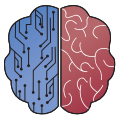
UNIVERSIDAD DE BURGOS
ESCUELA POLITÉCNICA SUPERIOR
Grado en Ingeniería de la Salud



INGENIERÍA
DE LA SALUD

TFG del Grado en Ingeniería de la Salud

Minería de datos y aprendizaje automático aplicado a la predicción de incidencia de párkinson basado en la biometereología.

Presentado por Lorena Calvo Pérez
en Universidad de Burgos

15 de junio de 2025

Tutores: Antonio Canepa Oneto – Tutor 2

UNIVERSIDAD DE BURGOS

ESCUELA POLITÉCNICA SUPERIOR

Grado en Ingeniería de la Salud

D. Tutor 1, profesor del departamento de departamento, área de área.

Expone:

Que el alumno D. Pepe Pérez, con DNI 123456A, ha realizado el Trabajo final de Grado en Ingeniería de la Salud titulado título del trabajo.

Y que dicho trabajo ha sido realizado por el alumno bajo la dirección del que suscribe, en virtud de lo cual se autoriza su presentación y defensa.

En Burgos, 15 de junio de 2025

Vº. Bº. del Tutor:

D. Tutor 1

Vº. Bº. del Tutor:

D. Tutor 2

Resumen

Como herramienta para el análisis y la creación de modelos predictivos para estimar la prevalencia de la enfermedad de Parkinson a partir de ciertas variables ambientales, se han utilizado técnicas de aprendizaje automático y minería de datos. Este enfoque permite identificar los factores ambientales que más influyen en la aparición de la enfermedad y desarrollar modelos capaces de predecir su prevalencia a nivel mundial. Los resultados contribuyen a una mejor comprensión de la relación entre el entorno y la salud, facilitando el diseño de estrategias preventivas basadas en evidencia.

Descriptores

Palabras separadas por comas que identifiquen el contenido del proyecto Ej: servidor web, buscador de vuelos, android ...

Abstract

As a tool for the analysis and creation of predictive models to estimate the prevalence of Parkinson's disease based on certain environmental variables, machine learning and data mining techniques have been used. This approach allows for the identification of the environmental factors that most influence the onset of the disease and the development of models capable of predicting its prevalence worldwide. The results contribute to a better understanding of the relationship between the environment and health, facilitating the design of evidence-based preventive strategies.

Keywords

keywords separated by commas.

Índice general

Índice de figuras

Índice de tablas

Descripción del contenido del trabajo y de la estructura de la memoria y del resto de materiales entregados.

Introducción

El Parkinson es una enfermedad neurodegenerativa que afecta a alrededor de 10 millones de personas en el mundo, siendo esta la segunda enferemdad neurodegenrativa más común tras el Alzheimer. En europa, su prevalencia oscila entre las 1000 y 2000 casos por cada 100.000 habitantes[[Mayeux et al., 1997]], afectando con más frecuencia a personas mayores de 60 años.La prevalencia de la enfermedad ha aumentado exponecialmente en los últimos años debido al envejecimientos porgresivo de la población, por lo que se estima que en 2050 se duplicarán el número de casos.

Aunque la causa exacta de la enfermedad de Parkinson es desconcoida, es considerada una patología multifactorial, es decir, influenciada por facotres genéticos, ambientales, ect...

La biometeorología es la ciencia que estudia cómo el clima y las condiciones atmosféricas afectan a los seres vivos incluyendo a la salud humana.Según diversos estudios científicos, se ha demostrado que ciertas variables ambientales pueden influir en el desarrollo y la progresión de la enfermedad de Parkinson.

Por todo ello, en este trabajo se ha utilizado la mienría de datos y el aprendizaje automático para analizar qué varibales ambientales pueden influir en el desarrollo de la enfermedad a través de la elaboración de modelos predictivos.

Objetivos

Objetivo General

Desarrollar un sistema basado en minería de datos y aprendizaje automático para analizar y predecir la prevalencia de la enfermedad de Parkinson a partir de variables biometeorológicas, con el fin de identificar factores ambientales que puedan influir en su desarrollo.

Objetivos Específicos

- **Objetivos funcionales y técnicos:**
  - Obtener y extraer datos biometeorológicos de una o varias fuentes para su análisis.
  - Procesar y preparar los datos en formatos adecuados para el entrenamiento y validación de modelos de aprendizaje automático.
  - Desarrollar y entrenar distintos modelos de *machine learning* para la predicción de la prevalencia de Parkinson.
  - Implementar un modelo final basado en el promedio ponderado de los modelos individuales para mejorar la precisión predictiva.
  - Desarrollar una aplicación interactiva en *Shiny* con *python* para la visualización de resultados.
- **Objetivos de calidad y fiabilidad:**
  - Evaluar la calidad, precisión y fiabilidad de los modelos mediante análisis estadísticos, incluyendo desviación estándar y detección de anomalías.

