



ANEXO 1

Datos de los integrantes del proyecto

1. Sabino Edgar Mamani Choque
Escuela profesional de Ingeniería Económica
Celular: 987349299
Correo: semamani@unap.edu.pe
2. Julio Jesus Espiniza Calsin
Escuela profesional de Ingeniería Económica
Celular: 951896910
Correo: julioespinozac@yahoo.com
3. Roger Cueva Mamani
Ing. Estadístico. Trabajador administrativo UNA Puno
Celular: 950977404
Correo: cuevanet@gmail.com

FORMATO PARA LA PRESENTACIÓN DE PROYECTOS DE INVESTIGACIÓN CON EL FINANCIAMIENTO DEL FEDU

1. Título del proyecto

Predicción de casos positivos de COVID-19 para la región de Puno - Perú

2. Área de Investigación

Área de investigación	Línea de Investigación	Disciplina OCDE
	Políticas públicas	

3. Duración del proyecto (meses)

11

4. Tipo de proyecto

Individual ☐



Multidisciplinario	☒
Director de tesis pregrado	☐

4. Datos de los integrantes del proyecto

Apellidos y Nombres	Mamani Choque Sabino Edgar
Escuela Profesional	Ingeniería Económica
Celular	987349299
Correo Electrónico	semamani@unap.edu.pe

- I. Título (El proyecto de tesis debe llevar un título que exprese en forma sintética su contenido, haciendo referencia en lo posible, al resultado final que se pretende lograr. Máx. palabras 25)

Predicción de casos positivos de COVID-19 para la región de Puno - Perú

II. Resumen del Proyecto de Tesis

(objetivos, metodología y resultados que se esperan)

La pandemia del COVID-19 tuvo consecuencias en todo el país y en el mundo entero, cuya letalidad ha disminuido después de las vacunas, aunque no deja de ser un problema por las restricciones que aún afectan el normal desarrollo de las actividades económicas. Además, aparecen nuevas variantes que incrementa el número de casos positivos y retrasa la posibilidad de que algunas actividades como la educación, en todos sus niveles, puedan volver a la normalidad. En esta situación, es importante contar con información sobre la tendencia de los casos positivos de COVID-19, de modo que las autoridades en general, puedan tomar las decisiones más acertadas. La información estadística, muestra que tanto el número de casos positivos como la letalidad tuvo un comportamiento diferente en cada región del país, por lo tanto, es importante analizar la tendencia en la región de Puno. Ello es posible mediante modelos de crecimiento que tienen forma sigmoidea y describen un crecimiento lento al inicio, luego se acelera hasta alcanzar un punto de inflexión y continúa su curso a tasas de crecimiento menores hasta hacerse asintótico donde el número de infectados sería mínimo. Sin embargo, hasta hoy ocurrieron hasta tres olas de la pandemia. En consecuencia, los modelos ARIMA constituyen una buena alternativa, éstos son combinaciones de los modelos AR que representa la parte autoregresiva y el modelo MA que representa la parte de la media móvil; al unirse



— mediante la parte de integración, indicada por "I" dan lugar al Modelo ARIMA. —

Estos modelos se utilizan para la predicción de variables asociadas a series temporales. Se espera que los resultados permitan tomar decisiones adecuadas, así como validar la utilidad de estos modelos que ya fueron utilizados en otros lugares.

III. Palabras claves (Keywords) (Máx. palabras: cinco)

COVID-19, predicción, ARIMA, Puno.

IV. Justificación del proyecto

Desde la aparición de la nueva variante ómicron del COVID-19, en el Perú y el mundo se impusieron nuevamente algunas restricciones que limitan el normal desarrollo de las actividades. En el Perú y en la región de Puno, el número de casos se ha multiplicado muy rápidamente, superando incluso el número de casos de la segunda ola, se incrementó el número de casos hospitalizados y algunos de ellos fallecieron. Paradójicamente, el porcentaje de vacunados no se ha incrementado sustancialmente; hasta el 28 de noviembre de 2021, solo el 65.1% de la población peruana registraba dos dosis de la vacuna; mientras que en la región de Puno, solo el 39.8% registraba esta condición, una de las mas bajas a nivel nacional.

