.007>.
- Sarkar, A y Shekhar, S. (2018). Iron contamination in the waters of Upper Yamuna basin. *Groundwater for Sustainable Development*, 7, 421-429. <https://doi.org/10.1016/j.gsd.2017.12.01>.
- Sartorio, S. (2008). Aplicações de técnicas de análise multivariada em experimentos agropecuários usando o software R. Tesis de Maestría. Piracicaba, Brasil, Universidade de São Paulo. 131 p.
- Segura, E y Torres, V. (2014). Tratamiento de valores perdidos y atípicos en la aplicación del Modelo Estadístico de Medición de Impacto en un estudio de 90 fincas lecheras en la provincia de Pastaza, Ecuador. *Revista Cubana de Ciencia Agrícola*, 48(4)0. 333–336.
- Seiyaboh, E. I y Izah, S. C. (2017). Review of Impact of Anthropogenic Activities in surface water resources in the Niger Delta Region of Nigeria: A case of Bayelsa State. *International Journal of Ecotoxicology and Ecobiology*, 2(2), 61-73. <https://doi.org/10.11648/j.ijee.20170202.12>
- Shaji, E., Santosh, M., Sarath, K. V., Prakash, P., Deepchand, V y Divya, B. V. (2021). Arsenic contamination of groundwater: a global synopsis with focus on the Indian Peninsula. *Geoscience frontiers*, 12(3), 101079. <https://doi.org/10.1016/j.gsf.2020.08.015>
- Sharma, S. (1996) Técnicas multivariadas aplicadas. Nueva York, US. John Wiley and Sons Inc. 512 p
- Shrestha, S y Kazama, F. (2007). Assessment of surface water quality using multivariate statistical techniques: A case study of the Fuji river basin, Japan. *Environmental Modelling & Software*, 22(4), 464-475. <https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2006.02.001>.
- Siepak, M. Sojka, M. (2017). Application of multivariate statistical approach to identify trace elements sources in surface waters: a case study of Kowalskie and Stare Miasto

- reservoirs, Poland. *Environmental Monitoring and Assessment*, 189(8), 1-15.
<https://doi.org/10.1007/s10661-017-6089-x>.
- Simeonov, V; Simeonova, P y Tzimou-Tsitouridou, R. (2004). Chemometric quality assessment of surface waters: two case studies. *Chemia i Inżynieria Ekologiczna*, 11(6), 449-469.
- Singh, K. P., Malik, A., Mohan, D y Sinha, S. (2004). Multivariate statistical techniques for the evaluation of spatial and temporal variations in water quality of Gomti River (India)—a case study. *Water research*, 38(18), 3980-3992.
<https://doi.org/10.1016/j.watres.2004.06.011>
- Singh, K. R; Goswami, A. P; Kalamdhad, A. S y Kumar, B. (2020). Assessment of surface water quality of Pagladia, Beki and Kolong rivers (Assam, India) using multivariate statistical techniques. *International Journal of River Basin Management*, 18(4), 511-520. <https://doi.org/10.1080/15715124.2019.1566236>.
- Sotomayor G. (2016). Evaluación de la calidad de las aguas superficiales mediante técnicas de estadística multivariante: Un estudio de caso en la cuenca del Río Paute, al sur de Ecuador. Tesis de Maestría, La Plata, Argentina, Universidad Nacional de la Plata. Disponible en <http://sedici.unlp.edu.ar/handle/10915/53959>.
- Sreekala, M. S; Sareen, S. J y Rajathi, S. (2018). Influence of Geo-environmental and Chemical Factors on Thermotolerant Coliforms and E. coli in the Groundwater of Central Kerala. *Journal of the Geological Society of India*, 91(5), 621-626.
<https://doi.org/10.1007/s12594-018-0913-y>.
- Tabelin, C. B; Igarashi, T; Villacorte-Tabelin, M; Park, I; Opiso, E. M; Ito, M y Hiroyoshi, N. (2018). Arsenic, selenium, boron, lead, cadmium, copper, and zinc in naturally contaminated rocks: A review of their sources, modes of enrichment, mechanisms of release, and mitigation strategies. *Science of the Total Environment*, 645, 1522-1553.
<https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2018.07.103>.
- Taoufik, G; Khouni, I y Ghrabi, A. (2017). Assessment of physico-chemical and microbiological surface water quality using multivariate statistical techniques: a case study of the Wadi El-Bey River, Tunisia. *Arabian Journal of Geosciences*, 10(7), 181.
<https://doi.org/10.1007/s12517-017-2898-z>.

- Tinkov, A. A., Filippini, T., Ajsuvakova, O. P., Aaseth, J., Gluhcheva, Y. G., Ivanova, J. M., ... & Skalny, A. V. (2017). The role of cadmium in obesity and diabetes. *Science of The Total Environment*, 601, 741-755. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2017.05.224>
- Trindade, A. L. C. (2013). Aplicação de técnicas estatísticas para avaliação de dados de monitoramento de qualidade das águas superficiais da porção mineira do rio São Francisco. Tesis de Maestría. Belo Horizonte, Brasil. Universidad Federal de Minas Gerais. Disponible en <https://repositorio.ufmg.br/handle/1843/BUOS-97CHYV>
- UNESCO. (2019). Informe Mundial de Naciones Unidas sobre el Desarrollo de los Recursos Hídricos 2019.
- Vadde, K; Wang, J; Cao, L; Yuan, T; McCarthy, A y Sekar, R. (2018). Assessment of water quality and identification of pollution risk locations in Tiaoxi River (Taihu Watershed), China. *Water (Switzerland)*, 10(2). <https://doi.org/10.3390/w10020183>.
- Varol, M. (2020). Use of water quality index and multivariate statistical methods for the evaluation of water quality of a stream affected by multiple stressors: A case study. *Environmental Pollution*, 266, 115417. <https://doi.org/10.1016/j.envpol.2020.115417>.
- Villagarcía, S., & Aguirre, G. (2014). Manual de uso de fertilizantes para las condiciones del Perú. Fondo editorial Universidad Nacional Agraria La Molina, Lima, Perú. Disponible en <http://www.fondoeditorialunalm.com/wp-content/uploads/2020/09/MANUAL-DE-USO-DE-FERTILIZANTES.pdf>
- Wang, J; Liu, G; Liu, H y Lam, P. K. (2017). Multivariate statistical evaluation of dissolved trace elements and a water quality assessment in the middle reaches of Huaihe River, Anhui, China. *Science of the total environment*, 583, 421-431. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2017.01.088>.
- Wang, X; Cai, Q; Ye, L y Qu, X. (2012). Evaluation of spatial and temporal variation in stream water quality by multivariate statistical techniques: A case study of the Xiangxi River basin, China. *Quaternary International*, 282, 137-144. <https://doi.org/10.1016/j.quaint.2012.05.015>.
- Yilma, M; Kiflie, Z; Windsperger, A y Gessese, N. (2019). Assessment and interpretation of river water quality in Little Akaki River using multivariate statistical techniques.

