Análisis de Clúster de países enfocado a datos referente al cambio climático

Saul Alvarado [1], Ricardo Quinto[2], Harry Mendez[3], Ronald Moncada[4], Johan Pintado[5]
Carrera de Ingeniería en Sistemas de Información, Facultad de Industrial, Universidad de Guayaquil.
Email de contacto: *Fsaul.alvaradod@ug.edu.ec*

Resumen
Este proyecto analiza la correlación entre la tasa de crecimiento de la población urbana y las emisiones de CO2 por PPA en diferentes países desde 1960 hasta 2021. Se realizó un análisis de correlación que indica una correlación positiva entre estas dos variables, lo que sugiere que el aumento en la población urbana puede estar relacionado con el aumento en las emisiones de gases de efecto invernadero. Posteriormente, se utilizó la técnica de clustering para agrupar los países en dos clusters según su emisión de CO2 y su crecimiento de población urbana. Se concluyó que dos clusters eran suficientes para agrupar los países. Finalmente, se realizó un gráfico de dispersión y un boxplot para visualizar la distribución de las emisiones de CO2 en el tiempo. En general, el análisis muestra una relación entre la emisión de CO2 y el crecimiento de la población urbana, y se pueden agrupar los países en dos grupos según estas variables. Sin embargo, el análisis es limitado ya que solo se considera una variable climática y una variable demográfica, y se puede profundizar en el análisis utilizando más variables y técnicas de modelado más avanzadas. Se utiliza un marco conceptual basado en una tesis de Machine Learning No Supervisado para explicar la técnica de clustering.

Palabras claves:
Clustering
Boxplot
CO2
Población
Análisis

1. INTRODUCCIÓN

El cambio climático es uno de los mayores desafíos a los que se enfrenta el mundo actualmente y tiene efectos significativos en la economía, la salud y el medio ambiente. En este contexto, el análisis de datos climáticos puede ser una herramienta poderosa para entender mejor cómo el cambio climático está afectando a diferentes regiones del mundo y cómo podemos abordar estos desafíos. Este proyecto, está enfocado en analizar los datos climáticos de diferentes países utilizando técnicas de análisis de clúster. El objetivo es agrupar los países en diferentes categorías según su comportamiento climático, lo que permitirá identificar patrones y tendencias que pueden ser útiles para la toma de decisiones en áreas como la agricultura, la gestión de recursos hídricos y la planificación de políticas públicas. Para llevar a cabo este proyecto, se utilizarán datos climáticos de la página datos mundiales y se aplicará técnicas de análisis de clúster para agrupar los países en diferentes categorías. Además, también exploraremos visualmente los datos mediante gráficos y mapas de calor para obtener una mejor comprensión de los patrones climáticos en diferentes regiones del mundo. En resumen, este proyecto tiene como objetivo utilizar técnicas de análisis de clúster para identificar patrones y tendencias en los datos climáticos de diferentes países y proporcionar información valiosa para la toma de decisiones en áreas como la agricultura, la gestión de recursos hídricos y la planificación de políticas públicas, sobre todo para dar una respuesta a la hipótesis que se planteará.

2. MARCO TÉORICO

2.1 Marco Conceptual

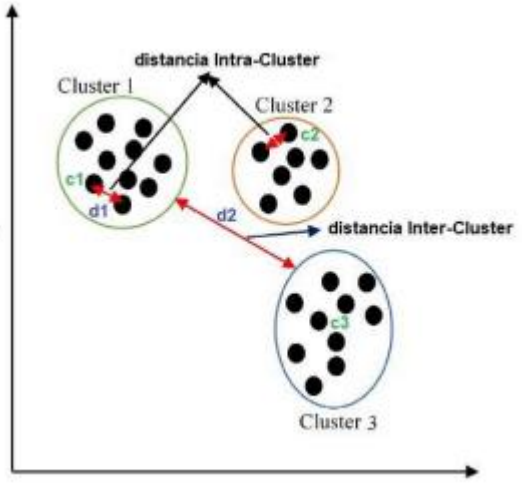
Como parte del marco conceptual se utilizó una tesis de Machine Learning No Supervisado En La Detección De Similitud De Puestos De Empleo De Profesionales De Ti y Análisis De Las Técnicas De Procesamiento Del Lenguaje Natural Mediante La Tecnología IA Aplicando Una Dataset De Personas Contagiadas De Covid-19 Del Fci 010-2021 en donde en las siguientes secciones se desarrollarán los principales tópicos en los que se circunscribe la investigación:

