

Metodología para evaluar la vulnerabilidad de sistemas hidrológicos ante los potenciales efectos del cambio climático

Methodology to assess the vulnerability of hydrological systems to the potential effects of climate change

Adrián Martínez Bárcenas¹, Ismael Orozco Medina^{2*}

¹ Doctorado en Ciencia y Tecnología Agua, División de Ingenierías, Universidad de Guanajuato. Guanajuato, México.
a.martinezbarcenas@ugto.mx

^{2*} Departamento de Ingeniería Geomática e Hidráulica, División de Ingenierías, Universidad de Guanajuato. Guanajuato, México.
i.orozco@ugto.mx

*Autor de correspondencia

Resumen

Existe una gran incertidumbre sobre el grado de vulnerabilidad de un sistema hidrológico ante los potenciales efectos del cambio climático, principalmente la posible alteración del régimen pluvial, además de las prácticas poco eficientes, la sobreexplotación de acuíferos y el tratamiento inadecuado de aguas. Es por ello que esta investigación se ha enfocado a determinar la vulnerabilidad actual y futura de los sistemas hidrológicos a través de una metodología que acopla un modelo hidrológico distribuido, un modelo de circulación general, un modelo de crecimiento poblacional, redes neuronales artificiales (ANN, por sus siglas en inglés) y una serie de indicadores que describen de forma integral el sistema. Esta metodología ha permitido proyectar la vulnerabilidad del sistema al futuro cercano (año 2035) para los escenarios RCP4.5, RCP6.0 y RCP8.5. Los resultados obtenidos muestran que el sistema ya es vulnerable y que el escenario RCP4.5 presenta las mayores vulnerabilidades con una alta variabilidad espacial y temporal.

Palabras clave: Vulnerabilidad; cambio climático; redes neuronales artificiales.

Abstract

There is uncertainty about the degree of vulnerability of a hydrological system to the effects of climate change, especially the possible alteration of the pluvial regime along with inefficient practices, overexploitation of aquifers, and inadequate water treatment. For this reason, this research focuses on determining current and future vulnerability of hydrological systems through a methodology that combines a distributed hydrological model, a general circulation model, a population growth model, artificial neural networks (ANN), and a series of indicators that describe the system comprehensively. This methodology has made it possible to project the system's vulnerability in the near future (the year 2035) for the RCP4.5, RCP6.0, and RCP8.5 scenarios. The results show that the system is already vulnerable and that the RCP4.5 scenario presents the highest vulnerabilities with high spatial and temporal variability.

Keywords: Vulnerability; climate change; artificial neural network.

Recibido: 11 de diciembre de 2021

Aceptado: 27 de junio de 2022

Publicado: 24 de agosto de 2022

Cómo citar: Martínez Bárcenas, A., & Orozco Medina, I. (2022). Metodología para evaluar la vulnerabilidad de sistemas hidrológicos ante los potenciales efectos del cambio climático. *Acta Universitaria* 32, e3426. doi: <http://doi.org/10.15174/au.2022.3426>

Introducción

Existe una gran incertidumbre sobre los efectos futuros del cambio climático en el sector económico, social, ambiental e hídrico de todo el mundo (Barange *et al.*, 2014; Green *et al.*, 2011; Smith & Katz, 2013), así como el grado de vulnerabilidad al que están expuestos estos sectores ante los efectos adversos del cambio climático, variabilidad climática y fenómenos extremos (Thornton *et al.*, 2014). Los efectos provocados por el cambio climático son cada vez más evidentes; por ejemplo, la frecuencia y la magnitud de los fenómenos hidrometeorológicos extremos han aumentado. Estos efectos se perciben en el ciclo hidrológico y, por ende, en la gestión del agua, especialmente en países en desarrollo, donde el aumento de la población y la escasez del recurso hídrico ha producido la pérdida de cultivos y ganado, hambrunas, migración y riesgos a la seguridad humana (Kharraz *et al.*, 2012). Una posible alteración del régimen pluvial del ciclo hidrológico, aunada a las prácticas poco eficientes, la sobreexplotación de acuíferos y el tratamiento inadecuado de aguas acrecentarán la vulnerabilidad futura de los recursos hídricos (Diario Oficial de la Federación [DOF], 2009).

Ante el contexto anterior, resulta de gran relevancia evaluar la vulnerabilidad en un sistema hidrológico que, además de enfrentar la amenaza del cambio climático, puede estar expuesto a cambios en su hidromorfología por las acciones, actividades y políticas del ser humano. Por lo tanto, es indispensable evaluar los posibles efectos que el cambio climático puede generar en los recursos hídricos para diseñar las acciones y estrategias de adaptación y mitigación que permitan el manejo eficiente del recurso hídrico. Sin embargo, evaluar la vulnerabilidad no es una tarea sencilla porque en su cuantificación deben intervenir un gran conjunto de variables entorno al concepto.

Según Parry (2007), la vulnerabilidad es el grado en que un sistema es susceptible a los efectos adversos del cambio climático, incluyendo variabilidad y los extremos climáticos. En la literatura científica se pueden encontrar varios estudios donde se revela que desde los años sesenta se comenzaron a implementar metodologías para cuantificar la vulnerabilidad de los recursos hídricos (Plummer *et al.*, 2012). Según Plummer *et al.* (2012), estas metodologías comenzaron a incorporar el uso de indicadores principalmente en la estimación de la vulnerabilidad hídrica. Los primeros indicadores usados fueron agregados y sobre todo muy generales, debido principalmente a la falta de información y a las limitaciones computacionales de la época. Por esta razón, es de gran interés desarrollar una metodología que permita evaluar la vulnerabilidad de un sistema hidrológico considerando las dimensiones hídrica, ambiental, económica y social. Con esta metodología que acopla varios modelos matemáticos y redes neuronales artificiales (ANN, por sus siglas en inglés) los tomadores de decisiones podrán diagnosticar las condiciones actuales de una cuenca y evaluar si una medida de adaptación o mitigación disminuirá la vulnerabilidad de la cuenca.

Caso de estudio

El área de estudio seleccionada ha sido la cuenca del río Turbio, específicamente la subcuenca definida hasta la estación hidrométrica Las Adjuntas (Figura 1). En la Figura 1 se puede observar que la subcuenca del río Turbio se ubica al oeste del estado de Guanajuato y al noreste del estado de Jalisco. La subcuenca tiene un área de 2,983 km². Se ha seleccionado esta subcuenca debido a su importancia en el estado de Guanajuato y el estrés hídrico que se está ejerciendo sobre ella para seguir cumpliendo con los diferentes usos consuntivos.

