

Fundación

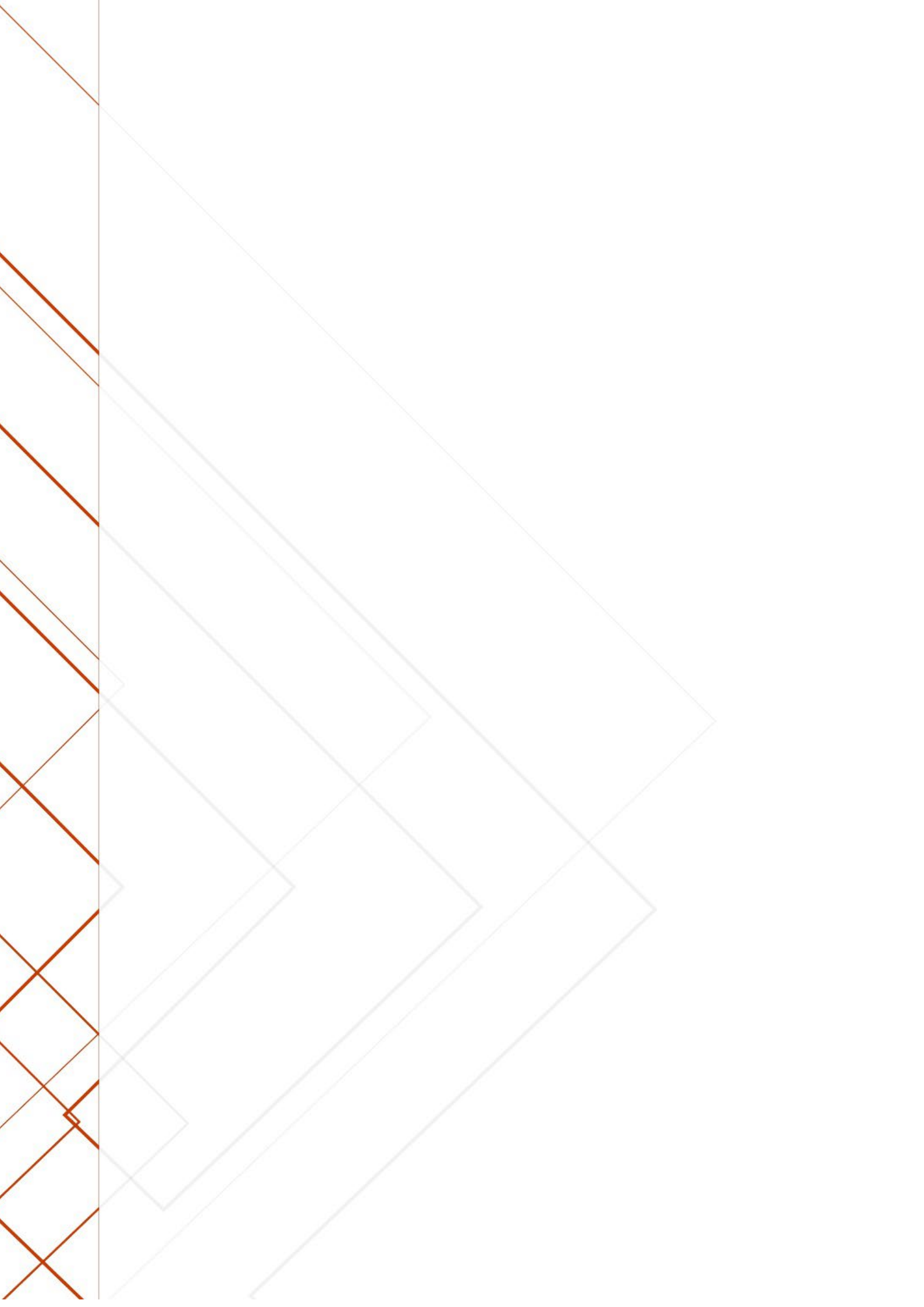
**AON**

España

# Barómetro de las Catástrofes en España 2023

21 de noviembre de 2024

**ANEXOS**



# Bibliografía

## Capítulo 3: Impacto de los desastres naturales en la cesta de compra

Agencia Estatal de Meteorología (2024) Informe sobre el estado del clima de España 2023.

[https://adaptecca.es/sites/default/files/documentos/iecli\\_2023\\_completo\\_baja\\_res.pdf](https://adaptecca.es/sites/default/files/documentos/iecli_2023_completo_baja_res.pdf)

Agencia Estatal de Meteorología (2017) Guía de escenarios regionalizados de cambio climático sobre España a partir de los resultados del IPCC-AR5.

[https://adaptecca.es/sites/default/files/documentos/guia\\_escenarios\\_ar5.pdf](https://adaptecca.es/sites/default/files/documentos/guia_escenarios_ar5.pdf)

Beirne, J., Dafermos, Y., Kriwoluzky, A., Renzhi, N., Volz, U., & Wittich, J. (2021). The effects of natural disasters on price stability in the euro area.

<https://www.econstor.eu/bitstream/10419/248484/1/1780014848.pdf>

Borrallo, F., Cuadro-Sáez, L., Ghirelli, C., & Pérez, J. (2024) “El Niño” and “La Niña”: Revisiting the impact on food commodity prices and euro area consumer prices

<https://www.bde.es/wbe/en/publicaciones/analisis-economico-investigacion/documentos-trabajo/el-nino-and-la-nina-revisiting-the-impact-on-food-commodity-prices-and-euro-area-consumer-prices.html>

Dhifaoui, Z., Khalfaoui, R., Jabeur, S. B., & Abedin, M. Z. (2023). Exploring the effect of climate risk on agricultural and food stock prices: Fresh evidence from EMD-Based variable-lag transfer entropy analysis. *Journal of Environmental Management*, 326, 116789.

<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0301479722023623>

Kabundi, A., Mlachila, M., & Yao, J. (2022). How persistent are climate-related price shocks? implications for monetary policy.

[https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract\\_id=4272242](https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=4272242)

Ministerio de Agricultura, Pesca y Alimentación (2024). Avances mensuales de superficies y producciones de cultivos <https://www.mapa.gob.es/es/estadistica/temas/estadisticas-agrarias/agricultura/avances-superficies-producciones-agricolas/>

Ministerio de Agricultura, Pesca y Alimentación (2024). Encuesta sobre Superficies y Rendimientos Cultivos (ESYRCE) <https://www.mapa.gob.es/es/estadistica/temas/estadisticas-agrarias/agricultura/esyrce/>

Ministerio de Agricultura, Pesca y Alimentación (2024). Avances mensuales de superficies y producciones de cultivos <https://www.mapa.gob.es/es/estadistica/temas/estadisticas-agrarias/agricultura/avances-superficies-producciones-agricolas/>

Ministerio de Agricultura, Pesca y Alimentación (2024). Panel de Consumo Alimentario <https://www.mapa.gob.es/es/alimentacion/temas/consumo-tendencias/panel-de-consumo-alimentario/metodologia/>

Mukherjee, K., & Ouattara, B. (2021). Climate and monetary policy: do temperature shocks lead to inflationary pressures?. *Climatic change*, 167(3), 32. <https://link.springer.com/content/pdf/10.1007/s10584-021-03149-2.pdf>

Stevanović, M., Popp, A., Lotze-Campen, H., Dietrich, J. P., Müller, C., Bonsch, M., ... & Weindl, I. (2016). The impact of high-end climate change on agricultural welfare. *Science advances*, 2(8), e1501452. <https://www.science.org/doi/pdf/10.1126/sciadv.1501452>

## Capítulo 4: Coste humano de las catástrofes naturales

Agencia Española de Meteorología, AEMET, (2024): “2023 un año extremadamente cálido y muy seco”.