2.1.1 Clustering.

Es una técnica de aprendizaje automático no supervisado, basado en la determinación de clusters generados por similitud de puntos respecto a un centroide del cluster y disimiles con los centroides de los otros clusters. Clustering se trata de una técnica descriptiva y de clasificación, no está sujeta a ningún modelo formal, no se asume la existencia de variables dependientes, ni independientes, no requiere un modelo previo para su análisis; los modelos se crean automáticamente partiendo del reconocimiento de los datos (Perez, 2014).
En clustering los objetos de análisis pueden ser personas, salarios, opiniones, puestos de empleo, petitorios, resoluciones, entre muchos otros; estos deben ser identificados cuidadosamente en función de sus características que representan las principales variables del problema a resolver, así como su influencia en los resultados del algoritmo clustering.

Figura 1

Distancia Entre Cluster y Entre Cluster



Nota. Adaptado de "Algoritmos de agrupamiento automático: una revisión sistemática y bibliométrica análisis de la literatura relevante.

Como se puede apreciar en la Figura 1 se expone tres clusters (cluster1, cluster 2, cluster 3), cada cluster tiene un centroide (c1, c2, c3), la distancia intra cluster d1 se refiere a la distancia mínima que debe presentar cada punto respecto a su centroide, mientras que la distancia inter cluster d2, se refiere a la máxima distancia que deben presentar entre centroides de los clusters respectivamente; cada punto representa un objeto de análisis y debe pertenecer a un único cluster.

Ramadas y Abraham (2018) explican el proceso de clustering, ellos señalan que el proceso se puede establecer en siete pasos fundamentales: i) recolección de la data, ii) vista inicial de la data, iii) representación de la data, iv) tendencia de clustering, v) estrategia del clustering, vi) validación de la data y vii) interpretación del clustering. La recolección de los datos implica la recopilación de datos de diversas fuentes, la vista inicial de la data consiste en valorar la disponibilidad de la data con la que se cuenta, la representación de la data significa preparar la data en función de los requisitos del algoritmo a utilizar para su procesamiento; tendencia de clustering verifica si la data puede ser considerada en un cluster o no, verificando que la naturaleza de los datos sea plausibles de agrupar; la estrategia de clustering se basa en elegir el algoritmo propicio así como sus parámetros correctos a aplicar; validación de la data concierne en examinar y probar los datos manualmente, finalmente se interpretan los clusters o grupos resultantes y se sugiere o realizan análisis adicionales.

2.1.2 K-means.

En Swamynathan (2017) se describe a K-means como una técnica clustering cuyo objetivo es organizar la data dentro de clusters, con una similaridad intracluster alta y una similaridad inter cluster baja. Un item de datos solo se asigna a un cluster no a varios; esto genera un numero especifico de clusters disjuntos no jerárquicos. K-means usa la estrategia de dividir y concurrir.

2.2 Antecedentes del Estudio

El Proyecto de Análisis de las Técnicas de Procesamiento del Lenguaje Natural Mediante la Tecnología IA Aplicando una Dataset de Personas Contagiadas de Covid-19 (2021) mencionan en su trabajo sobre la realización de un sistema que permite el análisis de los tweets en la red social de Twitter con respecto a 3 vacunas contra el Covid-19 mediante el uso del procesamiento de lenguaje natural, se utiliza NLP para preprocesamiento de los datos, el texto se convierte a minúscula, se eliminan las stop words, se define un listado de stop word usando la librería nltk de Python, la eliminación de caracteres especiales, hipervínculos, retweets, emojis, stickers, es considerado como el más importante en el trabajo de preprocesamiento. Posteriormente se usa la tokenización, para dividir el texto en partes conocidas como token, la normalización para convertir el texto en la forma estándar, la lematización para convertir cada palabra a su forma base para culminar en la identificación de objetos dónde se analiza el dato de cada columna y se verifica si es un espacio en blanco, si se da el caso se le da el valor de 0 caso contrario se le da el valor de 1 y se almacena en una nueva columna de identificación.
Adamu et al. (2021) en su estudio relaciona al análisis de texto y de sentimientos de tweets en Twitter con respecto a las vacunas de Covid-19 definen técnicas de NLP para el preprocesamiento de los datos que les permita eliminar los datos que no sean necesarios para una mejor clasificación y precisión de los modelos. Algunas técnicas que están presente como la remoción de palabras o caracteres especiales involucran URL removal para la eliminación de tweets que incluyen URLs, Username removal para los tweets que contienen nombres de usuarios, además Hashtag removal que posee el mismo uso pero para los hashtags "#", de las técnicas más importantes se encuentra el manejo de las negaciones que ayuda a clasificar los sentimientos basados en la polaridad, demás técnicas como normalización, remoción de puntuaciones, eliminación de stopwords, uso de stemming y lematización.
En el trabajo de Auquilla (2021) sobre "Minería de opinión para textos en español usando procesamiento natural del lenguaje" para llevar a cabo su procesamiento de tweets, con la ayuda de NLP se ejecutan una serie de técnicas como la tokenización de los tweets aplicándolo junto al algoritmo de clasificación Naive Bayes como clasificador de textos supervisados, como segundo paso usa la técnica normalización para definir la forma estándar de las palabras contenidas, como último paso indica la remoción de palabras y/o caracteres especiales entre los que se encuentran hipervínculos, nombres de usuario, signos de puntuación y demás caracteres especiales.