En consecuencia, es importante conocer la tendencia de los casos positivos y el número de fallecidos por la pandemia del COVID-19 de modo que se pueda gestionar el desarrollo de las actividades económicas en la región de Puno.

V. Antecedentes del proyecto

Mamani y Espinoza, (2021), concluyen que el modelo Logístico predice adecuadamente cuando la información tiene una tendencia sigmoidea, es decir, un lento crecimiento al inicio, luego un incremento acelerado hasta alcanzar un punto de inflexión y finalmente un crecimiento desacelerado que tiende hacia una asíntota. La investigación muestra que el análisis y predicción se hizo de manera independiente para cada ola.

ArunKumar et al.,(2022) indican que el conocimiento previo de los próximos casos puede ayudar a los sistemas de salud y a los gobiernos a prepararse para las próximas olas de la pandemia. La disponibilidad de información, y las técnicas de



análisis han despertado el interés de los investigadores para pronosticar las tendencias basadas en los datos acumulados durante un período de tiempo. Estas técnicas son ventajosas para obtener relaciones con el tiempo futuro a partir de los datos existentes. Entre los modelos utilizados, se menciona el ARIMA para predecir las tendencias futuras de prevalencia e incidencia de la pandemia de COVID-19.

Swaraj et al., (2021), mencionan que el pronóstico de series temporales tiene un papel fundamental durante las pandemias, ya que proporciona información esencial para evitar la propagación de la enfermedad y prever la atención sanitaria. El COVID-19 se está propagando rápidamente por todo el mundo y afecta especialmente a los países con mayor densidad poblacional, como India, esperan un riesgo inminente para enfrentar la epidemia. Se están utilizando diferentes modelos de pronóstico para predecir futuros casos de COVID-19. El problema es capturar adecuadamente la tendencia. Proponen un modelo conjunto que integra un modelo de promedio móvil integrado autorregresivo (ARIMA).

Sahai et al., (2020), reportaron que en poco más de seis meses, la epidemia del coronavirus ha afectado a más de diez millones y ha matado a más de medio millón de personas en todo el mundo al 30 de junio de 2020. Sin una vacuna a la vista, prevén que la propagación del virus continuará sin disminución. Los autores analizaron los datos de series temporales de cinco principales países afectados por el COVID-19 para pronosticar la propagación de la epidemia. La información corresponde a casos diarios desde el 15 de febrero al 30 de junio de 2020 de EE. UU., Brasil, India, Rusia y España. Mediante un modelo ARIMA realizaron estimaciones utilizando el algoritmo de Hannan y Rissanen. El pronóstico fuera de la muestra para los próximos 77 días se calculó mediante un modelo ARIMA. Al comparar los pronósticos para los primeros 18 días de julio encontraron valores aceptables. Los datos pronosticados sugieren que mientras Rusia y España han alcanzado el punto de inflexión en la propagación de la epidemia, EE. UU., Brasil e India todavía están experimentando una curva exponencial. Concluyen que India y Brasil alcanzarían 1,38 millones y 2,47 millones de contagiados, mientras que EE. UU. Alcanzaría 4,29 millones casos positivos hasta el 31 de julio. Este pronóstico ayudaría a los gobiernos a estar mejor preparados para combatir la epidemia aumentando sus instalaciones de atención médica.