Recuperado [https://www.aemet.es/es/noticias/2024/01/resumen\\_anual\\_2023](https://www.aemet.es/es/noticias/2024/01/resumen_anual_2023)

Agencia Española de Meteorología, AEMET, (2023):” Avance Climático Nacional de verano de 2023.

Recuperado [https://www.aemet.es/documentos/es/noticias/2023/avance\\_clima\\_verano\\_2023.pdf](https://www.aemet.es/documentos/es/noticias/2023/avance_clima_verano_2023.pdf)

Aon (2024): Climate and Catastrophe Insight. As climate change affects the frequency and intensity of global natural disasters, how can organizations identify trends to protect people and property?

Recuperado <https://www.aon.com/en/insights/reports/climate-and-catastrophe-report>

Aon España, Fundación (2023): Barómetro de las Catástrofes en España 2022, Madrid. p.40.

Recuperado [www.fundacionaon.es](http://www.fundacionaon.es)

Aon España, Fundación (2022) Barómetro de las Catástrofes en España 2021, Madrid. p.21.

Recuperado [www.fundacionaon.es](http://www.fundacionaon.es)

European climate and Health Observatory, (2024): “Indicators on climate change and health.”

Recuperado [Indicators on climate change and health \(europa.eu\)](https://indicators.euro.observatory.eu/)

Dauphiné, A.; Provitolo, D., (2013): Risques et catastrophes: observer, spatialiser, comprendre, gérer. Ed. Armand Colin, Paris, pp.128-129.

Instituto de Salud Carlos III, (2023): “Informe MoMo. Exceso de mortalidad por todas las causas atribuibles a excesos de temperatura en España.16 de Mayo a 30 de Septiembre 2023”, pp.5-6.

Recuperado [Informe\\_MoMo\\_verano\\_2023.pdf \(isciii.es\)](https://www.isciii.es/informe_momo_verano_2023.pdf)

Ministerio del Interior, (2021): Anuario Estadístico, pp. 455-456.

Recuperado <https://www.interior.gob.es/opencms/pdf/archivos-y-documentacion/documentacion-y-publicaciones/anuarios-y-estadisticas/anuarios-estadisticos-antecedentes/anuario-estadistico-de-2021/>

Ministerio del Interior (2024): “Informe de seguimiento de incendios forestales 2024”, 24 de Septiembre.

Recuperado <https://www.proteccioncivil.es/documents/20121/0/Informe%20de%20Seguimiento%20de%20IFF%2020230924.pdf/d9236875-d1a8-8984-8142-5484c7759be4>

Ministerio del Interior (2024): Anuario Estadístico 2023 Recuperado Ministerio del Interior | Anuario Estadístico de 2023

Ministerio del Interior (2023): Anuario Estadístico 2022

Recuperado [https://www.interior.gob.es/opencms/pdf/archivos-y-documentacion/documentacion-y-publicaciones/anuarios-y-estadisticas/anuarios-estadisticos-antteriores/anuario-estadistico-de-2022/Anuario\\_estadistico\\_2022\\_126150729\\_vf.pdf](https://www.interior.gob.es/opencms/pdf/archivos-y-documentacion/documentacion-y-publicaciones/anuarios-y-estadisticas/anuarios-estadisticos-antteriores/anuario-estadistico-de-2022/Anuario_estadistico_2022_126150729_vf.pdf)

Ministerio del Interior. Protección Civil, (2024): Datos “ad hoc” para el Barómetro de Catástrofes 2023.

UNISDR, Oficina de las Naciones Unidas para la Reducción del Riesgo de Desastres, (2009): Terminología sobre la reducción del riesgo de desastres, pp. 17-19.

Recuperado [https://www.unisdr.org/files/7817\\_UNISDRTerminologySpanish.pdf](https://www.unisdr.org/files/7817_UNISDRTerminologySpanish.pdf)

UNDRR, (antes UNISDR), Oficina de las Naciones Unidas para la Reducción del Riesgo de Desastres, (2019): Pérdidas económicas, pobreza y desastres, pp.17-29.

Recuperado <https://eird.org/americas/docs/perdidas-economicas-pobreza-y-desastres.pdf>

## Capítulo 6: La vulnerabilidad social frente a las catástrofes

Agencia Estatal de Meteorología (AEMET). (2021). Informe sobre el estado del clima de España 2021 Resumen ejecutivo.

[https://www.aemet.es/documentos/es/conocermas/recursos\\_en\\_linea/publicaciones\\_y\\_estudios/publicaciones/Informes\\_estado\\_clima/Resumen\\_ejecutivo\\_informe\\_clima\\_2021.pdf](https://www.aemet.es/documentos/es/conocermas/recursos_en_linea/publicaciones_y_estudios/publicaciones/Informes_estado_clima/Resumen_ejecutivo_informe_clima_2021.pdf)

Anderson, G. B., Bell, M. L., & Peng, R. D. (2013). Methods to Calculate the Heat Index as an Exposure Metric in Environmental Health Research. *Environmental Health Perspectives*, 121(10), 1111–1119. <https://doi.org/10.1289/ehp.1206273>

Arnfield, A.J. (2003). Two decades of urban climate research, a review of turbulence, exchanges of energy and water, and the urban heat island. *International Journal of Climatology* 23, 1-26.

Budd, G. M. (2008). Wet-bulb globe temperature (WBGT)—Its history and its limitations. *Journal of Science and Medicine in Sport*, 11(1), 20–32. <https://doi.org/10.1016/j.jsams.2007.07.003>

Cuadrat, J.M., Vicente-Serrano, S., Saz, M.A. (2015). Influence of different factors on relative air humidity in Zaragoza, Spain. *Frontiers in Earth Science*, 3 (10).