2.2.1 Covid 19

Según Rubio et al. (2020) nos indican que el coronavirus es responsable del síndrome respiratorio grave el cual fue descubierto en diciembre del 2019 en Wuhan, China. Se detectaron múltiples casos de neumonía de origen desconocido. Existen sospechas que la zona originaria de esta enfermedad fue en el mercado de Huanan (Wuhan), este mismo fue cerrado el 1 de enero de 2020 debido a indicios de primeros contagiados en aquel lugar. Se sigue investigando su origen y se ha especulado basándose en la secuencia genética del virus, en el animal conocido como murciélago y en el pangolín como origen probable.
El 12 de enero de 2020, China dio a conocer la secuencia genética del virus en una plataforma conocida como gisaid.org. Se registró un caso fuera de China, Tailandia el 12 de enero, exactamente de un individuo que había viajado a Wuhan. Posteriormente se comenzaron a detectar varios casos tanto en Japón como en Corea y varios países de Asia. EEUU dio a conocer que el primer caso encontrado fue

por un viajero que llegó a Washington originario de Wuhan así mismo otro caso en Europa el 24 de enero fue reportado por el Ministerios de Salud Francés, la OMS expuso un Estado de Emergencia de salud pública a nivel internacional, el aumento de casos no se detuvo, llegando a distintas partes del mundo como Irán, Italia y España, la OMS declaró el estado de pandemia el 11 de marzo del 2020. (Rubio et al., 2020)

El covid-19, enfermedad que causó un cambio total en el mundo el cual es causado por el Coronavirus 2 del síndrome respiratorio agudo severo (SARS-Cov2), detalles dan a conocer que su forma es ovalada y polimórfica con un diámetro de 60 a 140 nm. Al igual que el nuevo virus como la enfermedad eran totalmente desconocidos antes de que empezara el brote en Wuhan. (M. Pérez et al., 2020)

2.2.2 Análisis de Componentes Principales (PCA)

Este algoritmo de aprendizaje no supervisado es del tipo lineal ya que tiene colinealidad en sus variables, se puede usar en procesos no lineales, consiste en que los componentes se determinan mediante un conjunto de características sin tener referencias a las demás variables de respuesta, la cantidad máxima de PCA se determina mediante la cantidad de dimensiones que posea el conjunto de datos y dichas dimensiones se determinan basándose en la cantidad de combinatorias de características. (Flórez et al., 2020)

2.2.3 Reglas de asociación

A través del uso de este modelo de reglas se pueden hallar relaciones de interés de los atributos disponibles en una data base. Su propósito se basa en poder identificar diferentes patrones de asociación de ítems en un determinado depósito de datos, siendo representada estas asociaciones de dependencia como reglas. Gracias a estas reglas se puede conocer la probabilidad de ocurrencia de un conjunto de ítems implique otro conjunto de ítems.