International journal of environmental science and technology, 16(7), 3707-3720.
<https://doi.org/10.1007/s13762-018-2000-8>.

Yucra, S., Gasco, M., Rubio, J y Gonzales, G. F. (2008). Exposición ocupacional a plomo y pesticidas órganofosforados: efecto sobre la salud reproductiva masculina. *Revista Peruana de medicina experimental y salud pública*, 25(4), 394-402. ISSN 1726-4634

Zhang, Y., Hou, D., O'Connor, D., Shen, Z., Shi, P., Ok, Y. S., ...y Luo, M. (2019). Lead contamination in Chinese surface soils: Source identification, spatial-temporal distribution and associated health risks. *Critical Reviews in Environmental Science and Technology*, 49(15), 1386-1423.
<https://doi.org/10.1080/10643389.2019.1571354>

Zhao, L; Xie, Y; Wang, J y Xu, X. (2015). A performance assessment and adjustment program for air quality monitoring networks in Shanghai. *Atmospheric Environment*, 122, 382-392. <https://doi.org/10.1016/j.atmosenv.2015.09.069>

Zotou, I; Tsihrintzis, V y Gikas, G. D. (2019). Performance of seven water quality indices (WQIs) in a Mediterranean River. *Environmental monitoring and assessment*, 191(8), 1-14. <https://doi.org/10.1007/s10661-019-7652-4>

VIII. ANEXOS

ANEXO 1: CARTA RESPUESTA A SOLICITUD DE ACCESO A LA INFORMACIÓN PÚBLICA EMITIDA POR LA AUTORIDAD NACIONAL DEL AGUA



PERÚ Ministerio de Agricultura y Riego



"Decenio de la Igualdad de Oportunidades para mujeres y hombres"
"Año de la Universalización de la Salud"

CUT N° 92323-2020

Lima, 10 NOV 2020

CARTA N° 230 -2020-ANA-AAA.CF-ALA.CHRL

Señora:
Marleni Beatriz Aldrede Malpartida
Asociación la Gloria Mz. A Lt. 8
Ate.-

Asunto : Remito Informes de Monitoreos de Calidad de Agua

Referencia : Solicitud N° 001-2020-MBAM

Es grato dirigirme a usted, para saludarle cordialmente y en atención al documento de la referencia, remitirle vía digital en CD los Monitoreos de Calidad de Agua Superficial en las cuencas del río Rimac, Chillón y Lurín desde los años 2011 al 2019.

Sin otro particular, es propicia la ocasión para expresarle los sentimientos de mi consideración.

Atentamente



Ing. Henry Germán Laguna Ortega
Administrador Local del Agua
Administración Local del Agua Chillon Rimac Lurin
Autoridad Nacional del Agua

HGLO/jltv/fmfh

Calle Los Tulipanes N° 330 – Lince - Lima
T: (511) 569-1039
www.ala-chirilu@ana.gob.pe
www.ana.gob.pe
www.minagri.gob.pe

EL PERÚ PRIMERO

ANEXO 2: ESTADÍSTICOS DESCRIPTIVOS POR ESTACIÓN DE MONITOREO UBICADAS EN EL RÍO PRINCIPAL DE LA CUENCA Y COMPARACIÓN CON LOS ESTÁNDARES DE CALIDAD AMBIENTAL PARA AGUA (D.S 004-2017-MINAM).

