

SEIR-XAI: INFERENCIA EXPLICABLE DE LA TRANSMISIÓN EPIDÉMICA PARA ANÁLISIS DE ESCENARIOS Y APOYO A DECISIONES

SEIR-XAI: EXPLAINABLE INFERENCE OF EPIDEMIC TRANSMISSION FOR SCENARIO ANALYSIS AND DECISION SUPPORT

Marco HERNÁNDEZ PÉREZ¹, Pablo-Enrique GUILLEM FERNÁNDEZ² y Javier PRIETO³

¹ *Universidad de Salamanca. Salamanca, Castilla y León, España*

✉ marcohper@usal.es

🌐 <https://orcid.org/0000-0002-6381-5149>

² *Universidad de Salamanca. Salamanca, Castilla y León, España*

✉ pabloe.guifer@usal.es

🌐 <https://orcid.org/0009-0001-5328-7661>

³ *Universidad de Salamanca. Salamanca, Castilla y León, España*

✉ javierp@usal.es

🌐 <https://orcid.org/0000-0001-8175-2201>

RESUMEN: Los modelos epidemiológicos clásicos SEIR ofrecen interpretabilidad, pero presentan una flexibilidad limitada para capturar factores contextuales dinámicos, mientras que los enfoques de aprendizaje automático suelen carecer de transparencia. Presentamos SEIR-XAI, un marco híbrido que integra un modelo SEIR en tiempo discreto con aprendizaje automático explicable para inferir la tasa de transmisión efectiva β como una variable dependiente del contexto. Mediante modelos interpretables y explicaciones basadas en SHAP, SEIR-XAI permite un análisis tanto global como local de cómo las intervenciones políticas y los factores ambientales influyen en la dinámica de transmisión. La evaluación con datos de COVID-19 muestra una mejora en el ajuste del modelo en comparación con un modelo SEIR base, manteniendo al mismo tiempo la interpretabilidad. Los resultados ponen de relieve que una modelización epidémica eficaz no debe centrarse únicamente en la precisión predictiva, sino también en proporcionar información transparente y accionable para el apoyo a la toma de decisiones.

Palabras clave: modelización epidemiológica; SEIR; inteligencia artificial explicable; apoyo a la toma de decisiones.

ABSTRACT: Classical SEIR epidemiological models offer interpretability but limited flexibility to capture dynamic contextual factors, while machine learning approaches often lack transparency. We present SEIR-XAI, a hybrid framework that integrates a discrete-time SEIR model with explainable machine learning to infer the effective transmission rate β as a context-dependent variable. Using interpretable models and SHAP-based explanations, SEIR-XAI enables both global and local analysis of how policy interventions and environmental factors influence transmission dynamics. Evaluation on COVID-19 data shows improved model fit compared to a baseline SEIR model while preserving interpretability. The results highlight that effective epidemic modeling should not only aim at predictive accuracy, but also at providing transparent and actionable insights for decision support.

Keywords: epidemiological modeling; SEIR; explainable AI; decision support.

1. INTRODUCCIÓN Y MOTIVACIÓN

Los modelos compartimentales de tipo SIR y SEIR han sido durante décadas la base de la modelización epidemiológica, gracias a su formulación mecanicista y a la interpretación directa de sus parámetros [1]. Sin embargo, su aplicación a escenarios reales complejos se ve limitada por supuestos de homogeneidad y por la dificultad de incorporar factores contextuales dinámicos, como políticas públicas o cambios de comportamiento [2]. Durante la pandemia de COVID-19, estas limitaciones impulsaron el uso de enfoques basados en aprendizaje automático, que mejoran el ajuste a datos observados, pero introducen problemas de interpretabilidad y confianza, especialmente relevantes en contextos de decisión de alto impacto [3]. En este trabajo se parte de la hipótesis de que es posible reforzar los modelos epidemiológicos clásicos sin renunciar a su interpretabilidad, mediante la inferencia dinámica y explicable de parámetros clave.

Presentamos *SEIR-XAI*, un sistema que mantiene la estructura compartimental SEIR e introduce una estimación explicable y dependiente del contexto de la tasa de transmisión β . El objetivo no es sustituir el modelo epidemiológico, sino mejorar su capacidad para informar decisiones mediante explicaciones transparentes y cuantificables.

2. MARCO METODOLÓGICO: MODELO SEIR-XAI

El núcleo del sistema es un modelo SEIR formulado en tiempo discreto, adecuado para trabajar con datos epidemiológicos diarios o semanales. La dinámica del sistema se describe mediante los compartimentos Susceptible (S), Expuesto (E), Infectado (I) y Recuperado (R), parametrizados por la tasa de transmisión β , el periodo de incubación y el periodo infeccioso. A diferencia de enfoques clásicos que asumen β constante, en SEIR-XAI este parámetro se considera dinámico y dependiente del contexto, permitiendo capturar cambios en la transmisión asociados a intervenciones no farmacológicas y condiciones externas sin modificar la estructura del modelo [4].