Alzahrani et al., (2020), indican que el número de casos positivos del COVID-19 se está incrementando en todo el mundo de manera alarmante; varios investigadores están utilizando actualmente varios modelos de predicción matemáticos basados en aprendizaje automático para estimar la tendencia futura de esta pandemia. En esta investigación usaron el modelo de promedio móvil integrado autorregresivo (ARIMA) para pronosticar el número diario esperado de casos de COVID-19 en Arabia Saudita. Estimaron cuatro modelos de predicción diferentes; Modelo autorregresivo, promedio móvil, una combinación de ambos (ARMA) y ARMA integrado (ARIMA), para determinar el mejor ajuste del modelo, encontrando que el modelo ARIMA es mejor a los otros modelos. Los resultados muestran que la tendencia en Arabia Saudita seguirá creciendo y podría alcanzar hasta 7668 casos nuevos por día y más de 127 129 casos diarios acumulados en cuatro semanas si no se implementan medidas de control y precaución estrictas para limitar la propagación de COVID-19.

Yang et al., (2020), reportan que ante el incremento de casos positivos de COVID-19 en todo el mundo, estimaron varios modelos de pronóstico para predecir el desarrollo de la pandemia. El número de casos nuevos desde el inicio de la pandemia ha pasado por un ciclo completo en Hubei, China, en confinamiento por el coronavirus. Entonces, crearon los modelos de la serie Time ARIMA para nuevos casos y nuevas muertes diarias durante este período. Además, estos modelos se han utilizado en Italia, que tiene las mismas condiciones de población y confinamiento que Hubei, para predecir la epidemia en Italia en los próximos diez días y proporcionar una base teórica para el desarrollo de pandemias en algunos países del mundo.

Alabdulrazzaq et al., (2021), indican que varios investigadores están incorporando técnicas de predicción, entre ellas se encuentra el Modelo Auto Regresivo de Promedio Móvil Integrado (ARIMA) para pronosticar la propagación de esta pandemia. Este modelo habría sido dejado de lado para pronosticar la COVID-19 debido a la afirmación de que no es adecuada para su uso en contextos complejos y dinámicos. Investigaron y validaron la precisión de un modelo ARIMA durante un período de tiempo relativamente largo utilizando Kuwait como caso de estudio. Optimizaron los parámetros para hallar el mejor ajuste mediante el examen de la función de autocorrelación y los gráficos de función de autocorrelación parcial, así

como diferentes medidas de precisión. El modelo de mejor ajuste fue usado para pronosticar casos confirmados y recuperados de COVID-19 a lo largo de las diferentes fases del plan preventivo gradual de Kuwait. A pesar de la naturaleza dinámica de la enfermedad y las constantes revisiones realizadas por el gobierno de Kuwait, los valores reales durante la mayor parte del período de tiempo observado estuvieron dentro de los límites de la predicción del modelo ARIMA seleccionado con un intervalo de confianza del 95%. Encontraron que la precisión de la predicción proporcionada del modelo ARIMA es adecuada y satisfactoria.

Benvenuto et al., (2020), mencionan que se están realizando varios estudios utilizando varios modelos matemáticos para predecir la probable evolución de esta epidemia. Los modelos matemáticos basados en varios factores y análisis están sujetos a posibles sesgos, por lo que proponen un modelo econométrico simple que podría ser útil para predecir la propagación de COVID-19. Realizaron la predicción mediante un modelo Auto Regressive Integrated Moving Average (ARIMA) con los datos epidemiológicos de Johns Hopkins para predecir la tendencia epidemiológica de la prevalencia y la incidencia de COVID-19.

Duan & Zhang, (2020), reportan que para predecir los casos positivos del COVID-19 se han propuesto varios modelos matemáticos y estadísticos. A partir de datos sobre nuevos casos diarios confirmados de los brotes de Japón y Corea, analizaron e hicieron predicciones mediante un modelo Auto Regressive Integrated Moving Average (ARIMA) los que resultaron aceptables respecto a los casos observados.