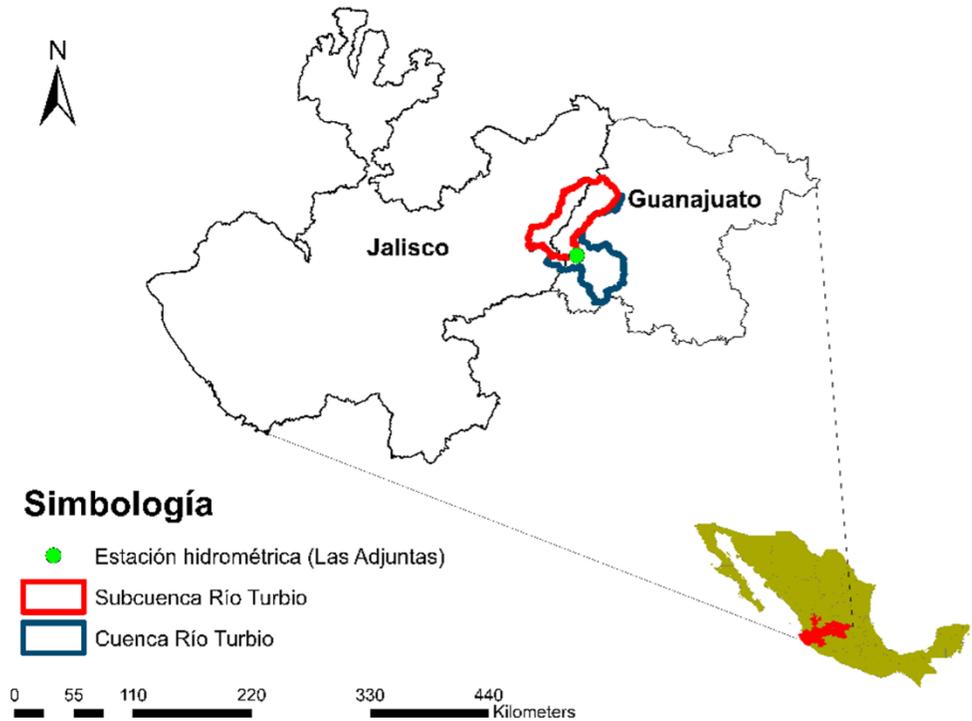


Figura 1. Ubicación de la subcuenca del río Turbio y la estación hidrométrica Las Adjuntas disponible para la investigación.
Fuente: Elaboración propia.

En la investigación se seleccionaron un total de 24 estaciones meteorológicas. Los registros históricos de precipitación diarios se han obtenido del Servicio Meteorológico Nacional de México (SMN). Sin embargo, la investigación se ha realizado con precipitaciones acumuladas medias mensuales. Para poder seleccionar el periodo de análisis fue necesario comparar la información observada de las estaciones y elegir un periodo común sin registros faltantes. Para ello, se revisaron los registros diarios de las 24 estaciones y los de la estación hidrométrica Las Adjuntas, con el fin de descartar los años que tienen mala calidad de datos o vacío en sus registros diarios. Después del análisis anterior, se estableció como periodo de comparación del año 1982 al 2014.

Materiales y métodos

En esta investigación se ha desarrollado una metodología que ha acoplado el modelo hidrológico distribuido TETIS (Francés *et al.*, 2007), un modelo de circulación general (GCM, por sus siglas en inglés) del proyecto CMIP5, los escenarios de gases de efecto invernadero (GEI) RCP4.5, RCP6.0 y RCP8.5 del Grupo Intergubernamental de Expertos sobre el Cambio Climático (IPCC, por su siglas en inglés), redes neuronales artificiales, un modelo de crecimiento poblacional y un total de 24 indicadores que describen cada una de las dimensiones del sistema hidrológico. Todo lo anterior ha sido acoplado en un software denominado MPDV1.0, el cual permite cuantificar las vulnerabilidades de un sistema hidrológico (Orozco *et al.*, 2020). La metodología se ha desarrollado en tres etapas como se muestra en la Figura 2.

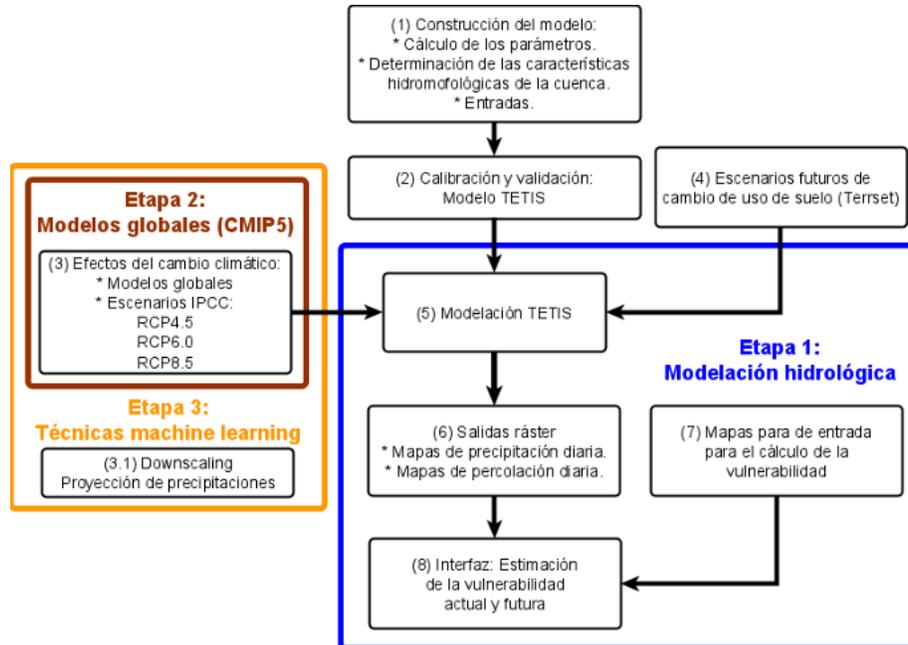


Figura 2. Diagrama general del desarrollo de las tres etapas de la metodología diseñada para evaluar la vulnerabilidad.
Fuente: Elaboración propia.