Estaciones	Parámetros	CE	DBO	OD	PH	SST	T	DQO	Al	Sb	As	Cd	Cr	Cu	Fe	Mn	Pb	Zn	Mg	Ca	Na	CTT
	Unidades	µS cm ⁻¹	mg L ⁻¹	mg L ⁻¹	Unidad de pH	mg L ⁻¹	°C	mg L ⁻¹	NMP 100ml ⁻¹													
ECA CAT 1-SUBCAT A2		1600	5	≥5	5,5-9	-	Δ3	20	5	0,02	0,01	0,005	0,05	2	1	0,4	0,05	5	-	-	-	2000
RRima1	Media	530,71	1,55	6,84	8,32	27,25	7,85	14,74	0,86	0,011	0,015	0,007	0,005	0,179	0,1	2,01	0,04	1,05	12,10	75,36	7,38	1583
	Error típ. de la media	42,57	0,24	0,32	0,15	6,98	0,62	3,31	0,19	0,002	0,002	0,002	0,002	0,053	0,25	0,31	0,02	0,23	0,80	3,25	0,83	1341
	Mediana	488,90	1,00	6,51	8,33	19,74	6,90	8,00	0,71	0,009	0,012	0,005	0,001	0,060	0,60	1,65	0,01	0,57	12,48	76,29	7,71	110
	Desv. típ.	175,51	0,98	1,32	0,63	28,79	2,39	13,66	0,77	0,008	0,009	0,007	0,007	0,219	1,02	1,30	0,07	0,95	3,21	12,15	3,10	5529
	Mínimo	259,60	1,00	4,48	6,58	4	4,15	2,50	0,02	0,003	0,001	0,000	0,000	0,001	0,13	0,30	0,01	0,11	5,76	54,30	3,08	0
	Máximo	878,90	4,30	10,02	9,70	114	13,37	46,00	2,39	0,037	0,034	0,019	0,014	0,782	3,82	5,44	0,30	2,93	17,19	105,03	14,89	23000
ECA CAT 1-SUBCAT A2		1600	5	≥5	5,5-9	-	Δ3	20	5	0,02	0,01	0,005	0,05	2	1	0,4	0,05	5	-	-	-	2000
RRima2	Media	555,99	2,06	6,63	8,38	25,31	8,50	16,16	0,91	0,011	0,013	0,005	0,005	0,162	1,20	2,01	0,05	0,93	12,07	78,47	7,55	1227
	Error típ. de la media	38,04	0,52	0,31	0,09	7,14	0,55	3,36	0,22	0,002	0,002	0,001	0,002	0,044	0,30	0,32	0,01	0,19	0,82	3,63	0,68	764
	Mediana	560,40	1,00	6,40	8,34	16,16	8,40	16,16	0,70	0,006	0,011	0,002	0,001	0,070	0,67	1,58	0,03	0,60	12,27	79,38	7,76	130
	Desv. típ.	156,84	2,16	1,26	0,36	29,45	2,13	13,84	0,92	0,010	0,008	0,006	0,007	0,180	1,25	1,31	0,06	0,78	3,26	13,57	2,56	3150
	Mínimo	262,80	1,00	4,06	7,81	0,50	4,18	1,00	0,03	0,002	0,001	0,000	0,000	0,018	0,21	0,31	0,01	0,12	5,61	60,83	3,88	0
	Máximo	850,00	9,60	9,44	9,45	111,0	11,17	47,00	3,20	0,038	0,035	0,016	0,014	0,707	4,38	5,56	0,21	2,72	17,22	118,80	13,12	13000
ECA CAT 1-SUBCAT A2		1600	5	≥5	5,5-9	-	Δ3	20	5	0,02	0,01	0,005	0,05	2	1	0,4	0,05	5	-	-	-	2000
RRima3	Media	574,12	1,76	7,05	8,50	34,50	10,05	10,62	0,63	0,005	0,009	0,002	0,006	0,079	1,01	0,87	0,03	0,48	11,60	89,97	6,76	1621
	Error típ. de la media	50,30	0,26	0,39	0,11	7,17	0,38	2,39	0,16	0,001	0,001	0,001	0,002	0,020	0,29	0,15	0,01	0,11	0,96	6,15	0,63	753
	Mediana	532,00	1,00	7,30	8,30	28,50	9,54	5,00	0,46	0,003	0,008	0,001	0,003	0,041	0,33	0,66	0,02	0,34	12,28	94,24	7,10	476
	Desv. típ.	207,37	1,08	1,62	0,47	29,55	1,49	9,87	0,68	0,005	0,005	0,002	0,007	0,082	1,21	0,63	0,03	0,44	3,84	23,01	2,37	3107
	Mínimo	291,30	1,00	2,55	8,00	8,00	8,23	1,00	0,03	0,001	0,001	0,000	0,000	0,002	0,02	0,02	0,00	0,00	3,86	34,48	2,41	0
	Máximo	1017,00	3,80	10,19	9,65	120,00	13,19	34,00	2,04	0,018	0,019	0,005	0,014	0,310	3,92	2,14	0,13	1,52	17,55	134,56	12,41	13000

Continua...

ECA CAT 1-SUB CAT A2		1600	5	≥5	5,5-9	-	Δ3	20	5	0,02	0,01	0,005	0,05	2	1	0,4	0,05	5	-	-	-	2000
RRima4	Media	665,06	1,94	6,44	8,36	43,52	14,82	15,94	0,92	0,003	0,030	0,006	0,006	0,102	1,66	0,4	0,04	1,20	9,93	105,95	17,15	1689
	Error típ. de la media	41,69	0,30	0,36	0,11	7,96	0,40	5,61	0,30	0,000	0,003	0,001	0,002	0,013	0,52	0,04	0,01	0,15	0,29	4,49	0,26	805
	Mediana	698,20	1,50	6,22	8,21	44,59	14,92	5,00	0,46	0,002	0,029	0,005	0,003	0,091	0,78	0,37	0,03	1,19	9,85	103,59	17,26	228
	Desv. típ.	171,91	1,22	1,49	0,45	32,82	1,56	23,13	1,25	0,002	0,010	0,005	0,007	0,053	2,15	0,19	0,03	0,61	1,16	16,80	0,97	3317
	Mínimo	233,20	1,00	3,49	7,70	5	11,90	1,00	0,03	0,001	0,013	0,000	0,000	0,006	0,11	0,17	0,01	0,01	6,34	65,99	15,27	0
	Máximo	937,00	5,70	9,69	9,36	116	17,78	91,00	4,10	0,009	0,052	0,016	0,014	0,174	8,03	0,84	0,10	2,15	11,98	138,21	19,11	13000
ECA CAT 1-SUBCAT A2		1600	5	≥5	5,5-9	-	Δ3	20	5	0,02	0,01	0,005	0,05	2	1	0,4	0,05	5	-	-	-	2000
RRima5	Media	721,07	1,45	6,71	7,77	34,39	15,76	11,00	0,65	0,003	0,055	0,003	0,001	0,040	0,87	0,14	0,02	0,46	10,85	103,38	32,74	493
	Error típ. de la media	62,12	0,18	0,31	0,10	6,02	0,61	2,63	0,21	0,000	0,005	0,001	0,000	0,008	0,25	0,02	0,00	0,09	0,50	4,57	3,59	153
	Mediana	693,24	1,02	6,73	7,90	33,50	15,81	11,00	0,20	0,002	0,059	0,003	0,001	0,032	0,43	0,12	0,01	0,37	11,04	102,56	34,19	396
	Desv. típ.	256,13	0,76	1,29	0,43	24,81	2,36	10,83	0,88	0,002	0,022	0,002	0,001	0,034	1,04	0,10	0,02	0,36	2,02	17,08	13,43	631
	Mínimo	150,20	1,00	4,27	6,63	1,50	11,22	1,00	0,01	0,001	0,014	0,000	0,000	0,002	0,12	0,04	0,00	0,01	5,49	68,68	13,55	23
	Máximo	1072,00	3,00	8,65	8,32	91	19,27	48,00	3,00	0,008	0,087	0,007	0,003	0,103	3,61	0,36	0,08	1,18	14,60	146,62	60,18	2800
ECA CAT 1-SUBCAT A2		1600	5	≥5	5,5-9	-	Δ3	20	5	0,02	0,01	0,005	0,05	2	1	0,4	0,05	5	-	-	-	2000
RRima6	Media	559,26	1,61	7,25	8,43	50,48	17,37	10,74	0,97	0,002	0,033	0,003	0,006	0,036	1,96	0,19	0,06	0,33	10,51	78,29	104,49	15021
	Error típ. de la media	35,76	0,28	0,39	0,12	18,57	0,57	2,78	0,36	0,000	0,007	0,001	0,002	0,011	0,79	0,06	0,04	0,11	0,48	3,73	35,64	7405
	Mediana	542,20	1,00	7,44	8,35	31,00	17,04	5	0,18	0,001	0,023	0,004	0,003	0,015	0,19	0,07	0,01	0,19	10,58	76,79	111,46	790
	Desv. típ.	147,43	1,14	1,61	0,50	76,58	2,22	11,45	1,50	0,001	0,029	0,002	0,007	0,045	3,25	0,25	0,15	0,45	1,93	13,97	133,35	30532
	Mínimo	381,00	1,00	3,63	7,27	0,50	14,48	1	0,01	0,001	0,005	0,000	0,000	0,001	0,01	0,00	0,00	0,01	5,77	47,98	13,81	0
	Máximo	804,00	5,10	9,96	9,53	322	20,98	49	5,31	0,004	0,132	0,005	0,014	0,170	10,86	0,91	0,63	1,79	14,54	104,83	541,57	110000
ECA CAT 1-SUBCAT A2		1600	5	≥5	5,5-9	-	Δ3	20	5	0,02	0,01	0,005	0,05	2	1	0,4	0,05	5	-	-	-	2000
RRima7	Media	542,00	2,18	8,10	8,11	65,89	19,26	15,85	1,94	0,003	0,052	0,003	0,006	0,035	2,27	0,15	0,02	0,40	10,01	90,17	22,47	16872
	Error típ. de la media	44,76	0,34	0,43	0,13	22,80	0,85	4,57	0,80	0,000	0,027	0,001	0,002	0,008	0,95	0,04	0,01	0,09	0,85	4,23	1,27	7795
	Mediana	569,00	1,50	8,50	8,05	51,00	18,91	6,00	0,45	0,002	0,021	0,005	0,003	0,023	0,60	0,11	0,01	0,32	9,70	92,14	23,18	4900