Estas reglas dan a conocer a través de un indicador de soporte y confianza, la validez y uso de estas mismas para poder saber si existen relaciones en grandes volúmenes de datos. (Fabbro et al., 2019)

2.2.4 Comparación de los algoritmos de aprendizaje no supervisado

Tabla 1

	Características	Ventajas	Limitaciones
Clustering	Análisis de datos donde no incluye grupos definidos.	Solo se requiere pre-instancias y no etiquetas de los datos	Sensible a valores atípicos
K-means	Agrupa puntos (Clusters) sin conocer la clasificación real	Algoritmo de Velocidad Elevada	Necesita características específicas para agrupar de forma correcta
Análisis de Componentes Principales (PCA)	Reducción dimensional de un gran conjunto de datos	Permite la disminución de complejidad de espacios muestrales.	Importancia estadística de la media y la covarianza.
Reglas de Asociación	Conocer patrones asociación en conjunto de datos	fácil entendimiento y eficaz en toma de decisiones	Búsqueda de Patrones en entorno muy Extenso

Nota. Se definen diferencias entre los distintos algoritmos del aprendizaje no supervisado. Elaboración: Harry Méndez

2.2.5 Gráficos del proyecto

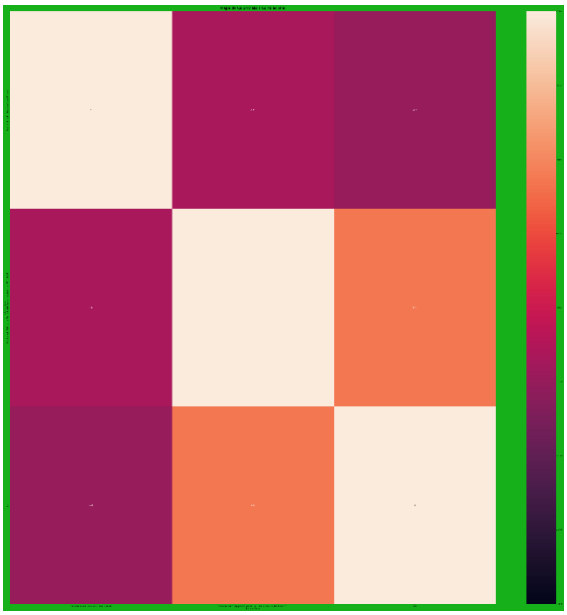


Ilustración 1 - Mapa de calor

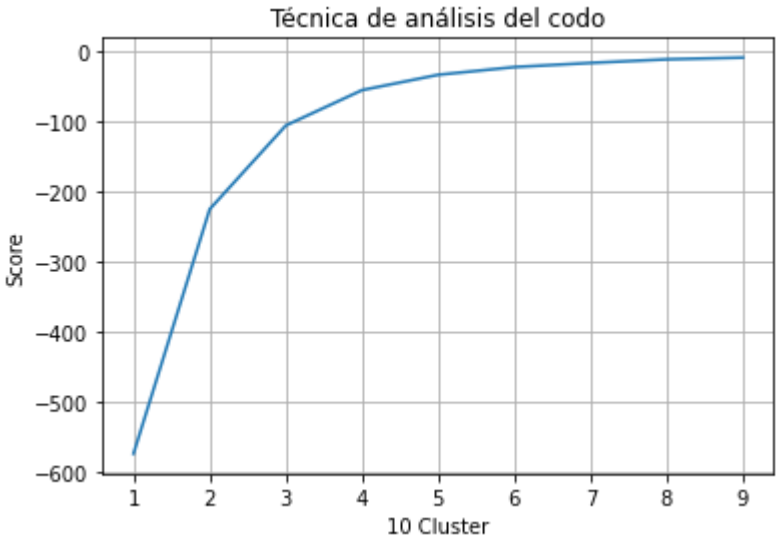


Ilustración 2 - Técnica de análisis del codo

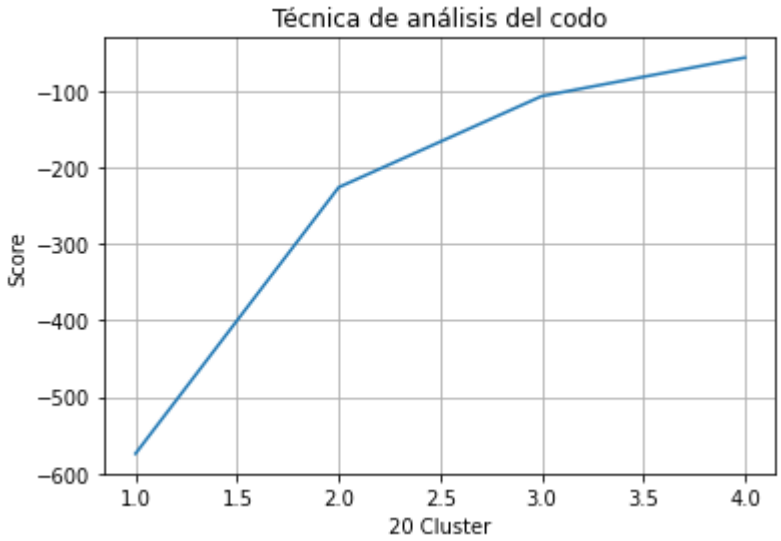


Ilustración 3 - Análisis del codo

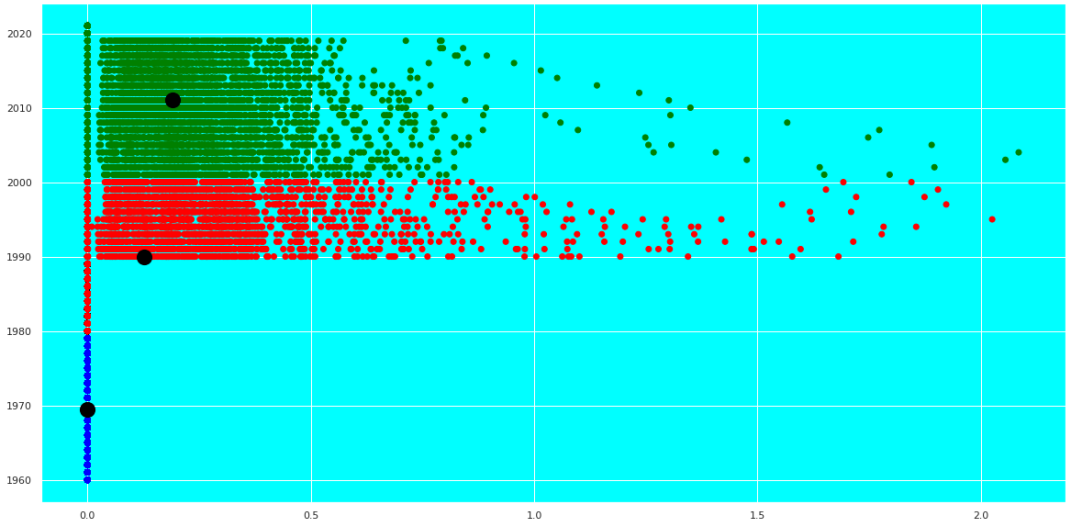


Ilustración 4 - Gráfico de Dispersión

Ilustración 5 - Boxplot

3. RESULTADOS

Análisis de correlación: En primer lugar, se realiza un análisis de correlación entre la tasa de crecimiento de la población urbana y las emisiones de CO2 por PPA. Los resultados indican que existe una correlación positiva entre estas dos variables, lo cual sugiere que el aumento en la población urbana puede estar relacionado con el aumento en las emisiones de gases de efecto invernadero.