Aronu et al., (2021), examinaron la tasa de supervivencia de los pacientes con COVID-19 en Nigeria utilizando el enfoque de pronóstico de la media móvil integrada autorregresiva (ARIMA). Los datos utilizados fueron secundarios y obtenidos del informe diario del Centro para el Control de Enfermedades de Nigeria (NCDC) del 28 de febrero de 2020 al 30 de junio de 2020. Identificó que un modelo ARIMA (0, 1, 1) fue apropiado para predecir la tasa de supervivencia de los pacientes con COVID-19 en Nigeria dentro del período observado. Otros hallazgos mostraron que existe poca variación entre la tasa de supervivencia prevista y real de COVID-19 para junio de 2020, lo que indica que el modelo ARIMA obtenido (0, 1, 1) fue adecuado para la estimación de la tasa de supervivencia de COVID-19 en Nigeria. Recomiendan enfáticamente la necesidad de que el gobierno de Nigeria



explore estrategias de tratamiento efectivas tanto a nivel internacional como local para mejorar la tasa de supervivencia de los pacientes con la enfermedad.

Nesa et al., (2022), hicieron estimaciones y predicciones de todos los tipos de casos de COVID-19 (personas verificadas, muertes y recuperaciones) a partir de los datos de la tercera ola más letal de la pandemia de COVID-19 en Bangladesh. Usaron el sitio web oficial de la Dirección General de Servicios de Salud como fuente de datos. Para identificar y predecir las próximas tendencias de la situación de COVID-19, ajustaron un modelo Auto-Regressive Integrated Moving Average (ARIMA) con datos del 1 de marzo de 2021 al 31 de julio de 2021. El resultado revela que el número de infectados, muertes y recuperaciones habría experimentado un crecimiento exponencial en Bangladesh hasta octubre de 2021. Los casos confirmados y las muertes aumentarían cuatro veces, y las recuperaciones mejorarían cinco veces más en octubre de 2021 si se mantiene la tendencia de los tres escenarios de COVID-19 de marzo a julio. Concluyen que la predicción del escenario para los próximos tres meses es muy aterradora en Bangladesh, por lo que el planificador estratégico y el personal de campo deben buscar políticas y estrategias adecuadas y adoptarlas para controlar la transmisión masiva del virus.

En el Perú, Maguiña et al., (2020) reportan que el nuevo virus SARS-Cov2, ha causado una severa pandemia a nivel mundial, desatando pánico y alarma universal, además de generar el colapso del sistema sanitario en muchas regiones del planeta, por ser muy contagioso, causando miles de muertes especialmente en adultos mayores con comorbilidades como diabetes mellitus o hipertensión arterial. De los órganos, el sistema respiratorio es el más afectado, pero puede afectar a cualquier órgano del ser humano y aún no existe terapia específica ni vacuna. La mejor forma de prevenirlo es con la cuarentena, higiene con frecuente lavado de manos y la aplicación del distanciamiento social.

Arias-Reyes et al., (2020), al analizar los datos epidemiológicos de COVID-19 del Tíbet y las regiones de gran altitud de Bolivia y Ecuador, compararon con datos de las tierras bajas, para probar la hipótesis de que los habitantes de las zonas altas (+2,500 m.s.n.m) son menos susceptible a desarrollar efectos adversos graves en la infección aguda por el virus del SARS-CoV-2. Sus hallazgos indican que la aclimatación y adaptación fisiológica que contrarresta el entorno hipóxico a gran



altitud puede proteger del impacto severo de la infección aguda por el virus del SARS-CoV-2.

Nguimkeu, (2014) indica que la comparación de los modelos Gompertz y Logístico a través de las medidas tradicionales como el coeficiente de determinación (R^2) y el error cuadrático medio (RMSE) son adecuadas, pero se deben usar siempre que dichos modelos sean los correctos. Aunque estos dos modelos son los más utilizados para describir y pronosticar la tendencia de una amplia variedad de tales datos, otros modelos podrían ajustarse mejor a los datos en la práctica, en cuyo caso se requiere un método para evaluar la adecuación del modelo seleccionado.