European Court of Human Rights (ECHR) 142 (2022). <https://www.klimasenioren.ch/wp-content/uploads/2022/05/Relinquishment-in-favor-of-the-Grand-Chamber-of-the-case-Verein-KlimaSeniorinnen-Schweiz-and-Others-v.-Switzerland.pdf>

Gómez, I. L., Sanz, C. D., & Cámara, A. L. (2022). Implementación de un nuevo modelo MoMo, para la estimación de excesos de mortalidad por todas las causas y atribuibles a temperatura. *Boletín Epidemiológico Semanal*, 30(6), Article 6.

IPCC (Inter-governmental Panel on Climate Change). (2001). J. McCarthy; O. Canziani; N. Leary; D. Dokken; and K. White (eds) In *Climate Change 2001: Impacts, Adaptation, and Vulnerability*. Cambridge University Press. Cambridge

Kim, Y.-M., Kim, S., Cheong, H.-K., & Kim, E.-H. (2011). Comparison of Temperature Indexes for the Impact Assessment of Heat Stress on Heat-Related Mortality. *Environmental Health and Toxicology*, 26, e2011009. <https://doi.org/10.5620/ehp.2011.26.e2011009>

López-Bueno, J. A., Linares, C., Díaz, J., Núñez-Peiró, M., Sánchez-Guevara, C., Sanz-Fernández, A., Gayoso-Heredia, M., Neila, F. J., Gómez-Muñoz, G., & Valero, I. (2020). Impacto a nivel municipal e inframunicipal de las olas de calor y frío sobre la salud de hombres y mujeres: La feminización de la pobreza en Madrid. *Revista de Salud Ambiental*, 20(2), Article 2.

Nabenishi, H., & Yamazaki, A. (2017). Effects of temperature–humidity index on health and growth performance in Japanese black calves. *Tropical Animal Health and Production*, 49(2), 397–402. <https://doi.org/10.1007/s11250-016-1207-2>

NASA Science Editorial (2022). <https://science.nasa.gov/earth/climate-change/too-hot-to-handle-how-climate-change-may-make-some-places-too-hot-to-live/>

NWS (National Weather Service). 2024. Meteorological Conversions and Calculations: Heat Index Calculator. Disponible en: <http://www.hpc.ncep.noaa.gov/html/heatindex.shtml>

Oke, T.R. (1995). The heat island of the urban boundary layer, characteristics, causes and effects. In Wind Climate in Cities. Cermak, J.E. et al. (eds.). KluwerAcademic Publ. Norwell Ma.

Schoen, C. (2005). A New Empirical Model of the Temperature–Humidity Index. <https://doi.org/10.1175/JAM2285.1>

Steadman, R. G. (1979). The assessment of sultriness. Part I: A temperature-humidity index based on human physiology and clothing science. *Journal of Applied Meteorology and Climatology*, 18(7), 861–873.

The Urban Climate Change Research Network (UCCRN). (2018). [https://www.c40.org/wp-content/uploads/2023/04/1789\\_Future\\_We\\_Dont\\_Want\\_Report\\_1.4\\_hi-res\\_120618.original-compressed.pdf](https://www.c40.org/wp-content/uploads/2023/04/1789_Future_We_Dont_Want_Report_1.4_hi-res_120618.original-compressed.pdf)



## Capítulo 7: Aplicaciones de Inteligencia Artificial para la prevención y respuesta de desastres

Abdalla, R., & Esmail, M. (2018). Artificial Intelligence and WebGIS for Disaster and Emergency Management. WebGIS for Disaster Management and Emergency Response. [https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-030-03828-1\\_6](https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-030-03828-1_6)

AI Automate. (2024). Ai Driven Emergency Evacuation Route Planning | AI/ML Development Solutions. <https://aimlprogramming.com/services/ai-driven-emergency-evacuation-route-planning/>

Antzoulatos, G., Kouloglou, I.-O., Bakratsas, M., Moumtzidou, A., Gialampoukidis, I., Karakostas, A., Lombardo, F., Fiorin, R., Norbiato, D., Ferri, M., Symeonidis, A., Vrochidis, S., & Kompatsiaris, I. (2022). Flood Hazard and Risk Mapping by Applying an Explainable Machine Learning Framework Using Satellite Imagery and GIS Data. *Sustainability*, 14(6), Article 6. <https://doi.org/10.3390/su14063251>

Bartoli, G., Fantacci, R., Gei, F., Marabissi, D., & Micciullo, L. (2015). A novel emergency management platform for smart public safety. *International Journal of Communication Systems*, 28(5), 928–943. <https://doi.org/10.1002/dac.2716>

Bee2Fire. (2024). Bee2FireDetection—Long Range Early Automatic Fire Detection. Bee2FireDetection. <http://www.bee2firedetection.com/es>

Besaleva, L., & Weaver, A. (2013). CrowdHelp: A crowdsourcing application for improving disaster management. *IEEE Global Humanitarian Technology Conference (GHTC)*. <https://ieeexplore.ieee.org/document/6713678>

Bunker, D., Levine, L., & Woody, C. (2015). Repertoires of collaboration for common operating pictures of disasters and extreme events. *Information Systems Frontiers*, 17(1), 51–65.

Burris, J., Shrestha, R., Gautam, B., & Bista, B. (2015). Machine learning for the activation of contraflows during hurricane evacuation. <https://ieeexplore.ieee.org/document/7343981>

Cadet, H., Rouquet, D., & Lescurier, A. (2023). SIGALE: An online early warning system for gravitational hazard (Savoie, France) (EGU23-7499). EGU23. Copernicus Meetings. <https://doi.org/10.5194/egusphere-egu23-7499>

Choubin, B., Borji, M., Mosavi, A., Sajedi-Hosseini, F., Singh, V. P., & Shamshirband, S. (2019). Snow avalanche hazard prediction using machine learning methods. *Journal of Hydrology*, 577, 123929. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2019.123929>

Dal Barco, M. K., Ferrario, D. M., Maraschini, M., Nguyen, N. D., Harris, R., Gottardo, S., Tosarin, E., Vascon, S., Torresan, S., & Critto, A. (2023). A Machine Learning approach to support multi-risk assessment and climate adaptation planning in the Veneto region (EGU23-8120). EGU23. Copernicus Meetings. <https://doi.org/10.5194/egusphere-egu23-8120>

Dal Barco, M. K., Maraschini, M., Ferrario, D. M., Nguyen, N. D., Torresan, S., Vascon, S., & Critto, A. (2024). A machine learning approach to evaluate coastal risks related to extreme weather events in the Veneto region (Italy). *International Journal of Disaster Risk Reduction*, 108, 104526. <https://doi.org/10.1016/j.ijdr.2024.104526>

Dekanová, M., Duchoň, F., Dekan, M., Kyzek, F., & Biskupič, M. (2018). Avalanche forecasting using neural network. 2018 ELEKTRO, 1–5. <https://doi.org/10.1109/ELEKTRO.2018.8398359>

Diaz, J., & Joseph, M. B. (2019). Predicting property damage from tornadoes with zero-inflated neural networks. *Weather and Climate Extremes*, 25, 100216. <https://doi.org/10.1016/j.wace.2019.100216>