En la primera etapa se realiza el modelado hidrológico distribuido usando el modelo TETIS. Los *outputs* generados con este modelo se usarán en la estimación de los índices de vulnerabilidad actual y futura. Entre los *outputs* que proporciona el modelo se encuentran el escurrimiento superficial, interflujo, flujo base, evaporación, evapotranspiración, infiltración y percolación. La segunda etapa consiste en extraer de los GCM las proyecciones de las variables climáticas (precipitación y evapotranspiración), incluyendo los escenarios RCP4.5, RCP6.0 y RCP8.5. Según IPCC (2014), en el escenario RCP4.5 las máximas emisiones se alcanzan en el año 2040 y luego disminuyen, causando un calentamiento global medio de 1.4 °C entre el 2046 y 2065. Por otro lado, en el escenario RCP6.0 las emisiones alcanzan su máximo alrededor del año 2080 y luego disminuyen, con un calentamiento global medio de 1.3 °C entre los años 2046 y 2065. Finalmente, el escenario RCP8.5 es el más drástico, con un aumento de las emisiones durante todo el siglo XXI y produciendo un calentamiento global medio de 2.0 °C entre los años 2046 y 2065. La información de los modelos GCM del proyecto CMIP5 y los escenarios RCP fue descargada desde la base de datos del Laboratorio Nacional Lawrence Livermore (Earth System Grid Federation [ESGF-LLNL], 2020). En esta segunda etapa se incluye también la proyección de cambio de cubierta vegetal y uso de suelo generada con el software Terrset®, desarrollado por la Universidad de Clark, EE. UU. La etapa consistió en obtener el escenario al 2035 utilizando como insumos la información de cubierta vegetal y uso de suelo del año 1997 y 2016. (Para más información sobre este proceso, consultar Orozco & Ramos [2020] y Orozco et al. [2020]). En la tercera etapa, y a diferencia de la metodología publicada en Orozco et al. (2020), se ha realizado un *downscaling* mediante ANN, partiendo de la metodología propuesta por Montenegro et al. (2019). Las ANN se utilizan para corregir a través de la técnica de *downscaling* las variables de precipitación y evapotranspiración de los GCM. El *downscaling* se realiza comparando los registros pluviométricos y la información extraída de los GCM. A diferencia de la propuesta de Montenegro et al. (2019), se ha seleccionado únicamente un modelo GCM, tomando como criterio de selección las mejores correlaciones (Figura 3). Además, se realizó el entrenamiento con una serie de tiempo homogénea sin rellenar previamente los datos faltantes, la razón de lo anterior es que no se observó una mejora significativa en las eficiencias al rellenar previamente las series de tiempo.

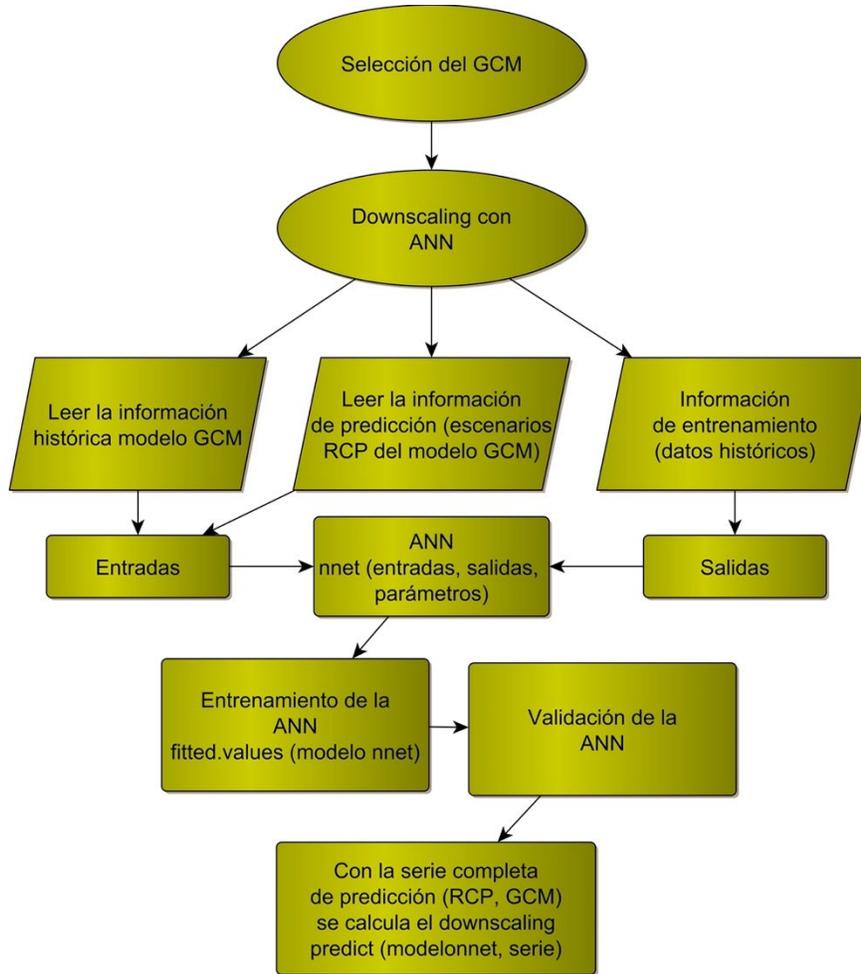


Figura 3. Metodología diseñada a partir de la propuesta de Montenegro *et al.* (2019) aplicada en el *downscaling* de las proyecciones de los GCM. Fuente: Elaboración propia.

Modelo MPDV1.0

El modelo predictivo de la vulnerabilidad versión 1 (MPDV1.0) se ha programado en Visual Basic®, bajo el esquema conceptual mostrado en la Figura 4. El MPDV1.0 cuantifica de forma distribuida espacial y temporalmente las vulnerabilidades económica, social, ambiental e hídrica. A partir de las vulnerabilidades anteriores, el MPDV1.0 cuantifica la vulnerabilidad global como un promedio de las cuatro vulnerabilidades, lo anterior con base en la metodología propuesta por Ortega-Gaucin *et al.* (2018) para determinar la vulnerabilidad ante sequías. A diferencia de Ortega-Gaucin *et al.* (2018), en esta investigación los indicadores son distribuidos espacialmente a través de celdas de 90 m por 90 m. Además, se considera el crecimiento población y el cambio de cubierta vegetal y uso de suelo. En el caso del crecimiento poblacional, se ha usado el modelo geométrico del Instituto Nacional de Estadística y Geografía (INEGI), al ser el que mejor representa la dinámica demográfica mexicana a través de la ecuación siguiente (INEGI, 2017):

$$P_f = P_i \left(1 + \frac{r}{100}\right)^t \quad \text{ecuación 1}$$

donde P_t es la población final después de un periodo de t años, P_i es la población inicial y r es la tasa de crecimiento. La r es obtenida de las proyecciones de la población para las entidades federativas del 2016 al 2050 calculadas por el Consejo Nacional de Población (Conapo, 2018).