2.1. INFERENCIA DINÁMICA Y EXPLICABLE DE β

La estimación de β se plantea como un problema de regresión supervisada utilizando ventanas temporales deslizantes. Para cada ventana, β se infiere a partir de variables contextuales observadas, que incluyen indicadores de políticas públicas (índice de dureza gubernamental, cierre de escuelas y confinamiento), factores ambientales y contexto temporal. Se emplea un ensamble de modelos explicables, combinando modelos aditivos generalizados y Gradient Boosting. La interpretabilidad se garantiza mediante SHAP [5], que permite descomponer cada estimación de β en contribuciones individuales de las variables de entrada.

3. RESULTADOS Y ANÁLISIS EXPLICABLE

El rendimiento de SEIR-XAI se comparó con un modelo SEIR basal adaptativo utilizando métricas estándar de ajuste (Tabla 1).

Tabla 1. Comparación de rendimiento entre modelos

Modelo	R ²	MAE	RMSE
SEIR basal adaptativo	0.42	0.118	0.156
SEIR-XAI	0.74	0.061	0.083

SEIR-XAI muestra una mejora clara en todas las métricas, evidenciando que la inferencia dinámica de β permite reproducir de forma más precisa la dinámica epidémica observada.

El análisis de importancia global basado en valores SHAP indica que las variables asociadas a intervenciones no farmacológicas explican la mayor parte de la variabilidad de β . El índice de dureza gubernamental con un retardo de 14 días presenta la mayor contribución media absoluta ($|\text{SHAP}| \approx 0.087$), seguido por el cierre de escuelas ($|\text{SHAP}| \approx 0.021$) y las órdenes de confinamiento ($|\text{SHAP}| \approx 0.011$). La temperatura muestra una contribución menor, pero consistente ($|\text{SHAP}| \approx 0.009$), mientras que el resto de variables presentan impacto marginal.

Las explicaciones locales permiten descomponer estimaciones individuales de β en contribuciones de las variables de entrada. En determinadas ventanas temporales, incrementos en la dureza gubernamental se asocian a contribuciones positivas a β , reflejando la dinámica temporal entre la implementación de medidas y la transmisión observada. La evolución temporal de β estimada por SEIR-XAI reproduce de forma coherente las distintas fases de la pandemia y presenta una mayor concordancia con los valores observados que el modelo SEIR basal adaptativo, consistente con la mejora observada en las métricas de ajuste.

4. DISCUSIÓN Y CONCLUSIONES

SEIR-XAI constituye una alternativa intermedia entre los modelos epidemiológicos clásicos y los enfoques de aprendizaje automático opacos. Frente al SEIR clásico, permite incorporar contexto dinámico sin alterar la estructura compartimental; frente a modelos de caja negra, proporciona explicaciones trazables tanto a nivel global como local.

El sistema se encuentra actualmente validado en condiciones controladas (TRL4). Asimismo, las explicaciones obtenidas reflejan asociaciones derivadas de datos observacionales y no relaciones causales estrictas, lo que requiere una interpretación cuidadosa.

En conclusión, el principal valor de SEIR-XAI no reside únicamente en predecir mejor, sino en *informar mejor*. El enfoque demuestra que es posible reforzar modelos epidemiológicos clásicos mediante aprendizaje automático explicable para generar conocimiento accionable, transparente y útil para el apoyo a la toma de decisiones.

5. AGRADECIMIENTOS

Esta investigación forma parte del Proyecto RESILIENCE: REcurSos médicos mediante InteLIgENCIA artificial explicable. Referencia: CNS2022-135101. Entidad financiadora: Agencia Estatal de Investigación (MCIN/AEI/10.13039/501100011033) y European Union NextGenerationEU/PRTR.

6. REFERENCIAS

- Kermack, W. O., & McKendrick, A. G. (1927). A contribution to the mathematical theory of epidemics. *Proceedings of the Royal Society of London. Series A, Containing Papers of a Mathematical and Physical Character*, 115(772), 700-721. <https://doi.org/10.1098/rspa.1927.0118>
- Brauer, F., Castillo-Chavez, C., & Feng, Z. (2019). *Mathematical models in epidemiology* (Vol. 32). Springer. <https://doi.org/10.1007/978-1-4939-9828-9>
- Rudin, C. (2019). Stop explaining black box machine learning models for high stakes decisions and use interpretable models instead. *Nature Machine Intelligence*, 1(5), 206-215. <https://doi.org/10.1038/s42256-019-0048-x>
- Hale, T., Angrist, N., Goldszmidt, R., Kira, B., Petherick, A., Phillips, T., Webster, S., Cameron-Blake, E., Hallas, L., Majumdar, S., & Majumdar, S. (2021). A global panel database of pandemic policies (Oxford COVID-19 Government Response Tracker). *Nature Human Behaviour*, 5(4), 529-538. <https://doi.org/10.1038/s41562-021-01079-8>
- Lundberg, S. M., & Lee, S.-I. (2017). A unified approach to interpreting model predictions. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 30, 4765-4774.