Continua....

RRima7	Desv. típ.	184,56	1,42	1,78	0,54	94,02	3,30	18,86	3,31	0,001	0,110	0,002	0,007	0,035	3,91	0,16	0,03	0,36	3,41	15,84	4,77	32141
	Mínimo	248,00	1,00	5,16	7,23	1,50	14,60	1	0,01	0,001	0,009	0,000	0,000	0,001	0,00	0,00	0,00	0,00	0,30	55,09	13,23	220
	Máximo	774,00	5,10	11,60	9,35	396	24,04	70	13,08	0,005	0,472	0,006	0,014	0,116	14,60	0,57	0,11	1,04	15,38	113,72	30,28	130000
ECA CAT 1-SUBCAT A2		1600	5	≥5	5,5-9	-	Δ3	20	5	0,02	0,01	0,005	0,05	2	1	0,4	0,05	5	-	-	-	2000
RRima8	Media	439,58	2,84	7,91	8,46	74,50	16,93	9,32	2,03	0,002	0,036	0,003	0,006	0,051	4,98	0,25	0,05	0,50	7,47	70,27	10,82	50826
	Error típ. de la media	29,50	0,82	0,31	0,09	38,47	0,23	2,51	0,79	0,000	0,007	0,000	0,002	0,009	2,65	0,06	0,02	0,08	0,20	1,80	0,23	17448
	Mediana	440,00	1,00	8,25	8,32	11,33	16,93	5,00	0,56	0,001	0,023	0,003	0,003	0,040	0,74	0,13	0,02	0,41	7,29	71,46	10,90	23000
	Desv. típ.	121,64	3,39	1,27	0,38	158,61	0,90	10,37	3,25	0,001	0,028	0,002	0,007	0,038	10,93	0,26	0,06	0,34	0,81	6,72	0,85	71939
	Mínimo	225,00	1,00	5,21	7,97	5,00	15,37	1	0,04	0,001	0,012	0,000	0,000	0,010	0,14	0,05	0,00	0,12	5,37	54,84	8,84	240
	Máximo	680,00	13,10	9,47	9,46	578,00	18,05	41	11,06	0,003	0,124	0,005	0,014	0,162	45,36	1,07	0,24	1,53	9,38	84,18	12,00	240000
ECA CAT 1-SUBCAT A2		1600	5	≥5	5,5-9	-	Δ3	20	5	0,02	0,01	0,005	0,05	2	1	0,4	0,05	5	-	-	-	2000
RRima9	Media	462,24	4,00	7,68	8,35	71,68	19,41	10,65	2,30	0,002	0,034	0,003	0,006	0,049	5,88	0,24	0,05	0,47	7,60	72,46	11,59	145389
	Error típ. de la media	28,71	1,13	0,34	0,12	36,02	0,33	3,28	0,91	0,000	0,006	0,000	0,002	0,010	3,05	0,06	0,01	0,09	0,27	1,57	0,28	92929
	Mediana	482,40	3,00	8,06	8,20	9,09	19,41	5,00	0,92	0,001	0,024	0,003	0,003	0,030	0,67	0,12	0,02	0,36	7,37	73,42	11,65	33000
	Desv. típ.	118,39	4,64	1,40	0,48	148,52	1,26	13,53	3,74	0,001	0,023	0,002	0,007	0,041	12,56	0,26	0,06	0,37	1,08	5,89	1,05	383156
	Mínimo	245,80	1,00	5,05	7,29	2,00	17,42	1	0,05	0,001	0,013	0,000	0,000	0,012	0,17	0,04	0,01	0,10	5,54	59,89	9,13	130
	Máximo	705,00	19,50	9,46	9,40	548,00	21,80	53	13,72	0,004	0,098	0,005	0,014	0,152	50,35	0,95	0,24	1,44	11,03	85,05	13,47	1600000
ECA CAT 1-SUBCAT A2		1600	5	≥5	5,5-9	-	Δ3	20	5	0,02	0,01	0,005	0,05	2	1	0,4	0,05	5	-	-	-	2000
RRima10	Media	476,87	2,55	7,27	8,32	85,95	21,12	18,06	2,42	0,002	0,037	0,003	0,007	0,049	5,82	0,24	0,05	0,41	7,64	73,07	12,89	74671
	Error típ. de la media	34,70	0,37	0,40	0,13	43,99	0,41	6,76	0,95	0,000	0,008	0,000	0,002	0,011	2,87	0,07	0,02	0,09	0,31	1,90	0,34	34457
	Mediana	487,50	2,60	7,82	8,30	11,75	21,10	9,00	0,84	0,001	0,023	0,003	0,003	0,033	0,93	0,14	0,03	0,32	7,32	74,19	12,97	23000
	Desv. típ.	143,08	1,51	1,65	0,55	181,38	1,60	27,89	3,92	0,001	0,032	0,002	0,006	0,044	11,83	0,28	0,07	0,35	1,23	7,10	1,28	142072
	Mínimo	261,50	1,00	2,35	7,19	8,00	18,23	1	0,04	0,001	0,007	0,000	0,000	0,009	0,20	0,04	0,00	0,11	5,35	58,45	9,79	110
	Máximo	851,00	5,40	8,82	9,41	700,00	24,30	110	15,85	0,003	0,129	0,005	0,014	0,171	47,23	1,08	0,28	1,56	11,36	86,56	14,94	540000