Análisis de clustering: Luego, se realiza un análisis de clustering para explorar posibles grupos o patrones en los datos. Se utiliza la técnica de análisis del codo para determinar el número óptimo de clusters, y se concluye que el número adecuado de clusters es 2. El gráfico de dispersión muestra la distribución de los datos en función de las emisiones de CO2 y el año, y los puntos se agrupan en dos clusters distintos.
Análisis de Cluster con boxplots: Por último, se utiliza un análisis de caja para visualizar la distribución de las emisiones de CO2 por año. Los resultados muestran que existe una gran variabilidad en las emisiones de CO2 a lo largo de los años, lo que indica que puede haber factores externos (como la economía o las políticas públicas) que influyan en las emisiones de CO2.

4. DISCUSIÓN

En este ejercicio se exploran los datos de emisiones de CO2 y el crecimiento de la población urbana en diferentes países en el periodo de 1960 a 2021. A través del análisis de correlación se puede observar que estas dos variables están positivamente correlacionadas, es decir, a medida que aumenta la emisión de CO2 también aumenta el crecimiento de la población urbana.
Luego, se utiliza la técnica de KMeans cluster para agrupar los países en dos clusters, según su emisión de CO2 y su crecimiento de población urbana. Se realiza también el método del codo para determinar el número óptimo de clusters. En este caso, se determinó que dos clusters eran suficientes para agrupar los países.
Finalmente, se realiza un gráfico de dispersión y un boxplot para visualizar la distribución de las emisiones de CO2 en el tiempo.
De esta forma, se puede concluir que hay una relación entre la emisión de CO2 y el crecimiento de la población urbana, y se pueden agrupar los países en dos grupos según estas variables. Sin embargo, el análisis es limitado ya que solo se considera una variable climática y una variable demográfica, y se puede profundizar en el análisis utilizando más variables y técnicas de modelado más avanzadas.