Finkenstadt, D. J., Sotiriadis, J., Guinto, P., & Eapen, T. (2024). Contingency Scenario Planning using Generative AI (SSRN Scholarly Paper 4761318). <https://doi.org/10.2139/ssrn.4761318>

Foresti, G. L., Farinosi, M., & Vernier, M. (2015). Situational awareness in smart environments: Socio-mobile and sensor data fusion for emergency response to disasters. *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*, 6(2), 239–257. <https://doi.org/10.1007/s12652-014-0227-x>

Fu, X., Li, C., & Zhai, W. (2023). Using Natural Language Processing to Read Plans: A Study of 78 Resilience Plans From the 100 Resilient Cities Network. *Journal of the American Planning Association*, 89(1), 107–119. <https://doi.org/10.1080/01944363.2022.2038659>

Gauthier, F., Germain, D., & Héту, B. (2017). Logistic models as a forecasting tool for snow avalanches in a cold maritime climate: Northern Gaspésie, Québec, Canada. *Natural Hazards*, 89(1), 201–232. <https://doi.org/10.1007/s11069-017-2959-3>

Google. (2024). Flood Forecasting: AI for Information & Alerts - Google Research. Flood Forecasting: AI for Information & Alerts - Google Research. <https://sites.research.google/floodforecasting/>

GraphCast: AI model for faster and more accurate global weather forecasting. (2024, August 5). Google DeepMind. <https://deepmind.google/discover/blog/graphcast-ai-model-for-faster-and-more-accurate-global-weather-forecasting/>

Hochgraf, C., Nygate, J., Bazdresch, M., Indelicato, M., Johnson, W. P., & Reyes, R. E. (2018). Providing first responders with real-time status of cellular networks during a disaster. 2018 IEEE International Symposium on Technologies for Homeland Security (HST), 1–4. <https://doi.org/10.1109/THS.2018.8574145>

Intellicomm. (2024). APCO Intellicomm - Supported by IBM Watson Analytics. <https://apointellicomm.org/>

Kim, J. W., Sul, S. H., & Choi, J. B. (2018). Development of unmanned remote smart rescue platform applying Internet of Things technology. *International Journal of Distributed Sensor Networks*, 14(6), 1550147718784482. <https://doi.org/10.1177/1550147718784482>

Kim, J.-M., Yum, S.-G., Park, H., & Bae, J. (2022). Strategic framework for natural disaster risk mitigation using deep learning and cost-benefit analysis. *Natural Hazards and Earth System Sciences*, 22(6), 2131–2144. <https://doi.org/10.5194/nhess-22-2131-2022>

Li, W., Batty, M., & Goodchild, M. F. (2020). Real-time GIS for smart cities. *International Journal of Geographical Information Science*, 34(2), 311–324. <https://doi.org/10.1080/13658816.2019.1673397>

Lin, T.-H., & Liaw, D.-C. (2015). Development of an intelligent disaster information-integrated platform for radiation monitoring. *Natural Hazards: Journal of the International Society for the Prevention and Mitigation of Natural Hazards*, 76(3), 1711–1725.

Liu, H., Davidson, R. A., & Apanasovich, T. V. (2008). Spatial generalized linear mixed models of electric power outages due to hurricanes and ice storms. *Reliability Engineering and System Safety*, 93(6), 897–912.

Liz-López, H., Huertas-Tato, J., Pérez-Aracil, J., Casanova-Mateo, C., Sanz-Justo, J., & Camacho, D. (2024). Spain on fire: A novel wildfire risk assessment model based on image satellite processing and atmospheric information. *Knowledge-Based Systems*, 283, 111198. <https://doi.org/10.1016/j.knosys.2023.111198>

Mori, K., Yamane, A., Wada, T., Ohtsuki, K., & Okada, H. (2013). Development of Emergency Rescue Evacuation Support System (ERESS) in Panic-Type Disasters: Disaster Recognition Algorithm by Support Vector Machine. [https://www.jstage.jst.go.jp/article/transfun/E96.A/2/E96.A\\_649/\\_article](https://www.jstage.jst.go.jp/article/transfun/E96.A/2/E96.A_649/_article)

Moskowitz, H., Drnevich, P., Ersoy, O., Altinkemer, K., & Chaturvedi, A. (2011). Using Real-Time Decision Tools to Improve Distributed Decision-Making Capabilities in High-Magnitude Crisis Situations. *Decision Sciences*, 42(2), 477–493. <https://doi.org/10.1111/j.1540-5915.2011.00319.x>

Nateghi, R., Guikema, S., & Quiring, S. M. (2014). Power Outage Estimation for Tropical Cyclones: Improved Accuracy with Simpler Models. *Risk Analysis*, 34(6), 1069–1078. <https://doi.org/10.1111/risa.12131>

Nearing, G., Cohen, D., Dube, V., Gauch, M., Gilon, O., Harrigan, S., Hassidim, A., Klotz, D., Kratzert, F., Metzger, A., Nevo, S., Pappenberger, F., Prudhomme, C., Shalev, G., Shenzi, S., Tekalign, T. Y., Weitzner, D., & Matias, Y. (2024). Global prediction of extreme floods in ungauged watersheds. *Nature*, 627(8004), 559–563. <https://doi.org/10.1038/s41586-024-07145-1>

NOE. (2024). NOE - Gestor de Planes de Emergencia ante Inundaciones. Tesicnor. <https://www.tesicnor.com/noe-gestor-planes-emergencia-inundaciones/>

Noymanee, J., Nikitin, N. O., & Kalyuzhnaya, A. V. (2017). Urban Pluvial Flood Forecasting using Open Data with Machine Learning Techniques in Pattani Basin. *Procedia Computer Science*, 119, 288–297. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2017.11.187>

OroraTech. (2024). OroraTech. <https://ororatech.com/>

Pedra, M. P., Hernantes, J., Casals, L., & Labaka, L. (2024). Windstorm Economic Impacts on the Spanish Resilience: A Machine Learning Real-Data Approach. *Conference of the Spanish Association for Artificial Intelligence, CAEPIA*.

Rahman, R., & Hasan, S. (2018). Short-Term Traffic Speed Prediction for Freeways During Hurricane Evacuation: A Deep Learning Approach. 2018 21st International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC), 1291–1296. <https://doi.org/10.1109/ITSC.2018.8569443>

Rasouli, M. R. (2019). Intelligent process-aware information systems to support agility in disaster relief operations: A survey of emerging approaches. *International Journal of Production Research*, 57(6), 1857–1872.