Continua...

ECA CAT 1-SUBCAT A2		1600	5	≥5	5,5-9	-	Δ3	20	5	0,02	0,01	0,005	0,05	2	1	0,4	0,05	5	-	-	-	2000
RRima11	Media	433,42	2,70	7,46	8,31	75,02	21,01	15,53	2,65	0,002	0,036	0,003	0,007	0,048	5,85	0,24	0,05	0,42	7,71	72,60	13,56	159198
	Error típ. de la media	42,75	0,41	0,45	0,12	33,87	0,34	5,17	0,92	0,000	0,006	0,000	0,002	0,011	3,04	0,07	0,02	0,10	0,26	1,74	0,38	88644
	Mediana	487,80	2,80	8,22	8,26	13,00	21,20	5,00	0,69	0,001	0,027	0,003	0,004	0,035	0,74	0,13	0,02	0,32	7,43	73,78	13,67	33000
	Desv. típ.	176,24	1,71	1,87	0,49	139,64	1,32	21,33	3,81	0,001	0,025	0,002	0,006	0,044	12,53	0,28	0,07	0,40	1,03	6,50	1,41	365490
	Mínimo	25,00	1,00	2,10	7,19	5,00	18,68	1	0,04	0,001	0,012	0,000	0,000	0,008	0,21	0,04	0,00	0,09	5,80	57,23	10,56	70
	Máximo	729,00	7,10	9,10	9,38	522,00	23,50	81	13,71	0,003	0,108	0,005	0,014	0,181	51,49	1,13	0,30	1,71	10,63	86,75	16,78	1300000
ECA-CAT 3		2500	15	≥5	6,5-8-5	-	Δ3	40	5	-	0,1	0,01	0,1	0,2	5	0,2	0,05	2	-	-	-	1000
RRima12	Media	520,37	9,98	8,02	8,05	91,52	20,37	51,94	3,52	0,002	0,062	0,002	0,006	0,352	5,30	0,29	0,04	0,44	7,86	74,40	18,38	89301
	Error típ. de la media	24,19	5,23	0,07	0,05	20,23	0,58	18,91	1,06	0,000	0,005	0,000	0,001	0,064	1,23	0,03	0,01	0,06	0,37	1,61	0,98	21567
	Mediana	543,62	4,98	7,93	8,04	72,50	19,44	51,94	2,31	0,001	0,066	0,001	0,006	0,291	3,72	0,29	0,03	0,40	7,52	75,40	18,80	79000
	Desv. típ.	99,73	21,56	0,30	0,21	83,39	2,26	77,96	4,39	0,001	0,019	0,001	0,004	0,262	5,07	0,13	0,02	0,25	1,47	6,01	3,68	88922
	Mínimo	290,00	1,00	7,29	7,67	24,00	17,20	4,50	0,82	0,001	0,026	0,000	0,002	0,024	1,43	0,07	0,01	0,00	5,65	61,42	12,62	49
	Máximo	658,90	93,00	8,60	8,42	404,00	24,62	342	20,12	0,005	0,099	0,005	0,014	0,985	21,47	0,67	0,10	0,94	12,48	88,94	26,94	330000
ECA-CAT 3		2500	15	≥5	6,5-8-5	-	Δ3	40	5	-	0,1	0,01	0,1	0,2	5	0,2	0,05	2	-	-	-	1000
RRima13	Media	559,21	6,17	7,86	7,88	57,73	22,32	20,35	4,09	0,002	0,052	0,002	0,016	0,211	4,22	0,26	0,04	0,40	8,21	74,77	18,98	78492
	Error típ. de la media	34,69	1,16	0,10	0,11	27,60	0,66	4,32	1,75	0,001	0,010	0,000	0,007	0,063	1,74	0,06	0,01	0,09	0,61	1,69	1,50	25973
	Mediana	560,43	7,07	7,76	8,06	18,37	22,13	20,35	1,78	0,001	0,039	0,001	0,008	0,159	2,59	0,19	0,03	0,26	7,44	75,08	19,39	38989
	Desv. típ.	143,05	4,79	0,43	0,44	113,82	2,55	17,81	7,22	0,002	0,041	0,002	0,029	0,260	7,19	0,24	0,03	0,36	2,46	6,32	5,62	107090
	Mínimo	299,20	1,00	7,21	6,72	12,00	19,06	4,50	0,19	0,001	0,020	0,000	0,001	0,014	0,00	0,04	0,01	0,00	5,65	66,00	12,23	700
	Máximo	926,40	20,00	8,71	8,31	418,00	27,90	67	28,69	0,009	0,188	0,005	0,120	1,171	31,44	0,93	0,14	1,22	15,99	94,26	34,15	330000

ANEXO 3: ESTADÍSTICOS DESCRIPTIVOS POR ESTACIÓN DE MONITOREO UBICADAS EN LOS TRIBUTARIOS DE LA CUENCA Y COMPARACIÓN CON LOS ESTÁNDARES DE CALIDAD AMBIENTAL PARA AGUA (D.S 004-2017-MINAM).