VI. Hipótesis del trabajo

Los modelos ARIMA predicen, en general, los valores para cualquier serie histórica, por lo que puede predecir adecuadamente el número de contagios y defunciones ocasionados por la pandemia COVID-19.

VII. Objetivo general

Predecir los contagios y defunciones debidos a la pandemia COVID-19 mediante los modelos ARIMA a partir de información abierta del Ministerio de Salud, para el periodo marzo de 2020 a junio de 2022.

VIII. Objetivos específicos

- Predecir los contagios y defunciones provocados por el COVID-19 en el Perú mediante modelos ARIMA.
- Ajustar un modelo ARIMA que permita hacer predicciones aceptables para el número de casos positivos y fallecimientos ocasionados por el COVID-19 en la región de Puno.

IX. Metodología de investigación

A partir de una publicación de Box y Jenkins, (1970) se inició una nueva generación de herramientas de pronóstico, denominada metodología de Box-Jenkins, pero

técnicamente conocida como metodología ARIMA (Gujarati & Porter, 2009) que combina modelos autorregresivos (AR) y de promedio móvil (MA). Un modelo ARMA (p, q) se utiliza mejor para el modelado de series temporales univariadas. En el modelo AR(p), se supone que el valor futuro de una variable depende de una combinación lineal de p observaciones pasadas y un término de error aleatorio. El modelo matemático y AR (p) se puede expresar de la siguiente manera:

$$Y_t = c + \phi_1 y_{t-1} + \phi_2 y_{t-2} + \phi_3 y_{t-3} + \dots + \phi_p y_{t-p} + \varepsilon_t$$

Donde Y_t y ε_t representan el valor real y los términos de error en el período de tiempo t , $\phi_i (i = 1, 2, 3, \dots)$ son parámetros del modelo, c es una constante y p se conoce como el orden del modelo. A diferencia del modelo AR(p), un modelo MA(q) utiliza errores pasados como variables explicativas y se representa como:

$$Y_t = \mu + \phi_1 \varepsilon_{t-1} + \phi_2 \varepsilon_{t-2} + \phi_3 \varepsilon_{t-3} + \dots + \phi_p \varepsilon_{t-p} + \varepsilon_t$$

Donde μ es la media de la serie, $\phi_j (j = 1, 2, 3, \dots, q)$ son parámetros del modelo y es el orden del modelo. Un modelo ARMA (p, q) se representa como:

$$Y_t = c + \mu + \phi_1 y_{t-1} + \phi_2 y_{t-2} + \phi_3 y_{t-3} + \dots + \phi_p y_{t-p} + \phi_1 \varepsilon_{t-1} + \phi_2 \varepsilon_{t-2} + \phi_3 \varepsilon_{t-3} + \dots + \phi_p \varepsilon_{t-p} + \varepsilon_t$$

Entonces, AR y MA solo se pueden aplicar a una serie de tiempo estacionaria univariada. Para probar la estacionariedad de una serie de tiempo, se requiere probar la presencia de raíz unitaria. Si la serie no es estacionaria en nivel, se debe diferenciar $d (d = 1, 2, 3, \dots)$ veces para que sea estacionaria. Este modelo de serie temporal se denomina modelo ARIMA (p, d, q) (G. E. Box et al., 2016). Este modelo se ha usado en varias investigaciones para pronosticar los casos positivos de COVID-19 (Khan & Gupta, 2020; Nesa et al., 2022; Sun, 2021).

En el proceso de análisis se utilizará la función de correlación automática (ACF), función de correlación automática parcial (PACF), criterio de información de Akaike (AIC) y criterio de información bayesiano (BIC), que indican la relación entre las observaciones dentro de la serie temporal. AIC y BIC son criterios de probabilidad penalizada, cuanto más bajos sean estos valores, más probable es que el modelo se



considerare como un modelo verdadero. Como medidas de evaluación se utilizaran el error absoluto medio (MAE), el error cuadrático medio (MSE) y el error cuadrático medio (RMSE).