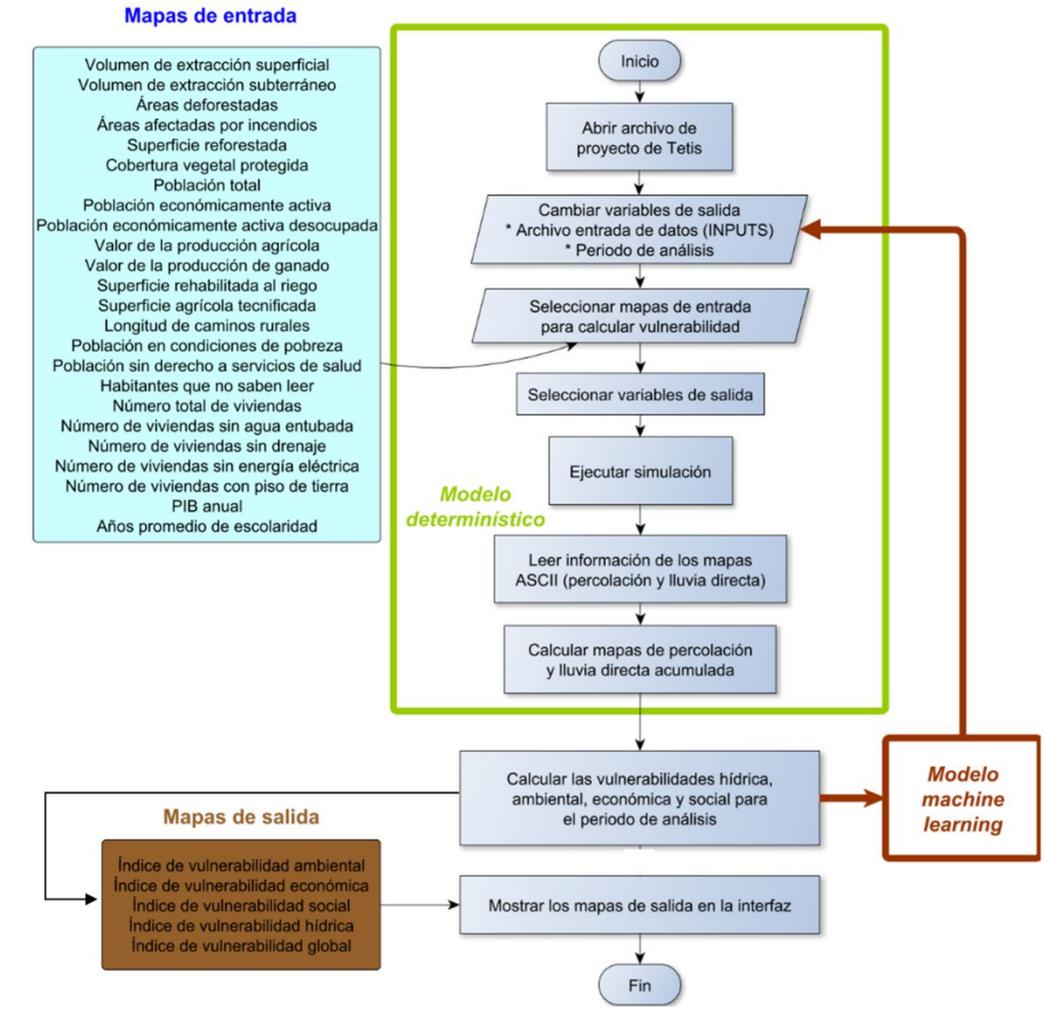


Figura 4. Diagrama general del MPDV1.0 desarrollado en la presente investigación.
Fuente: Elaboración propia.

Estimación de indicadores

Una parte importante de la metodología propuesta es la estimación de los indicadores que usa el MPDV1.0. En Orozco et al. (2020) se presentan las formulaciones de los 24 indicadores usados para cuantificar las vulnerabilidades, agrupados en: hídricos, ambientales, económicos y sociales. Estos indicadores se han construido con información de censos, mapas geográficos, imágenes de satélite, observaciones de campo y encuestas obtenidas de fuentes oficiales como la Comisión Nacional del Agua (Conagua), INEGI, Consejo Nacional de Evaluación de la Política de Desarrollo Social (Coneval, 2019) y la Secretaría de Medio Ambiente y Ordenamiento Territorial (SMAOT). Es importante comentar que cada indicador en forma de mapa ráster es normalizado para suprimir las unidades. En las Figuras 5, 6, 7 y 8 se presentan ejemplos de los indicadores usados para estimar las vulnerabilidades en la subcuenca del río Turbio.

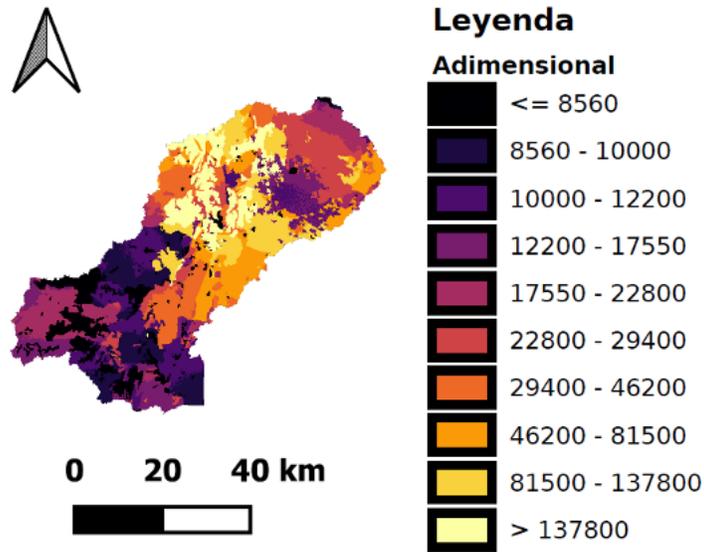


Figura 5. Mapa ráster del indicador hídrico del grado de explotación de los acuíferos, obtenido al dividir el volumen de extracción entre la recarga media anual.
Fuente: Elaboración propia.

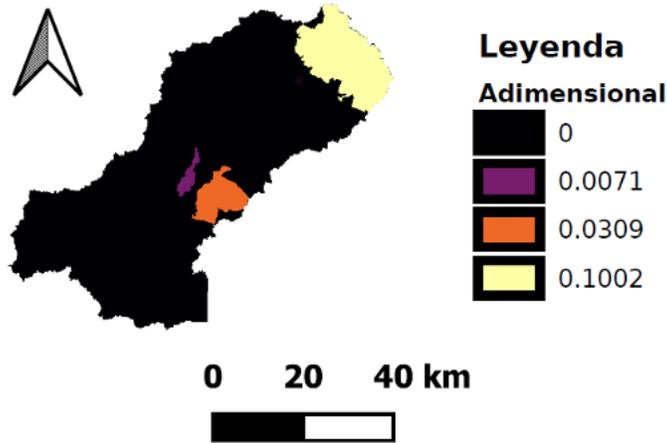


Figura 6. Mapa ráster del indicador ambiental de las áreas naturales protegidas, obtenido al dividir el área de cobertura vegetal protegida entre el área total.
Fuente: Elaboración propia.