Reed, D. A. (2008). Electric utility distribution analysis for extreme winds. *Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics*, 96, 123–140. <https://doi.org/10.1016/j.jweia.2007.04.002>

Sakaki, T., Okazaki, M., & Matsuo, Y. (2013). Tweet Analysis for Real-Time Event Detection and Earthquake Reporting System Development. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 25(4), 919–931. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*. <https://doi.org/10.1109/TKDE.2012.29>

Sankaranarayanan, S., Prabhakar, M., Satish, S., Jain, P., Ramprasad, A., & Krishnan, A. (2019). Flood prediction based on weather parameters using deep learning. *Journal of Water and Climate Change*, 11(4), 1766–1783. <https://doi.org/10.2166/wcc.2019.321>

Sharma, S., Kar, A. K., Gupta, M. P., Dwivedi, Y. K., & Janssen, M. (2022). Digital citizen empowerment: A systematic literature review of theories and development models. *Information Technology for Development*, 28(4), 660–687. <https://doi.org/10.1080/02681102.2022.2046533>

Sun, Y., & Li, S. (2016). Real-time collaborative GIS: A technological review. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 115, 143–152. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2015.09.011>

Tucker, I., Gil-Garcia, J. R., & Sayogo, D. S. (2017). Collaborative Data Analytics for Emergency Response: Identifying Key Factors and Proposing a Preliminary Framework. *Proceedings of the 10th International Conference on Theory and Practice of Electronic Governance*, 508–515. <https://doi.org/10.1145/3047273.3047379>

Wang, Z., Lam, N. S. N., Obradovich, N., & Ye, X. (2019). Are vulnerable communities digitally left behind in social responses to natural disasters? An evidence from Hurricane Sandy with Twitter data. *Applied Geography*, 108, 1–8. <https://doi.org/10.1016/j.apgeog.2019.05.001>

Wanik, D., Anagnostou, E., Hartman, B., Frediani, M., & Astitha, M. (2015). Storm outage modeling for an electric distribution network in Northeastern USA. *Natural Hazards: Journal of the International Society for the Prevention and Mitigation of Natural Hazards*, 79(2), 1359–1384.

Wu, Q., Xu, H., & Pang, W. (2008). GIS and ANN coupling model: An innovative approach to evaluate vulnerability of karst water inrush in coalmines of north China. *Environmental Geology*, 54(5), 937–943. <https://doi.org/10.1007/s00254-007-0887-3>

xView2. (2024). xView2. <https://xview2.org/>

Yang, T., Xie, J., Li, G., Mou, N., Li, Z., Tian, C., & Zhao, J. (2019). Social Media Big Data Mining and Spatio-Temporal Analysis on Public Emotions for Disaster Mitigation. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 8(1), Article 1. <https://doi.org/10.3390/ijgi8010029>

Yang, Y., Lu, W., Domack, J., Li, T., Chen, S.-C., Luis, S., & Navlakha, J. K. (2012). MADIS: A Multimedia-Aided Disaster information Integration System for emergency management. 8th

International Conference on Collaborative Computing: Networking, Applications and Worksharing (CollaborateCom), 233–241. <https://doi.org/10.4108/icst.collaboratecom.2012.250525>

Yilmaz, I. (2010). Comparison of landslide susceptibility mapping methodologies for Koyulhisar, Turkey: Conditional probability, logistic regression, artificial neural networks, and support vector machine. *Environmental Earth Sciences*, 61(4), 821–836. <https://doi.org/10.1007/s12665-009-0394-9>

Yoon, D. K., & Jeong, S. (2016). Assessment of Community Vulnerability to Natural Disasters in Korea by Using GIS and Machine Learning Techniques. In E. Kim & B. H. S. Kim (Eds.), *Quantitative Regional Economic and Environmental Analysis for Sustainability in Korea* (pp. 123–140). Springer. [https://doi.org/10.1007/978-981-10-0300-4\\_7](https://doi.org/10.1007/978-981-10-0300-4_7)

Yousefi, S., Pourghasemi, H. R., Emami, S. N., Pouyan, S., Eskandari, S., & Tiefenbacher, J. P. (2020). A machine learning framework for multi-hazards modeling and mapping in a mountainous area. *Scientific Reports*, 10(1), Article 1. <https://doi.org/10.1038/s41598-020-69233-2>

## Capítulo 8: Estudio del impacto de las catástrofes naturales en el patrimonio histórico español

Ayuntamiento de Candelaria, (2024). Catálogo de bienes culturales. Recuperado [Bienes de Interés Cultural \(B.I.C\) – Candelaria](#)

Ayuntamientos de Córdoba, (2024): Área de responsabilidad Patrimonial. Solicitud de información “ad hoc” por los daños ocasionados por la tempestad ciclónica atípica (TCA) de octubre 2023.

Ayuntamiento de Marchena, (2024): Área de responsabilidad Patrimonial. Solicitud de información “ad hoc” por los daños ocasionados por la tempestad ciclónica atípica (TCA) de octubre 2023.

Ayuntamientos de Sevilla, (2024): Área de Parques y Jardines. Solicitud de información “ad hoc” por los daños ocasionados por la tempestad ciclónica atípica (TCA) de octubre 2023.

Bouchon S., (2011): L`identification des infrastructures critiques: réflexion à partir de l`exemple européen. These Doctoral. Université Paris Ouest Nanterre La Defense, Paris, pp. 43-45.

Cabildo de Gran Canaria, (2024): Inventario Patrimonio Histórico. Recuperado <http://www.grancanariapatrimonio.com/busca-el-patrimonio>

Comisión Europea, (2022): Reforzar la resiliencia del patrimonio cultural ante el cambio climático. Donde el pacto verde europeo se cruza con el patrimonio cultural.

Recuperado <https://op.europa.eu/en/publication-detail/-/publication/4bfcf605-2741-11ed-8fa0-01aa75ed71a1/language-en>

Comunidad Valenciana, (2023): Inventario General del Patrimonio Cultural valencianos. Bienes de Interés Cultural. Recuperado <https://cultura.gva.es/es/web/patrimonio-cultural-y-museos/brl>

Consell de Mallorca, (2024): Consorcio Serra de Tramuntana. Solicitud de Información “ad hoc” sobre actuaciones subvencionables. Recuperado Consorcio - serradetramuntana

Consorcio Compensación de Seguros, (2024): “Nota informativa”. [https://www.conorseguros.es/noticias/-/asset\\_publisher/ya2OdYGbjgX/content/nota-informativa-sobre-las-tempestades-denominadas-aline-bernard-ciaran-y-domingos-acaecidas-en-octubre-y-noviembre-de-2023](https://www.conorseguros.es/noticias/-/asset_publisher/ya2OdYGbjgX/content/nota-informativa-sobre-las-tempestades-denominadas-aline-bernard-ciaran-y-domingos-acaecidas-en-octubre-y-noviembre-de-2023)

Fundación Aon España, (2023): Barómetro de las Catástrofes en España 2022, p.78, Madrid, ISBN 978-84-09-55315-0