5. CONCLUSIÓN

En este proyecto, se aplicaron las técnicas de análisis de clúster para agrupar países según su comportamiento climático utilizando datos climáticos de fuentes de datos mundiales. Además, se ha explorado visualmente los datos mediante mapas de calor, gráficos del codo, scatter y boxplots. Los resultados del análisis indican que los países pueden ser agrupados en diferentes categorías según su comportamiento climático. Al utilizar un mapa de calor, se pudo identificar patrones y tendencias en los datos climáticos de diferentes regiones del mundo. Por ejemplo, se encontró que países ubicados en regiones cercanas geográficamente a menudo comparten patrones climáticos similares. Al utilizar el gráfico del codo, se pudo determinar el número óptimo de clústeres para el análisis. Utilizando técnicas de clústering como K-Means, se agruparon los países en diferentes categorías según su comportamiento climático. Además, al utilizar scatter plots, se pudo visualizar la distribución de los datos en cada clúster y comparar los patrones climáticos entre ellos. Finalmente, utilizando boxplots, pudimos identificar valores atípicos y tendencias en los datos climáticos dentro de cada clúster. En conclusión, este proyecto permitió aplicar técnicas de análisis de clúster para agrupar países según su comportamiento climático y visualizar los datos mediante diferentes técnicas gráficas. Los resultados del análisis pueden ser utilizados para tomar decisiones informadas en áreas como la agricultura, la gestión de recursos hídricos y la planificación de políticas públicas así también para responder a la hipótesis objetivo la cual se refería a proponer medidas que se pueden tomar para para combatir el cambio climático y sus efectos.

REFERENCIAS

Chen, W., Sun, W., & Zhang, Y. (2020). Climate Change Impacts on Agriculture: Evidence from China. Climate, 8(7), 87. https://doi.org/10.3390/cli8070087

Chouaibi, N., Amor, N. B., & Baccar, F. (2020). Spatiotemporal analysis of climate variability and its impact on agricultural production in Tunisia. Climate Dynamics, 54(1-2), 577–594. https://doi.org/10.1007/s00382-019-05027-3

Cui, S., Wang, H., Zhang, X., & Chen, Y. (2020). Characterization of Climate Change in China from 1961 to 2017 Using Cluster Analysis. Journal of Climate, 33(19), 8267–8285. https://doi.org/10.1175/jcli-d-19-0832.1

Das, D., Choudhury, A. D., & Das, A. (2020). Climate Change and Its Impact on Agriculture: A Review. Journal of Earth Science & Climatic Change, 11(1), 1-8. https://doi.org/10.4172/2157-7617.1000551

Hsu, P.-C., & Cheng, L.-C. (2020). Clustering the rainfall patterns over Taiwan using k-means method. Atmospheric Research, 237, 104818. https://doi.org/10.1016/j.atmosres.2020.104818

IPCC. (2014). Climate Change 2014: Synthesis Report. Contribution of Working Groups I, II and III to the Fifth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change. IPCC.

Liu, Y., Liu, R., & Jiang, J. (2018). Impact of Climate Change on the Agricultural Production of Major Crops in China. Sustainability, 10(12), 4674. https://doi.org/10.3390/su10124674

Martínez-García, S., Ruiz-Pérez, M., Rodríguez-Pérez, J. R., González-Matesanz, F. J., & Sánchez-García, J. (2020). Climate change and water resources in the Iberian Peninsula: A review. Science of The Total Environment, 737, 139675. https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2020.139675

Nazir, M. H., Aslam, U., & Asghar, M. N. (2019). Assessing the Impacts of Climate Change on Agricultural Productivity in Pakistan. Sustainability, 11(3), 669. https://doi.org/10.3390/su11030669

Olaniyan, A. B., Ayoola, M. A., & Lawal, O. A. (2020). Spatiotemporal analysis of rainfall variability and climate change impacts on agriculture in Southwest Nigeria. Journal of Environmental Management, 267, 110643. https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2020.110643

Puri, A., & Kumar, P. (2019). Impact of climate change on Indian agriculture: review of literature. Environmental