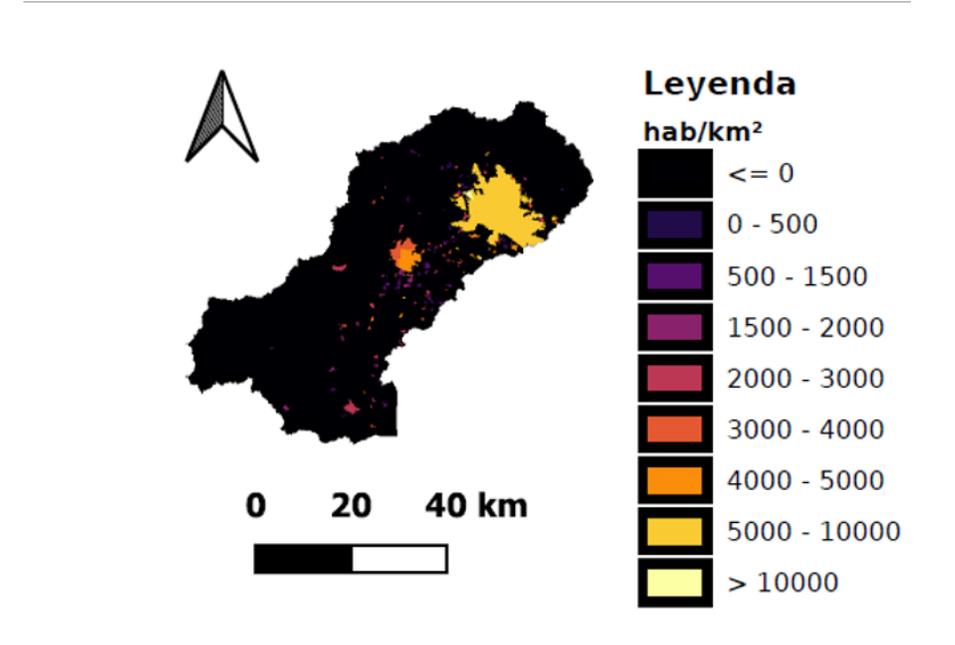


Figura 7. Mapa ráster del indicador económico de la densidad de población en el año 2015, obtenido al dividir el número de habitantes entre el área.
Fuente: Elaboración propia.

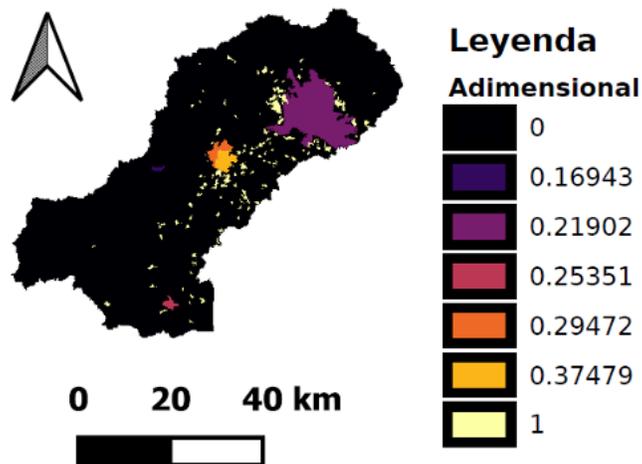


Figura 8. Mapa ráster del indicador social de la población sin derecho a servicios de salud en el año 2015, obtenido al dividir la población no derechohabiente entre la población total.
Fuente: Elaboración propia.

Resultados y discusión

Para seleccionar el modelo GCM se extrajeron las precipitaciones mensuales de los 13 GCM del proyecto CMIP5 (en el periodo 1982 a 2014 y para cada escenario RCP del IPCC) y se compararon con los registros pluviométricos de la estación meteorológica 11095. Se eligió esta estación porque se encuentra justo en el centro de la cuenca y no tiene datos faltantes. Se calculó el coeficiente de Pearson entre la serie histórica de la estación y cada GCM (Tabla 1). Los mejores resultados se obtuvieron con el modelo CSIRO-Mk3-6-0, con un coeficiente de Pearson de 0.63 (Figura 9).

Tabla 1. Coeficientes de correlación para la estación 11095 respecto a cada modelo GCM.

Modelo	Histórica	RCP4.5	RCP6.0	RCP8.5
CNRM-CM5	0.4143	0.5116	*	0.4224
MIROC	0.5376	0.5618	0.4838	0.5959
CGCM	0.5485	0.4684	0.4621	0.5097
HadCM3	0.4571	0.4194	*	*
CanESM2	0.6246	0.6916	*	0.5243
CSIRO-Mk3-6-0	0.6346	0.5782	0.6762	0.6175
GISS-E2-R-CC	0.3805	0.3689	0.2934	0.258
inmcm4	0.3905	0.4304	*	0.3991
IPSL-CM5A-LR	0.5727	0.5325	0.5016	0.6376
MIROC5	0.4138	0.4894	0.4712	0.4447
MIROC-ESM-CHEM	0.5395	0.4354	0.5631	0.4464
MPI-ESM-LR	0.4627	0.4735	*	0.3939
NorESM1-ME	0.2138	0.2144	0.152	0.2754

* Para estos GCM la descarga del escenario RCP no estaba disponible.

Fuente: Elaboración propia.