Gobierno de Castilla-La Mancha, (2024): Catálogo del Patrimonio Cultural de Castilla-La Mancha, Recuperado <https://cultura.castillalamancha.es/patrimonio/catalogo-patrimonio-cultural>

Gobierno de España, (2024): Plan de Recuperación, Transformación y Resiliencia. Recuperado Plan de Recuperación, Transformación y Resiliencia Gobierno de España ([planderecuperacion.gob.es](http://planderecuperacion.gob.es))

Gobierno de Canarias, (2024): Parque Nacional del Teide. Recuperado <https://www.gobiernodecanarias.org/parquesnacionales/teide/es/infoespec/fichatecnicadelparque/>

ICCOMOS, (1981): "Jardines Históricos. Carta de Florencia". Recuperado Carta de Florencia.doc (icomos.org)

ICCROM, (2010): Managing Disaster Risks for World Heritage. Published by the United Nations Educational, Scientific and Cultural Organization. Recuperado World Heritage Centre - Managing Disaster Risks for World Heritage (unesco.org) 003\_stovel\_preparacion\_riesgo\_spa\_85751\_light.pdf (iccrom.org)

ICCROM, (2022): A story of change 2. Published by the International Centre for the Study of the Preservation and Restoration of Cultural Property ICCROM. Recuperado <https://www.iccrom.org/publication/story-change-2>

ICCROM; Institut Canadien de Conservation, (Gouvernement du Canada), (2016): La méthode ABC pour appliquer la gestion des risques à la préservation des biens culturels. Recuperado risk\_Manual\_2016-fra.pdf (canada.ca)

Junta de Andalucía, (2024): Catálogo general del Patrimonio Histórico Andaluz. Recuperado Catálogo General del Patrimonio Histórico Andaluz - Junta de Andalucía (juntadeandalucia.es)

Junta de Castilla y León, (2024): Catálogo Bienes Protegidos. Recuperado Bienes Inmuebles de Interés Cultural|Junta de Castilla y León (jcy.l.es)

Junta de Extremadura, (2024): Inventario del Patrimonio Histórico y Cultural de Extremadura. Recuperado

<https://www.nuevoportal.com/andando/pueblos/extrema/caceres/pinofranqueado.html#molino>

Ministerio de Educación, Cultura y Deporte, (2015): Plan Nacional de Emergencias y gestión de riesgos en el Patrimonio Cultural. Recuperado Plan Nacional de Emergencias y Gestión de Riesgos en Patrimonio Cultural - IPCE Instituto... | Ministerio de Cultura

Ministerio de Cultura y Deporte, (2023): Anuario de Estadísticas culturales 2023 Recuperado Anuario de Estadísticas Culturales 2023

Ministerio de Cultura y Deporte, (2024): "El Consejo de Ministros aprueba una ampliación de las obras de emergencia en las Murallas de Ciudad Rodrigo". Recuperado <https://www.cultura.gob.es/>

Ministerio para la Transición Ecológica y Reto Demográfico, (2024): Parques Nacionales. Recuperado <https://www.miteco.gob.es/es/parques-nacionales-oapn/red-parques-nacionales/parques-nacionales/taburiente/valores-culturales.html>

Ministerio para la Transición Ecológica y Reto Demográfico, (2024): Recuperado [https://www.miteco.gob.es/content/dam/miteco/es/parques-nacionales-oapn/red-parques-nacionales/programa-investigacion/5-estudiosobreeelpatrimonio107-129\\_tcm30-445425.pdf](https://www.miteco.gob.es/content/dam/miteco/es/parques-nacionales-oapn/red-parques-nacionales/programa-investigacion/5-estudiosobreeelpatrimonio107-129_tcm30-445425.pdf)

Ministerio para la Transición Ecológica y Reto Demográfico, (2024): Recuperado <https://www.miteco.gob.es/es/parques-nacionales-oapn/red-parques-nacionales/parques-nacionales.html>

Organismo Autónomo de Parques Nacionales. Ministerio de Transición Ecológica y Reto Demográfico, (2024): “Valores culturales de los Parques Nacionales”. Información “ad hoc” solicitada, Marzo.

Patronato de la Alhambra y Generalife, (2024): Solicitud de información “ad hoc” por los daños ocasionados por la tempestad ciclónica atípica (TCA) de octubre 2023.

Patronato de los Reales Alcázares de Sevilla, (2024): Solicitud de información “ad hoc” por los daños ocasionados por la tempestad ciclónica atípica (TCA) de octubre 2023.

Principado de Asturias, (2024): Catálogo de Bienes de Interés Cultural. Recuperado <https://www.asturias.es/documents/217090/2538140/Listado-de-bienes-de-interes-cultural-de-asturias.pdf/a84a310c-f0c3-fdf9-9d44-c01f673c707b?t=1711545774297>

UNESCO, (2007): Listado del Patrimonio Mundial. Parque Nacional del Teide Recuperado Centro del Patrimonio Mundial - ([unesco.org](https://unesco.org))

UNESCO, (2011): Listado del Patrimonio Mundial. El Paisaje Cultural de la Serra Tramuntana. Recuperado Centro del Patrimonio Mundial - ([unesco.org](https://unesco.org))

Xunta de Galicia, (2024): Inventario Patrimonio Cultural. Recuperado [https://www.turismo.gal/localizador-de-recursos/-/sit/que-visitar/patrimonio-cultural/baleira?langId=es\\_ES](https://www.turismo.gal/localizador-de-recursos/-/sit/que-visitar/patrimonio-cultural/baleira?langId=es_ES)



# Anexos

## Anexo Capítulo 2: Impacto sobre el tejido productivo y el empleo

### Introducción

Este anexo pretende replicar el extenso ejercicio de estimación del impacto sobre el tejido productivo y el empleo, computado en el capítulo 2 de este Barómetro, y que se lleva realizando desde su primera edición. Como ya se resaltó, este análisis es complejo debido al impacto heterogéneo que un evento catastrófico tiene sobre la actividad económica. Los datos y metodología, junto con los necesarios supuestos, se comentan a continuación.

### Datos

Los análisis realizados en este capítulo reposan sobre dos fuentes de datos principales:

- Agroseguro: ofrece al sector agrario una cobertura técnica y financieramente viable frente a los daños causados en las producciones por riesgos imprevisibles no controlables y de consecuencias catastróficas. El seguro agrario tiene carácter voluntario y los productores pueden solicitar subvenciones públicas para el pago de la prima. De esta fuente se han utilizado datos del volumen de indemnizaciones abonadas en 2023 por pedrisco, heladas, lluvia, viento, inundaciones, golpes de calor, mal cuajado y sequía.
- Consortio de Compensación de Seguros: entidad pública empresarial que tiene como objetivo indemnizar las pérdidas aseguradas derivadas de determinados acontecimientos extraordinarios acaecidos en España, entre otros, como consecuencia de catástrofes naturales. De esta fuente se han utilizado las indemnizaciones (tanto por daños en bienes como pérdidas pecuniarias) abonadas en 2023 por erupciones volcánicas, embates de mar, inundaciones extraordinarias, terremotos y tempestades ciclónicas atípicas.