X. Referencias bibliográficas

- Alabdulrazzaq, H., Alenezi, M. N., Rawajfih, Y., Alghannam, B. A., Al-Hassan, A. A., & Al-Anzi, F. S. (2021). On the accuracy of ARIMA based prediction of COVID-19 spread. *Results in Physics*, 27, 104509. <https://doi.org/10.1016/j.rinp.2021.104509>
- Alzahrani, S. I., Aljamaan, I. A., & Al-Fakih, E. A. (2020). Forecasting the spread of the COVID-19 pandemic in Saudi Arabia using ARIMA prediction model under current public health interventions. *Journal of Infection and Public Health*, 13(7), 914–919. <https://doi.org/10.1016/j.jiph.2020.06.001>
- Arias-Reyes, C., Zubieta-DeUrioste, N., Poma-Machicao, L., Aliaga-Raduan, F., Carvajal-Rodriguez, F., Dutschmann, M., Schneider-Gasser, E. M., Zubieta-Calleja, G., & Soliz, J. (2020). Does the pathogenesis of SARS-CoV-2 virus decrease at high-altitude? *Respiratory Physiology and Neurobiology*, 277(April). <https://doi.org/10.1016/j.resp.2020.103443>
- Aronu, C. O., Ekwueme, G. O., Sol-Akubude, V. I., & Okafor, P. N. (2021). Coronavirus (COVID-19) in Nigeria: Survival rate. *Scientific African*, 11, e00689. <https://doi.org/10.1016/j.sciaf.2020.e00689>
- ArunKumar, K. E., Kalaga, D. V., Mohan Sai Kumar, C., Kawaji, M., & Brenza, T. M. (2022). Comparative analysis of Gated Recurrent Units (GRU), long Short-Term memory (LSTM) cells, autoregressive Integrated moving average (ARIMA), seasonal autoregressive Integrated moving average (SARIMA) for forecasting COVID-19 trends. *Alexandria Engineering Journal*, 61(10), 7585–7603. <https://doi.org/10.1016/j.aej.2022.01.011>
- Benvenuto, D., Giovanetti, M., Vassallo, L., Angeletti, S., & Ciccozzi, M. (2020). Application of the ARIMA model on the COVID-2019 epidemic dataset. *Data in Brief*, 29, 105340. <https://doi.org/10.1016/j.dib.2020.105340>
- Box, G. E., Jenkins, G. M., Reinsel, G. C., & Ljung, G. . (2016). *Time series analysis: Forecasting and control* (Fifth Ed.). Wiley.
- Box, G. E. P., & Jenkins, G. M. (1970). *Time Series Analysis Forecasting and Control*. Holden-Day, San Francisco.