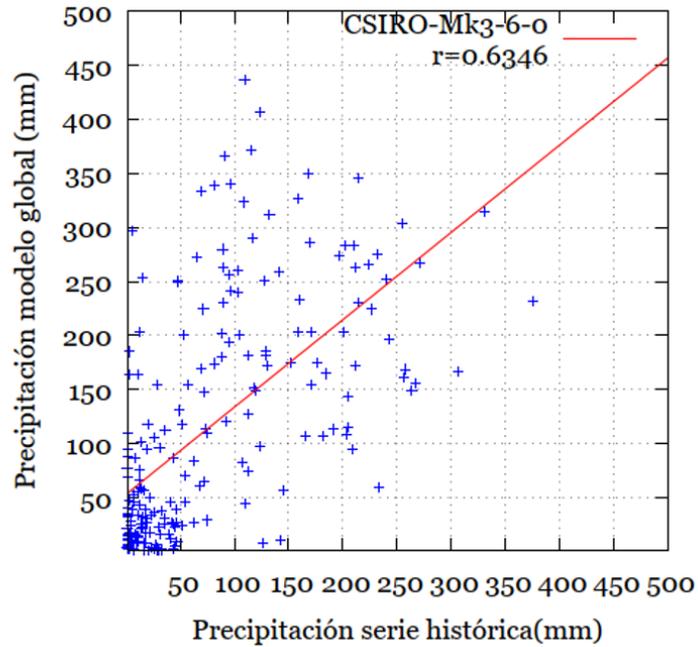


Figura 9. Correlación obtenida con el modelo CSIRO-Mk3-6-0.
Fuente: Elaboración propia.

Una vez seleccionado el modelo CSIRO-MK3-6-0, se procedió a realizar el *downscaling* usando las ANN. En dicho proceso se realizó tanto el entrenamiento (periodo 1982 a 2006) como la validación de las ANN (periodo 2006 al 2014). Se utilizó una estructura de ANN simple, y los estadísticos obtenidos han sido coeficientes de correlación superiores a 0.5. En la Figura 10 se presentan los resultados obtenidos en el *downscaling* con las ANN para la variable de precipitación.

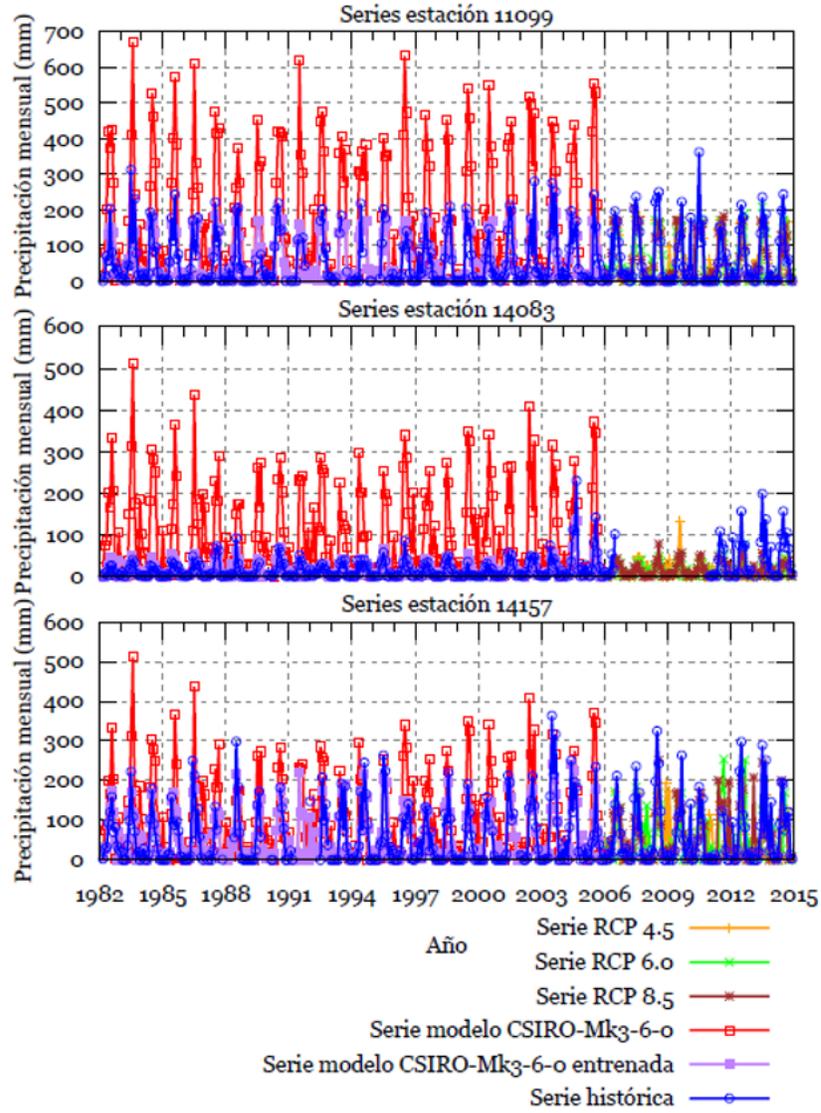


Figura 10. Downscaling de la precipitación (entrenamiento y validación).
Fuente: Elaboración propia.

Con el fin de poder evaluar la vulnerabilidad actual y futura desde el año 2014 hasta el año 2035, fue necesario trabajar a escala mensual. Lo anterior se hizo para reducir la carga computacional y tiempos de cómputo. Para lo anterior, se ha calibrado y validado el modelo hidrológico TETIS. En la Figura 11 se presentan los resultados obtenidos en el modelado hidrológico distribuido de la subcuenca del río Turbio. En la calibración y validación se utilizó como función objetivo el índice de Eficiencia de Nash-Sutcliffe (NSE, por sus siglas en inglés). El periodo de calibración seleccionado ha comprendido de mayo de 2004 a marzo de 2008. Al finalizar la calibración, se obtuvo un coeficiente NSE igual a 0.7. Por otro lado, el periodo de validación elegido fue de mayo de 2011 a octubre de 2014, al finalizar el proceso se obtuvo un coeficiente NSE de 0.68. Según Moriasi *et al.* (2007), un valor de NSE es aceptable si es mayor a 0.6, y es excelente si es mayor a 0.8. Con base en lo anterior, se puede concluir que los resultados obtenidos son aceptables.

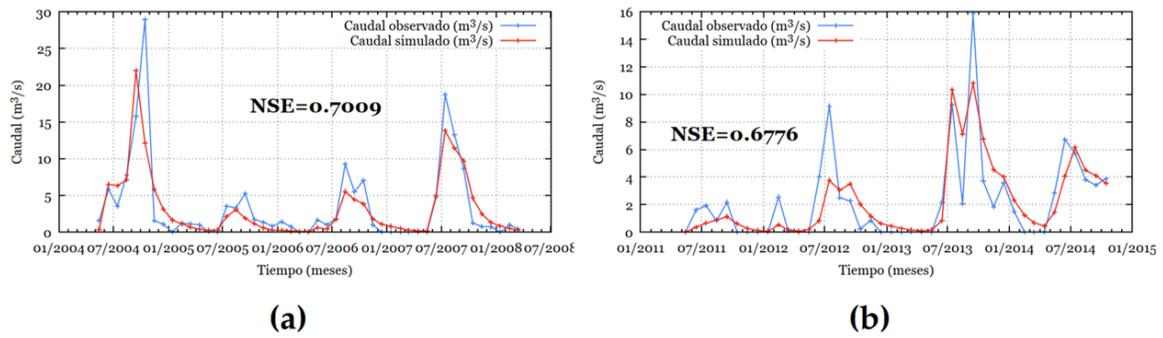


Figura 11. Resultados obtenidos en la calibración (a) y validación (b) del modelo TETIS en la estación de aforo Las Adjuntas.
Fuente: Elaboración propia.