Estaciones	Parámetros	CE	DBO	OD	PH	SST	T	DQO	Al	Sb	As	Cd	Cr	Cu	Fe	Mn	Pb	Zn	Mg	Ca	Na	CTT
	Unidades	µS cm ⁻¹	mg L ⁻¹	mg L ⁻¹	Unidad de pH	mg L ⁻¹	°C	mg L ⁻¹	NMP 100ml ⁻¹													
ECA-CAT4		1000	5	≥5	6,5-9	≤25	Δ3	-	-	0,64	0,15	-	-	0,1	-	-	0,0025	0,12	-	-	-	1000
LCanc1	Media	295,37	1,43	6,06	4,81	8,17	10,60	4,50	1,93	0,002	0,015	0,008	0,001	0,377	2,01	0,77	0,04	0,92	2,25	35,85	2,63	4
	Error típ, de la media	13,32	0,18	0,24	0,17	1,74	0,28	0,00	0,27	0,000	0,005	0,001	0,000	0,041	0,27	0,04	0,00	0,06	0,05	1,09	0,08	3
	Mediana	295,00	1,02	6,13	4,84	7,43	10,58	4,50	1,76	0,001	0,010	0,007	0,001	0,323	1,94	0,74	0,03	0,84	2,24	36,10	2,66	1
	Desv, típ,	54,92	0,76	0,99	0,68	7,19	1,08	0,00	1,10	0,001	0,021	0,003	0,001	0,168	1,12	0,18	0,02	0,27	0,18	4,10	0,31	11
	Mínimo	208,00	1,00	3,35	3,34	0,50	7,50	4,50	0,12	0,001	0,001	0,004	0,000	0,103	0,45	0,42	0,00	0,59	1,92	28,89	2,13	1
	Máximo	446,50	3,00	7,34	5,93	29,00	12,10	4,50	3,95	0,003	0,089	0,018	0,003	0,793	5,03	1,15	0,08	1,66	2,66	44,70	3,45	46
ECA-CAT4		1000	5	≥5	6,5-9	≤25	Δ3	-	-	0,64	0,15	-	-	0,1	-	-	0,0025	0,12	-	-	-	1000
LTiet1	Media	393,38	1,97	6,66	8,50	7,86	9,77	7,89	0,14	0,003	0,006	0,003	0,006	0,006	0,23	1,26	0,01	0,21	7,05	84,18	2,14	1
	Error típ, de la media	37,11	0,33	0,36	0,15	1,87	1,05	0,88	0,07	0,001	0,001	0,001	0,002	0,002	0,11	1,21	0,00	0,19	1,10	10,43	0,14	1
	Mediana	396,80	1,00	6,80	8,36	5,00	8,35	7,89	0,03	0,001	0,004	0,001	0,003	0,005	0,06	0,03	0,01	0,02	5,90	74,69	2,01	1
	Desv, típ,	153,00	1,37	1,47	0,63	7,70	4,05	3,62	0,27	0,005	0,005	0,003	0,007	0,010	0,45	5,00	0,01	0,80	4,42	39,03	0,54	3
	Mínimo	11,00	1,00	3,14	7,36	1,50	3,88	2,50	0,01	0,001	0,001	0,000	0,000	0,000	0,02	0,02	0,00	0,00	4,19	37,04	1,57	0
	Máximo	736,00	5,00	9,17	9,61	29,00	21,09	15	1,13	0,022	0,017	0,009	0,014	0,044	1,76	20,66	0,05	3,33	23,38	207,50	3,85	11
ECA CAT 1-SUBCAT A2		1600	5	≥5	5,5-9	-	Δ3	20	5	0,02	0,01	0,005	0,05	2	1	0,4	0,05	5	-	-	-	2000
Qant-1	Media	997,24	1,42	6,05	8,26	98,14	7,98	28,47	2,84	0,052	0,026	0,018	0,007	0,078	3,42	16,16	0,12	7,50	21,89	150,14	16,93	29
	Error típ, de la media	57,45	0,19	0,33	0,19	37,15	0,71	8,45	1,06	0,005	0,005	0,006	0,002	0,021	0,92	3,29	0,03	2,72	0,78	5,05	1,44	29
	Mediana	1029,00	1,00	5,73	8,17	30,86	7,61	14	2,01	0,049	0,022	0,010	0,002	0,067	1,96	10,80	0,08	3,88	22,38	151,02	17,12	1
	Desv, típ,	236,87	0,80	1,36	0,80	153,17	2,77	34,84	4,35	0,019	0,019	0,024	0,009	0,088	3,79	13,56	0,10	11,22	3,10	18,90	5,40	119
	Mínimo	503,00	1,00	3,95	6,70	18,00	4,00	1	0,01	0,007	0,003	0,000	0,000	0,000	0,18	2,19	0,01	0,34	14,02	114,00	2,85	0

Continua...