### Metodología

#### **Consideraciones sobre el PIB**

A la hora de abordar las consecuencias de las catástrofes naturales desde un punto de vista económico, conviene mencionar las limitaciones que presenta la contabilidad nacional para recoger los efectos de este tipo de eventos.

En efecto, el PIB, principal indicador del nivel de actividad económica, mide el valor de los bienes y servicios producidos en un determinado lugar durante un determinado periodo de tiempo, en general, en un país durante un año. Nótese que nos referimos al valor de la producción de los nuevos bienes y servicios en ese año (flujo), no al valor de los bienes y servicios que ya existían en la economía (stock). Esta distinción, aunque pueda parecer pequeña, resulta fundamental para entender las limitaciones de la contabilidad nacional a la hora de cuantificar las consecuencias de los desastres naturales.

En efecto, los terremotos, volcanes o inundaciones afectan en mayor medida al stock de bienes de la economía: destrucción de vehículos, de viviendas, de infraestructuras, de locales comerciales, etc. Sin embargo, el PIB no es capaz de recoger el impacto negativo derivado de esa destrucción de capital físico, dado que solo recoge el valor de los nuevos flujos. Es más, se da la paradoja de que, atendiendo a esta definición, las catástrofes naturales podrían llegar a tener un impacto positivo en términos de PIB, en tanto que las actividades de reconstrucción tras la catástrofe estimularían la demanda del sector de la construcción, la ingeniería, la limpieza o la venta de nuevos bienes para suplir a aquellos destruidos.

No obstante, las catástrofes naturales también pueden afectar a la capacidad de la economía para producir nuevos bienes y servicios. Las heladas pueden destruir cultivos, impidiendo a los agricultores obtener ingresos por la venta de sus productos; las inundaciones pueden anegar locales comerciales, reduciendo los ingresos de los comerciantes; los terremotos pueden destruir fábricas, deteniendo la producción industrial. Por lo tanto, las catástrofes naturales tendrían consecuencias directamente medibles a través del PIB, puesto que afectarían a la producción de nuevos bienes y servicios.

Además, mientras que los efectos indirectos de la destrucción de bienes afectarían positivamente al PIB (construcción, limpieza, venta de vehículos), los efectos indirectos de la contracción de la producción impactarían negativamente sobre el PIB. En efecto, si una inundación provoca el cierre de un restaurante durante un cierto periodo de tiempo, los propietarios de ese restaurante no solo dejarán de vender comida a sus clientes (y por tanto de obtener ingresos, lo que afecta al PIB de manera directa), sino que dejarán de comprar materias primas, dejarán de requerir los servicios de limpieza, de luz, de seguridad, de logística, afectando de manera indirecta a otras empresas de su cadena de valor.

Por otro lado, si un terremoto destruye una fábrica, no solo afecta a los fabricantes (que dejan de producir) sino que detiene el suministro de materiales (máquinas, componentes, etc.) a otras industrias o servicios, que tendrán dificultades para continuar con su actividad fruto de la ausencia de estos insumos intermedios. Todo ello pone de manifiesto que las catástrofes naturales pueden generar consecuencias indirectas sobre otras empresas ubicadas a gran distancia del evento.

Hasta ahora se ha subrayado el efecto directo o indirecto que las catástrofes naturales pueden generar sobre la economía, ya sea en términos de bienes como de rentas. No obstante, el cese de la actividad económica, en especial cuando se alarga en el tiempo, puede traducirse en la destrucción de puestos de trabajo. La sequía en los campos cerealistas de la meseta ha hecho que muchos agricultores vean acortada o directamente anulada su campaña de recogida, lo que se refleja directamente en una menor contratación en provincias como Burgos, impactando en el resto de las empresas de la zona. Son este tipo de efectos los que se pretenden cuantificar con la metodología propuesta.

## **Análisis Input-Output para el impacto sobre los flujos**

Para la estimación del impacto directo e indirecto de las catástrofes naturales en España sobre el PIB y el empleo se ha utilizado la metodología Input-Output, desarrollada por el economista ruso Wassily Leontief (Premio Nobel de Economía en 1973). Esta técnica, frecuentemente empleada en este tipo de análisis, reposa en la modelización de las relaciones intersectoriales de las distintas ramas de la economía. En concreto, las tablas Input-Output permiten conocer para cada sector, cuántos insumos necesita de otros sectores para producir cada unidad de producto (arrastre hacia atrás), y qué proporción de sus ventas se destina a abastecer a otras empresas (demanda intermedia) o a los consumidores finales (demanda final). En España, es el Instituto Nacional de Estadística (INE) el organismo encargado de proveer esta información.

Las tablas Input-Output permiten conocer la forma en la que un shock exógeno (como una catástrofe natural) se filtra por toda la economía a través de las relaciones intersectoriales entre la actividad directamente afectada y el resto de los sectores de su cadena de valor. En este sentido, y partiendo de los datos suministrados por Agroseguro y el Consorcio de Compensación de Seguros, se ha simulado el impacto del conjunto de catástrofes naturales en 2023 en nuestro país. Dicha estimación se ha realizado únicamente utilizando como impacto directo la contracción de la facturación de las empresas directamente afectadas (variable flujo), dejando de lado el impacto en bienes, ya que, como se ha mencionado anteriormente, su análisis resulta incompatible con el PIB.

## **Grado de aseguramiento industrial y comercial en España**

La información suministrada por Agroseguro y el Consorcio de Compensación de Seguros cubre el valor de las indemnizaciones abonadas en 2023 por determinados sucesos naturales, únicamente a aquellas empresas que estuvieran aseguradas. No obstante, no todas las empresas españolas tienen contratada una póliza de seguro, por lo que el uso bruto de la información de Agroseguro y del CCS podría estar infraestimando el coste real de las catástrofes naturales sobre las empresas españolas.

En este capítulo se ha trabajado en un escenario bajo el que únicamente están aseguradas el 50% de las empresas del sector agrícola y el 40% del resto de la economía, referencias empleadas en el informe *El coste de las catástrofes naturales en España (2016 -2020)*.

Más allá del número de empresas cubiertas, otro aspecto relevante es, dentro de las aseguradas, el volumen de capital (o rentas) que tienen asegurado ante este tipo de eventos. Utilizando los datos del Consorcio de Compensación de Seguros, se observa que todas aquellas empresas indemnizadas por lucro cesante (pérdidas pecuniarias ligadas a la imposibilidad de continuar con su actividad) fueron indemnizadas con una cuantía estrictamente inferior a su capital asegurado. De esta información se deduce que, dentro de las aseguradas, ninguna empresa tuvo una menor compensación respecto a sus pérdidas reales por haber sobrepasado el umbral de aseguramiento.