La vulnerabilidad actual del sistema ha sido cuantificada usando el último año de validación (año 2014), debido a que no se dispone de datos más actuales y el 2014 es el último año con registros observados de las variables hidrometeorológicas. Además, las vulnerabilidades obtenidas han sido clasificadas de acuerdo con los rangos establecidos por Orozco *et al.* (2020): $0 \leq \text{baja} \leq 0.35$, $0.35 \leq \text{media} \leq 0.65$, $0.65 \leq \text{alta} \leq 1$. Aplicando la metodología propuesta, se ha obtenido que el sistema analizado presenta actualmente las tres clases de vulnerabilidades (Figura 12). Se observa que las zonas con mayor índice de vulnerabilidad global (IVG) son las áreas urbanas de la Purísima del Rincón y San Francisco del Rincón. Las zonas con menor IVG son Manuel Doblado, la periferia de León y las zonas agrícolas ubicadas en el valle de la subcuenca. Al analizar espacialmente el IVG, se ha obtenido que el 52.5% del área de la subcuenca presenta una vulnerabilidad baja, un 46.3% muestra una vulnerabilidad media y un 1.2% tiene una vulnerabilidad alta.

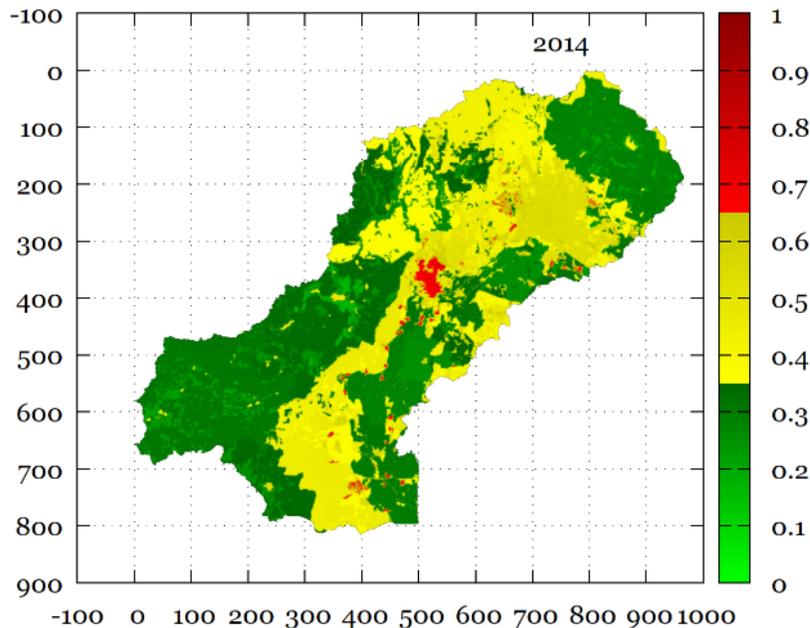


Figura 12. Vulnerabilidad Global para el año 2014.
Fuente: Elaboración propia.

Para obtener las vulnerabilidades futuras se simuló de forma continua desde el año 2015 hasta el año 2035. Con este fin se han utilizado las proyecciones de los GCM y el *downscaling* realizado con las ANN para los escenarios RCP4.5, RCP6.0 y RCP8.5. Asimismo, ha sido incluido en el modelado hidrológico la proyección de cambio de cubierta vegetal y uso de suelo generada usando el software Terrset®. Para analizar el cambio temporal en la IVG se han calculado los diagramas de caja para los escenarios RCP4.5, RCP6.0 y RCP8.5. En términos generales, se puede observar que la vulnerabilidad global del sistema, para los escenarios RCP, no se incrementa en el futuro cercano como se podría esperar, considerando que en los tres escenarios no hay una acción inmediata para reducir los GEI. Para el escenario RCP4.5, el sistema hidrológico mantuvo una mediana prácticamente constante en el tiempo, presentándose en algunos años incrementos y decrementos en las vulnerabilidades (Figura 13). En este mismo escenario, el mayor incremento en el área ocupada por la vulnerabilidad alta fue de 0.83% en el año 2023, y el mayor decremento fue de -0.84% en el año 2021.

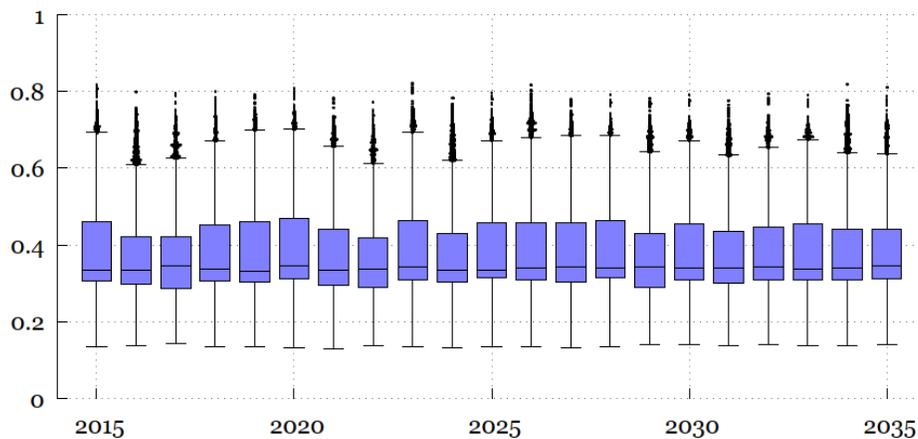


Figura 13. Diagrama de caja para la vulnerabilidad futura para el escenario RCP 4.5.
Fuente: Elaboración propia.