  - Optimizar la eficiencia y velocidad de ejecución de los modelos para su aplicación práctica.

- **Objetivos de aprendizaje:**
  - Adquirir habilidades en minería de datos y aprendizaje automático aplicados a datos biometeorológicos.
  - Aprendizaje de la utilizacion del *framework Shiny* con *python* para el desarrollo de la aplicación.

Conceptos teóricos

3.1. Enfermedad del Parkinson

La enfermedad de Parkinson fue descrita por primera vez por James Parkinson, un científico británico, en 1817 en su obra *An Eassy on the shaking palasy* (Un ensayo sobre la parálisis temblorosa)[[Parkinson, 2002]], en el que explicó las caraterísitcas clínicas de la patología. Aunque el no fue quien dio el nombre a la enfermedad, posteriormente fue reconocida y nombrada en su honor como ."enfermedad de Parkisnon".

La enfermedad del Parkinson es un trastorno neurodegenerativo del SNC (sistema nervioso central), el desorden de movimiento más común. La prevalencia de la enfermedad es significativa,afectando a un 1-2 % de la población mayor de 65 años. La edad en la suele manifestarse la enfermedad es entre los 65 y 70 años, pero pueden aparecer en mayores de 50 e incluso en los adolescentes.Cabe destacar que hay una mayor incidencia en hombres que en mujeres[[Armstrong and Okun, 2020]].

La enfermedad de Parkinson se origina cuando ciertas neuronas en el cerebro dejan de funcionar adecuadamente. Estas células son responsables de producir dopamina, una sustancia que transmite señales a la parte del cerebro encargada de controlar el movimiento y la coordinación del cuerpo. Las neuronas afectadas se encuentran en una región llamada sustancia negra[[González and Pérez, 2021]]. El Parkinson se desarrolla cuando estas células empiezan a morir o deteriorarse, y esto es debido a alteraciones en su metabolismo. Un aspecto clave de la enfermedad de Parkinson es la acumulación de una proteína llamadaα-sinucleína. Esta proteína, en condiciones normales, tiene una función en el cerebro, pero en los pacientes con Parkinson, se pliega de manera anormal, formando agregados que se

acumulan en las neuronas, lo que contribuye al daño celular. Estos depósitos de α-sinucleína forman estructuras conocidas como cuerpos de Lewy, que son característicos de la enfermedad.[Zhang et al., 2018] La producción insuficiente de dopamina desencadena los principales síntomas de la enfermedad, como temblores, lentitud de movimiento, rigidez y problemas de equilibrio.[Poewe et al., 2017]

El diagnóstico de la enfermedad de Parkinson (EP) se basa principalmente en la evaluación clínica. Los criterios más reconocidos fueron establecidos por la UK Parkinson Disease Society - Brain Bank e incluyen cuatro signos clave: bradicinesia o acinesia, temblor en reposo, rigidez e inestabilidad postural.[Marín et al., 2018]

El tratamiento de los síntomas motores de la enfermedad de Parkinson se basa en la terapia de reemplazo de la dopamina o la utilización de agonistas dopaminérgicos. No obtante, la dopamina no puede atravesar la barrera hematoencefálica,por lo que el tratamiento de referencia es la administración de levodopa (L-Dopa), su precursor, que se convierte en dopamina en el cerebro por la acción de la enzima di-hidroxi-fenilalanina descarboxilasa[Hurtado et al., 2016].

En resumen, el tratamiento de la enferemdad combina opciones farmacológicas (principalmente levaodopa en monoterapia o en combinacion de otros), así como no farmacológicas como el ejercio físico, fisioterapia, terapia de lenguaje entre otras.

3.2. La Biometeorología y su Relación con la Salud

La Biometeorología es la rama de la ciencia que trata las relaciones entre los procesos atmosféricos y los seres vivos.[Ramos, 2014] Por otro lado, la biometeorología médica, estudia cómo los fenómenos meteorológicos repercuten en el cuerpo humano y cómo los cambios del clima a lo largo de un año provocan variaciones importantes en la salud.[RTVE, 2017] Ademas, diferentes investigaciones han demostrado que las condiciones meteorológicas y climáticas, como la temperatura, humedad entre otras, puede influir en la aparición de diversas enfermedades por lo que estas variables actúan como factores de riesgo para la salud humana[Rodríguez et al., 2015].