Qant-1	Máximo	1339,00	3,20	9,54	9,29	536,00	15,50	118	18,08	0,089	0,081	0,096	0,034	0,271	12,50	50,55	0,36	44,65	27,45	199,03	27,62	490
ECA CAT 1-SUBCAT A2		1600	5	≥5	5,5-9	-	Δ3	20	5	0,02	0,01	0,005	0,05	2	1	0,4	0,05	5	-	-	-	2000
QColl1	Media	240,88	1,43	6,98	7,67	12,26	11,42	8,72	3,71	0,001	0,006	0,001	0,002	0,004	2,87	0,33	0,01	0,20	7,68	42,60	4,32	30
	Error típ. de la media	11,99	0,18	0,24	0,07	1,15	0,41	1,95	1,26	0,000	0,001	0,000	0,000	0,001	1,08	0,11	0,00	0,02	0,91	0,69	0,17	16
	Mediana	245,58	1,02	6,99	7,65	13,17	11,57	8,72	1,97	0,001	0,005	0,001	0,002	0,004	2,47	0,20	0,01	0,20	7,81	42,68	4,38	5
	Desv. típ.	49,43	0,76	0,99	0,31	4,74	1,57	8,04	5,18	0,001	0,004	0,001	0,002	0,004	4,44	0,44	0,01	0,09	3,64	2,57	0,63	65
	Mínimo	123,60	1,00	4,45	7,05	0,50	6,28	1,00	0,10	0,001	0,002	0,000	0,000	0,001	0,07	0,03	0,00	0,02	3,99	36,39	3,11	1
	Máximo	338,30	3,00	8,59	8,26	20,51	13,45	38,00	20,78	0,003	0,020	0,003	0,007	0,020	18,75	1,85	0,04	0,38	20,47	49,02	5,49	230
ECA CAT 1-SUBCAT A2		1600	5	≥5	5,5-9	-	Δ3	20	5	0,02	0,01	0,005	0,05	2	1	0,4	0,05	5	-	-	-	2000
QHuay1	Media	1724,95	55,17	3,18	8,07	245,00	26,68	188,08	4,71	0,004	0,021	0,002	0,077	0,045	5,61	0,32	0,06	0,22	24,24	204,83	185,08	27588353
	Error típ. de la media	71,54	11,83	0,45	0,11	33,01	0,66	38,83	1,13	0,001	0,003	0,001	0,031	0,007	1,54	0,05	0,02	0,04	1,14	7,59	12,55	14703874
	Mediana	1670,00	34,00	3,05	8,06	240,07	26,20	155	3,57	0,004	0,021	0,001	0,033	0,032	3,68	0,28	0,03	0,18	24,50	205,77	183,31	2200000
	Desv. típ.	294,98	48,76	1,84	0,45	136,12	2,55	160,09	4,66	0,003	0,011	0,002	0,129	0,029	6,35	0,20	0,08	0,16	4,57	28,38	46,96	60625626
	Mínimo	1229,00	1,00	0,54	7,06	5,00	23,57	5,00	0,59	0,001	0,007	0,000	0,004	0,014	0,77	0,13	0,00	0,05	16,15	143,07	105,40	33000
	Máximo	2291,80	159,00	8,38	8,97	607,00	31,48	553,00	20,33	0,013	0,054	0,005	0,444	0,110	25,50	0,85	0,34	0,71	33,82	261,65	299,71	230000000
ECA CAT 1-SUBCAT A2		1600	5	≥5	5,5-9	-	Δ3	20	5	0,02	0,01	0,005	0,05	2	1	0,4	0,05	5	-	-	-	2000
RARur1	Media	266,01	1,43	5,95	7,87	6,22	8,65	9,20	0,31	0,001	0,004	0,004	0,001	0,066	0,61	0,28	0,01	0,61	4,36	33,25	8,65	17
	Error típ. de la media	19,40	0,18	0,32	0,03	0,62	0,47	2,69	0,04	0,000	0,000	0,001	0,000	0,007	0,06	0,02	0,00	0,05	0,27	2,67	0,74	13
	Mediana	257,57	1,02	5,80	7,90	6,17	8,89	8,00	0,32	0,001	0,005	0,004	0,002	0,077	0,60	0,26	0,01	0,62	4,40	33,22	8,90	4
	Desv. típ.	79,97	0,76	1,33	0,13	2,54	1,83	11,09	0,18	0,001	0,002	0,002	0,001	0,030	0,24	0,08	0,00	0,21	1,06	10,00	2,75	55
	Mínimo	150,00	1,00	3,68	7,55	1,50	5,60	1	0,01	0,000	0,001	0,000	0,000	0,009	0,12	0,13	0,00	0,01	2,60	20,34	4,22	1
	Máximo	400,00	3,00	8,17	8,08	11,00	12,50	51	0,85	0,003	0,007	0,009	0,004	0,111	1,16	0,48	0,02	0,97	6,44	61,12	14,19	230

Continua...