Conclusiones

La metodología desarrollada en esta investigación ha permitido diagnosticar que la subcuenca del río Turbio actualmente presenta vulnerabilidad baja, media y alta. Esta vulnerabilidad está probablemente asociada a los episodios de sequías, producto de los efectos del cambio climático. Lo anterior, al combinarse con una mala gestión y con una fuerte presión sobre las fuentes de abastecimiento, principalmente las subterráneas, denota la vulnerabilidad actual del sistema. Asimismo, a través del modelado continuo (2015-2035) se ha podido observar que la vulnerabilidad del sistema tiene una alta variabilidad espacial y temporal. En el caso concreto de la vulnerabilidad alta, esta se concentra en el centro urbano de la subcuenca del río Turbio, específicamente en los municipios de Purísima del Rincón, San Francisco del Rincón, Manuel Doblado y la periferia del municipio de León. En el mismo contexto, es importante destacar que es la Sierra de Lobos, ubicada en la parte norte de la ciudad de León, donde se mantiene espacial y temporalmente una baja vulnerabilidad durante el modelado. En la evolución temporal de la vulnerabilidad se encontraron incrementos y decrementos en el área ocupada por la vulnerabilidad global, siendo el escenario RCP4.5 el que tuvo los cambios más pronunciados.

Agradecimientos

A la Dirección de Apoyo a la Investigación y al Posgrado (DAIP) de la Universidad de Guanajuato por el financiamiento asignado al Proyecto 139/2021 dentro de la Convocatoria Institucional de Investigación Científica 2021.

Conflictos de interés

Los autores declaran no tener ningún conflicto de intereses.

Referencias

- Barange, M., Merino, G., Blanchard, J. L., Scholtens, J., Harle, J., Allison, E. H., Allen, J. I., Holt, J., & Jennings, S. (2014). Impacts of climate change on marine ecosystem production in societies dependent on fisheries. *Nature Climate Change*, 4(3), 211–216. <https://www.nature.com/articles/nclimate2119>
- Consejo Nacional de Población (Conapo). (2018). *Proyecciones de la Población de México y de las Entidades Federativas (2016-2050)*. Gobierno de México. <https://www.gob.mx/conapo/acciones-y-programas/conciliacion-demografica-de-mexico-1950-2015-y-proyecciones-de-la-poblacion-de-mexico-y-de-las-entidades-federativas-2016-2050>
- Consejo Nacional de Evaluación de la Política de Desarrollo Social (Coneval). (2019). *Metodología para la medición multidimensional de la pobreza en México (3ª Ed.)*. <https://www.coneval.org.mx/Medicion/MP/Paginas/Metodologia.aspx>
- Diario Oficial de la Federación (DOF). (28 de agosto de 2009). *Programa Especial de Cambio Climático 2009-2012*. https://www.dof.gob.mx/nota_detalle.php?codigo=5107404&fecha=28/08/2009#gs.tab=0
- Earth System Grid Federation (ESGF-LLNL). (2020). [Página principal del Earth System Grid Federation]. <https://esgf-node.llnl.gov/projects/esgf-llnl/>
- Francés, F., Vélez, J. I., & Vélez, J. J. (2007). Split-parameter structure for the automatic calibration of distributed hydrological models. *Journal of Hydrology*, 332(1), 226–240. doi: <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2006.06.032>
- Green, T. R., Taniguchi, M., Kooi, H., Gurdak, J. J., Allen, D. M., Hiscock, K. M., Treidel, H., & Aureli, A. (2011). Beneath the surface of global change: impacts of climate change on groundwater. *Journal of Hydrology*, 405(3-4), 532–560. doi: <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2011.05.002>
- Instituto Nacional de Estadística y Geografía (INEGI). (2017). *Metodología de Indicadores de la Serie Histórica Censal*. https://www.inegi.org.mx/contenidos/programas/ccpv/cpvsh/doc/serie_historica_censal_met_indicadores.pdf
- Intergovernmental Panel of Climate Change (IPCC). (2014). *Cambio climático 2014. Informe de síntesis*. IPCC. https://archive.ipcc.ch/pdf/assessment-report/ar5/syr/SYR_AR5_FINAL_full_es.pdf
- Kharraz, J., El-Sadek, A., Ghaffour, N., & Mino, E. (2012). Water scarcity and drought in WANA countries. *Procedia Engineering*, 33, 14–29. doi: <https://doi.org/10.1016/j.proeng.2012.01.1172>
- Montenegro, D. D., Pérez, M. A., & Vargas, V. (2019). Predicción de precipitación mensual mediante Redes Neuronales Artificiales para la cuenca del río Cali, Colombia. *DYNA*, 86(211), 122–130. doi: <https://doi.org/10.15446/dyna.v86n211.76079>
- Moriasi, D. N., Arnold, J. G., Van Liew, M. W., Bingner, R. L., Harmel, R. D., & Veith, T. L. (2007). Model evaluation guidelines for systematic quantification of accuracy in watershed simulations. *Transactions of the ASABE*, 50(3), 885–900. doi: <https://doi.org/10.13031/2013.23153>
- Orozco, I., Martínez, A., & Ortega, V. (2020). Assessment of the water, environmental, economic and social vulnerability of a watershed to the potential effects of climate change and land use change. *Water*, 12(6), 1682. doi: <https://doi.org/10.3390/w12061682>

- Orozco, I., & Ramos, L. A. (2020). Modelado de la producción de sedimentos en una cuenca con poca información incluyendo los potenciales efectos del cambio climático y el cambio de uso de suelo. *Acta Universitaria*, 30, 1–19. doi: <https://doi.org/10.15174/au.2020.2901>
- Ortega-Gaucin, D., Bartolón, J., & Castellano, H. V. (2018). Peligro, vulnerabilidad y riesgo por sequía en el contexto del cambio climático en México. En R. Lobato & A. A. Pérez, *Agua y cambio climático* (pp. 78-103). Instituto Mexicano de Tecnología del Agua. <http://repositorio.imta.mx/handle/20.500.12013/2172>
- Parry, M. L., Canziani, O. F., Palutikof, J. P., van der Linden, P. J., & Hanson, C. E. (2007). *Climate Change 2007: Impacts, adaptation and vulnerability. Contribution of working group II to the fourth assessment report of the intergovernmental panel on climate change*. Cambridge University Press. https://www.ipcc.ch/site/assets/uploads/2018/03/ar4_wg2_full_report.pdf
- Plummer, R., de Loë, R., & Armitage, D. (2012). A systematic review of water vulnerability assessment tools. *Water Resources Management*, 26(15), 4327–4346. doi: <https://doi.org/10.1007/s11269-012-0147-5>
- Smith, A. B., & Katz, R. W. (2013). US billion-dollar weather and climate disasters: data sources, trends, accuracy and biases. *Natural Hazards*, 67(2), 387–410. doi: <https://doi.org/10.1007/s11069-013-0566-5>
- Thornton, P. K., Ericksen, P. J., Herrero, M., & Challinor, A. J. (2014). Climate variability and vulnerability to climate change: a review. *Global Change Biology*, 20(11), 3313–3328. doi: <https://doi.org/10.1111/gcb.12581>