- Duan, X., & Zhang, X. (2020). ARIMA modelling and forecasting of irregularly patterned COVID-19 outbreaks using Japanese and South Korean data. *Data in Brief*, 31, 105779. <https://doi.org/10.1016/j.dib.2020.105779>
- Gujarati, D., & Porter, D. (2009). *Econometría* (5ta. Edici). McGraw Hill.
- Khan, F. M., & Gupta, R. (2020). ARIMA and NAR based prediction model for time series analysis of COVID-19 cases in India. *Journal of Safety Science and Resilience*, 1(1), 12–18. <https://doi.org/10.1016/j.jnlssr.2020.06.007>
- Maguiña, C., Gastelo, R., & Tequen, A. (2020). El nuevo Coronavirus y la pandemia del Cov. *Rev Med Hered*, 9(2), 125–131.
- Nesa, M. K., Babu, M. R., & Mamun Khan, M. T. (2022). Forecasting COVID-19 situation in Bangladesh. *Biosafety and Health*, 4(1), 6–10. <https://doi.org/10.1016/j.bsheal.2021.12.003>
- Nguimkeu, P. (2014). A simple selection test between the Gompertz and Logistic growth models. *Technological Forecasting and Social Change*, 88, 98–105. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2014.06.017>
- Sahai, A. K., Rath, N., Sood, V., & Singh, M. P. (2020). ARIMA modelling & forecasting of COVID-19 in top five affected countries. *Diabetes and Metabolic Syndrome: Clinical Research and Reviews*, 14(5), 1419–1427. <https://doi.org/10.1016/j.dsx.2020.07.042>
- Sun, J. (2021). Forecasting COVID-19 pandemic in Alberta, Canada using modified ARIMA models. *Computer Methods and Programs in Biomedicine Update*, 1(September), 100029. <https://doi.org/10.1016/j.cmpbup.2021.100029>
- Swaraj, A., Verma, K., Kaur, A., Singh, G., Kumar, A., & Melo de Sales, L. (2021). Implementation of stacking based ARIMA model for prediction of Covid-19 cases in India. *Journal of Biomedical Informatics*, 121(August), 103887. <https://doi.org/10.1016/j.jbi.2021.103887>
- Yang, Q., Wang, J., Ma, H., & Wang, X. (2020). Research on COVID-19 based on ARIMA model—Taking Hubei, China as an example to see the epidemic in Italy. *Journal of Infection and Public Health*, 13(10), 1415–1418. <https://doi.org/10.1016/j.jiph.2020.06.019>

XI. Uso de los resultados y contribuciones del proyecto

Los resultados se podrán usar para la gestión de la crisis sanitaria en términos de



—previsión hospitalaria, así como decisiones del gobierno expresadas como políticas— públicas.

La metodología también se podrá aplicar para hacer predicciones por departamentos ya que desde el inicio hubo diferencias sustanciales en tiempo de inicio y evolución.

XII. Impactos esperados

i. Impactos en Ciencia y Tecnología

De acuerdo con los antecedentes, los modelos ARIMA se pueden aplicar en la predicción de pandemias ya que la característica de éstas es que tiene oscilaciones a lo largo del tiempo en función de hechos de la población y la aparición de nuevas variantes que dan lugar a nuevas olas de la pandemia.

XIII. Recursos necesarios

La ejecución del proyecto requiere de información secundaria, equipos de informática para procesarlos, Internet, materiales de escritorio y material bibliográfico, principalmente.

XIV. Localización del proyecto (indicar donde se llevará a cabo el proyecto)

La investigación se realizará se realizará en la ciudad de Puno utilizando información secundaria del Ministerio de Salud.

XV. Cronograma de actividades

Actividades	Meses											
	Feb	Mar	Abr	May	Jun	Jul	Ago	Set	Oct	Nov	Dic	
Planteamiento del Proyecto de Investigación	X											
Estructuración de la investigación	X	X										
Revisión de bibliografía relacionada con el proyecto.	X	X	X									
Planteamiento de antecedentes y marco teórico		X	X	X	X							
Planteamiento definitivo de la				X	X	X	X					



metodología de investigación											
Obtención y sistematización de información secundaria					X	X	X				
Procesamiento de la información en programas computacionales						X	X	X			
Análisis y discusión de resultados								X	X		
Redacción del informe de investigación					X		X	X		X	X
Revisión y correcciones de la investigación								X	X	X	X
Puesta en estructura formal el trabajo									X	X	
Presentación final											X

XVI. Presupuesto

Concepto	Unidad de medida	Precio unitario (S/)	Cantidad	Total (S/)
Papel bond	Millar	30.00	2	60.00
Toner para impresora	Unidad	150.00	2	300.00
Recopilación de información	Varios	-	-	1000.00
Acopio de literatura pertinente	Varios	-	-	3000.00
Movilidad local	Soles por mes	300.00	10	4000.00
Procesamiento de la información	Varios	-	-	1000.00
Capacitación en herramientas de apoyo para la investigación	Unidad	500.00	3	1500.00
Redacción de informe final y publicación	Unidad	3000.00	1	3000.00
Total				13,860.00