ECA CAT 1-SUBCAT A2		1600	5	≥5	5,5-9	-	Δ3	20	5	0,02	0,01	0,005	0,05	2	1	0,4	0,05	5	-	-	-	2000
RArur2	Media	356,88	1,50	6,66	8,23	56,95	12,81	11,53	0,72	0,001	0,073	0,004	0,006	0,086	3,74	0,30	0,10	0,79	6,24	43,59	6,71	18
	Error típ. de la media	43,84	0,26	0,37	0,12	40,27	0,47	3,06	0,19	0,000	0,021	0,001	0,002	0,026	2,60	0,10	0,08	0,16	0,53	4,42	0,67	13
	Mediana	361,90	1,00	6,58	8,11	16,50	12,40	5,00	0,42	0,001	0,037	0,005	0,003	0,077	0,84	0,21	0,02	0,64	6,40	43,79	6,93	2
	Desv. típ.	180,77	1,05	1,54	0,49	166,04	1,83	12,62	0,79	0,001	0,085	0,004	0,007	0,107	10,70	0,42	0,34	0,66	2,12	16,52	2,49	55
	Mínimo	150,20	1,00	3,69	7,20	1,50	10,27	1,00	0,01	0,001	0,001	0,000	0,000	0,001	0,05	0,00	0,00	0,01	2,38	20,08	2,55	0
	Máximo	782,00	4,70	9,85	9,30	700,00	15,82	50,00	2,38	0,003	0,356	0,015	0,014	0,465	45,01	1,85	1,41	2,75	9,30	86,28	11,45	230
ECA CAT 1-SUBCAT A2		1600	5	≥5	5,5-9	-	Δ3	20	5	0,02	0,01	0,005	0,05	2	1	0,4	0,05	5	-	-	-	2000
Rblanc-1	Media	250,52	1,48	6,75	8,42	16,14	11,33	10,21	0,72	0,001	0,004	0,002	0,006	0,010	1,80	0,15	0,01	0,04	4,52	35,58	2,99	537
	Error típ. de la media	20,59	0,20	0,45	0,14	6,30	0,62	3,00	0,41	0,000	0,001	0,001	0,002	0,004	1,10	0,08	0,00	0,02	0,33	3,09	0,23	310
	Mediana	224,00	1,00	6,81	8,27	5,00	10,06	5,00	0,17	0,001	0,003	0,001	0,003	0,005	0,18	0,02	0,01	0,02	4,16	32,62	2,89	130
	Desv. típ.	84,91	0,81	1,87	0,59	25,96	2,41	12,38	1,70	0,001	0,003	0,002	0,007	0,015	4,52	0,31	0,01	0,08	1,31	11,56	0,87	1280
	Mínimo	184,00	1,00	1,16	7,41	2,00	8,21	1,00	0,01	0,001	0,001	0,000	0,000	0,000	0,04	0,01	0,00	0,01	3,40	24,37	1,97	0
	Máximo	553,40	3,00	10,17	9,76	100,00	15,50	43,00	7,01	0,003	0,012	0,005	0,014	0,061	17,78	1,09	0,05	0,34	9,13	74,01	5,45	5400
ECA CAT 1-SUBCAT A2		1600	5	≥5	5,5-9	-	Δ3	20	5	0,02	0,01	0,005	0,05	2	1	0,4	0,05	5	-	-	-	2000
RChin1	Media	437,25	1,38	6,92	8,51	9,73	7,12	9,21	0,23	0,001	0,004	0,002	0,006	0,003	0,32	0,03	0,01	0,02	8,15	41,58	3,01	430
	Error típ. de la media	99,95	0,17	0,31	0,16	2,11	0,82	2,80	0,06	0,000	0,001	0,001	0,002	0,001	0,06	0,01	0,00	0,00	0,44	1,26	0,27	283
	Mediana	300,80	1,00	6,89	8,35	6,83	5,97	5,00	0,12	0,001	0,004	0,001	0,003	0,003	0,26	0,02	0,01	0,01	8,31	41,66	3,10	120
	Desv. típ.	412,10	0,70	1,29	0,67	8,72	3,16	11,55	0,26	0,001	0,002	0,002	0,007	0,003	0,25	0,03	0,01	0,01	1,77	4,73	1,00	1166
	Mínimo	223,00	1,00	4,53	7,46	1,00	3,18	1,00	0,01	0,001	0,001	0,000	0,000	0,000	0,08	0,01	0,00	0,00	4,80	33,47	1,57	0
	Máximo	1880,00	3,00	10,11	9,86	30,00	13,40	51,00	0,95	0,003	0,009	0,005	0,014	0,013	0,86	0,12	0,01	0,06	12,26	52,23	5,50	4900
ECA CAT 1-SUBCAT A2		1600	5	≥5	5,5-9	-	Δ3	20	5	0,02	0,01	0,005	0,05	2	1	0,4	0,05	5	-	-	-	2000
Rmay-1	Media	514,29	1,70	7,06	7,59	33,43	14,04	11,26	1,22	0,001	0,062	0,011	0,005	0,183	2,72	0,80	0,09	2,55	10,95	65,24	10,42	8
	Error típ. de la media	46,89	0,24	0,48	0,24	13,52	0,56	2,93	0,22	0,000	0,016	0,002	0,002	0,020	0,69	0,10	0,02	0,38	0,91	5,18	1,14	5
	Mediana	609,70	1,00	6,97	7,32	11,54	13,86	5,00	1,10	0,001	0,045	0,013	0,001	0,157	1,90	0,66	0,06	1,88	11,27	66,35	10,82	1

Continua...

Rmay-1	Desv. típ.	193,32	1,00	1,98	0,99	55,72	2,17	12,06	0,90	0,001	0,067	0,007	0,007	0,084	2,83	0,41	0,09	1,56	3,64	19,38	4,27	20
	Mínimo	144,70	1,00	3,41	5,67	2,00	9,90	1,00	0,14	0,001	0,004	0,000	0,000	0,078	0,10	0,39	0,01	0,01	4,21	35,60	4,03	0
	Máximo	780,00	3,90	12,03	9,59	231,00	17,51	48,00	3,23	0,003	0,253	0,024	0,014	0,406	10,82	1,79	0,38	6,45	17,75	114,78	17,34	79
ECA CAT 1-SUBCAT A2		1600	5	≥5	5,5-9	-	Δ3	20	5	0,02	0,01	0,005	0,05	2	1	0,4	0,05	5	-	-	-	2000
RSant1	Media	441,33	2,31	7,89	8,13	78,13	18,37	11,49	1,82	0,001	0,022	0,003	0,006	0,048	5,98	0,27	0,05	0,44	7,06	70,72	10,30	50962
	Error típ. de la media	36,47	0,38	0,46	0,14	49,12	0,55	3,05	0,52	0,000	0,004	0,001	0,002	0,014	3,58	0,10	0,02	0,14	0,29	2,96	0,48	32129
	Mediana	403,00	1,24	8,56	8,17	21,60	17,90	5,00	0,96	0,001	0,018	0,002	0,003	0,032	1,12	0,15	0,02	0,29	6,96	69,55	10,39	3300
	Desv. típ.	150,38	1,58	1,91	0,60	202,53	2,12	12,56	2,12	0,001	0,016	0,003	0,007	0,057	14,77	0,43	0,10	0,59	1,15	11,07	1,80	132471
	Mínimo	190,00	1,00	3,61	7,16	3,00	15,20	1,00	0,05	0,001	0,005	0,000	0,000	0,005	0,07	0,01	0,00	0,01	4,39	47,79	6,78	230
	Máximo	737,00	6,30	11,80	9,45	854,00	22,36	43,00	8,10	0,003	0,072	0,014	0,014	0,246	61,35	1,81	0,43	2,58	9,56	86,55	13,21	540000