## Anexo Capítulo 7: Aplicaciones de Inteligencia Artificial para la prevención y respuesta de desastres

	Herramienta / Trabajo	Objetivo	Datos	Método de análisis	Resultado	Ámbito de aplicación
Mitigación	INTELLIGENT multi-risk	Evaluación del riesgo de fenómenos meteorológicos extremos	Variables de tiempo, ubicación y meteorológicas	Support Vector Machine, Random Forest y Multi-Layer Perceptron	Identificar cuáles son los municipios costeros que están más expuestos a eventos multi-amenaza	Región de Véneto, Italia
	Google GraphCast	Identificar tormentas y eventos extremos futuros	Datos meteorológicos	Redes neuronales gráficas	Predicción meteorológica precisa y rápida a nivel global	Centro Europeo de Previsiones Meteorológicas a Medio Plazo (ECMWF)
	Flood forecasting	Anticipar posibles inundaciones	Datos meteorológicos y datos geológicos y geofísicos	Redes neuronales recurrentes (RNN) - Long short term memory	Identificar áreas que pueden ser inundadas 7 días antes	En más de 80 países dando servicio a 460 millones de habitantes
	Bee2Fire	Prevenir desastres ecológicos y evaluar su impacto	Imágenes de satélite sobre el terreno, temperatura, humedad relativa del aire y la dirección del viento	Red neuronal Residual (ResNet)	Detección de incendios y estimación de la propagación del fuego sobre el terreno	Empresas de Brasil y Portugal
	Wildfire Assessment Model	Anticipar el impacto económico y ecológico de los incendios forestales	Datos medioambientales, atmosféricos y de incendios forestales sobre 597 eventos	Redes convolucionales con un entrenamiento previo con modelos no supervisados sobre variables atmosféricas	Mapa de evaluación de los recursos disponibles esperados	Las regiones de Castilla y León y Andalucía
	(Pedra et al., 2024)	Estimar el nivel de pérdidas económicas de una	Datos meteorológicos, datos de	Random Forest	Clasificación del nivel de pérdidas económicas de una	Caso de estudio en España

		provincia a raíz de un temporal de viento	indemnizaciones, datos socio-económicos		provincia en base a la magnitud del temporal de viento	
	Fu et al. (2023)	Identificar estrategias y acciones para la gestión de desastres en base a las características de la ciudad	Planes de resiliencia de 78 ciudades	Procesamiento de Lenguaje Natural	Identifica y prioriza las acciones y estrategias más apropiadas para la ciudad estudiada	78 ciudades de la Red de 100 Ciudades Resilientes
	Finkenstadt et al. (2024)	Mejorar las políticas y estrategias de contingencia en las empresas	Base de datos de ChatGPT 4	LLM - ChatGPT 4	La herramienta proporciona las estrategias que se deben adoptar para mejorar su nivel de contingencia	Empresa de producción del sector del automóvil
Preparación	SIGALE	Sistema de alerta temprana de desprendimientos de tierras y rocas en la red de infraestructuras viarias de Savoie	datos de precipitaciones y temperaturas de los 863 deslizamientos y 481 desprendimientos de rocas ocurridos entre 2008 y 2020	Modelos de aprendizaje automático	Predecir desprendimientos de tierras y rocas en la red de infraestructuras viarias de Savoie	Estado Francés de Savoie
	Sankaranarayanan et al., 2019	Sistema de predicción temprana de inundaciones	La temperatura y la intensidad de las precipitaciones	Redes neuronales profundas	Predecir inundaciones en la región analizada	India
	ORORA Technologies	Detección precoz y monitorización de incendios forestales, además de análisis de daños	Imágenes de más de 20 satélites	Redes Neuronales	Seguimiento de incendios en directo: la propagación del fuego y la superficie quemada	Organismos nacionales y empresas de todo el mundo, como Wildlife Conservation Society, Green Triangle Fire Alliance, Paper Company Klabin y Forest Investment

Respuesta						Company TTG Brasil.
	Plataforma NOE	Proporcionar alertas tempranas sobre el riesgo inminente de inundaciones	Datos sobre el caudal de los ríos recogidos a través de sensores, precipitaciones acumuladas y la temperatura	Redes neuronales de memoria de corto-largo plazo	Prever eventos de inundación, automatizar las acciones a implementar y realizar simulaciones que permitan evaluar los recursos y las acciones que se tienen que llevar a cabo	Comunidad Autónoma de Navarra
	AI Automate, 2024	Determinar las rutas de evacuación más seguras y eficientes	Información sobre el lugar: datos geoespaciales, tipo de emergencia y rutas de evacuación	Modelos de Inteligencia Artificial	Proporciona información precisa y actualizada sobre las rutas de evacuación	Aplicación en diversos entornos, como edificios de oficinas, escuelas, hospitales y centros comerciales
	xView2	Identificar daños en edificios e infraestructuras en la zona de la catástrofe y clasificar su gravedad en horas o minutos	Imágenes de satélites	Red neuronal Residual (ResNet)	Mapa resaltando los edificios y las infraestructuras que han sido dañadas y clasificandolas por su gravedad	Se utilizó en el terremoto de Turquía en 2023
	APCO IntelliComm	Gestionar gran volumen de llamadas de socorro y filtrar la información más relevante	Mensajes de voz recogidos a través de llamadas al servicio de socorro	Procesamiento de Lenguaje Natural	Convierte la información de voz recogida en la llamada a texto y después proporciona la información más relevante	Implementado en distintas regiones administrativas de todo el mundo
	Crowdhelp	Evaluar en tiempo real la situación de los pacientes afectados en un desastre para asignar mejor los recursos de primeros auxilios requeridos	Crowdsourcing data, mobile electronic triage a través de una app	Técnicas de clustering	Agrupaciones de víctimas en base a la urgencia médica, la proximidad física al evento peligroso y la localización geográfica respecto a las víctimas	Todavía está en fase de testeo en EEUU

MADIS	Integra y analiza imágenes e informes (información multimedia) sobre la situación del desastre	Imágenes recogidas durante desastres, informes de situación, y feedback de diferentes usuarios	Análisis múltiple de Correspondencia, Clasificación jerárquica, Modelos de Markov	En cada desastre agrupa las imágenes recogidas en el desastre o lo clasifica en base a los impactos recogidos en los informes de situación.	Desarrollado por la Universidad Internacional de Florida y en fase de testeo
Yang et al. (2019)	Extraer información emocional detallada de las redes sociales tras un terremoto	Publicaciones en redes sociales de las zonas afectadas e información geográfica (localidad, densidad de la población, y puntos de interés)	Procesamiento de Lenguaje Natural, Redes Neuronales Convolucionales	Mapa que muestra las emociones de la población evacuada en las horas posteriores al terremoto	China