Entre los fenómenos meteorológicos de mayor impacto en la salud están las olas de calor. La frecuencia y la intensidad de estas ha aumentado exponencialmente en los últimos años como consecuencia del cam-

bio climático[Organización Mundial de la Salud, 2021]. Esto ha provocado un incremento en el numero de enfermedad así como de la mortalidad, destacando los periodos de tiempo en los que se prolonga una elevada temperatura[Fortoul van der Goes, 2022]. De hecho se ha demostrado a través de investigaciones que las olas de calor tienen un impacto directo en la salud pública, especialmente en poblaciones vulnerables como personas mayores. Un ejemplo significativo es el verano de 2003, cuando España experimentó tres olas de calor que causaron un exceso de mortalidad del 8 %, concentrado en mayores de 75 años, con aumentos del 15 % y 29 % en los grupos de edad de 75-84 y mayores de 85 años, respectivamente[Simón et al., 2005]. A su vez existen otros componentes que influyen en la salud de las personales:

- Calidad del aire: Entre los contaminantes que representan un grave riesgo para la salud pública se encuentran las partículas en suspensión, el monóxido de carbono, el ozono, el dióxido de nitrógeno y el dióxido de azufre. La contaminación del aire, tanto en interiores como en exteriores, causa enfermedades respiratorias y de otro tipo, y es una fuente importante de morbilidad y mortalidad[World Health Organization, 2025]

- Agua y saneamiento: El acceso a agua limpia y un saneamiento adecuado son esenciales para prevenir enfermedades transmitidas por el agua. La contaminación de fuentes de agua, por desechos industriales y urbanos, puede generar graves problemas de salud.

- Alimentos y seguridad alimentaria: Los contaminantes ambientales como pesticidas y metales pesados afectan la cadena alimentaria y pueden causar enfermedades tanto agudas como crónicas.

- Suelos y contaminación: La contaminación del suelo por productos químicos y desechos peligrosos afecta la salud humana a través del contacto directo o por la ingestión de alimentos contaminados.

- Cambio climático: Las alteraciones en el clima aumentan los riesgos para la salud, como la propagación de enfermedades, el estrés térmico y los desastres naturales, además de causar desplazamientos poblacionales.[Díaz Cordero, 2012] [Ambientum, 2025]

La Organización Panamericana de la Salud (OPS) resalta que el cambio climático representa un riesgo significativo para la salud y el bienestar.[(PAHO), 2025]

3.3. Minería de datos

La minería de datos es una disciplina que se centra en el desarrollo de métodos y algoritmos diseñados para extraer automáticamente información relevante, lo que facilita la identificación de patrones ocultos en grandes volúmenes de datos. Además, uno de los objetivos de la minería de datos es garantizar que la información obtenida tenga capacidad predictiva, optimizando así, el proceso de análisis de datos.[Martinez, 2001]

Tanto la minería de datos como el aprendizaje automático se han vuelto fundamentales en el campo de la salud, ya que permiten procesar y analizar grandes cantidades de datos clínicos y biométricos, lo que facilita la detección de patrones, la predicción de enfermedades y el apoyo en la toma de decisiones médicas.[Raul et al., 2016]

Conclusión

En conclusión, la combinación de la minería de datos y el aprendizaje automático en la predicción de la incidencia del Parkinson, teniendo en cuenta la biometeorología, permite identificar relaciones entre los variables ambientales y la salud de los pacientes.Contribuyendo a una mejor comprensión de la interacción del entorno y la salud.

3.4. Estado del arte y trabajos relacionados.

En esta sección se nombrarán algunos proyectos o investigaciones que se han llevado a cabo relacionado con el trabajo, esta revisisón bibliográfica puede ser de ayuda a la elaboración de este trabajo.

Algunos estudios y proyectos sobre la detección genética del Parkinson mediante Machine Learning son:

1. **Predicción de variantes patogénicas de la enfermedad de Parkinson utilizando sistemas híbridos de aprendizaje automático y características radiómicas**[Hajianfar et al., 2023] realizaron un estudio en el que aplicaron sistemas híbridos de machine learning (HMLS) para predecir variantes patogénicas en los genes LRRK2 y GBA, dos de los principales genes asociados con la enfermedad de Parkinson. El estudio incluyó características clínicas, imágenes convencionales y características radiómicas extraídas de imágenes DAT-SPECT (tomo-

grafía por emisión de fotón único), que aportan información detallada sobre la actividad dopaminérgica en el cerebro.

Para la clasificación y predicción, los autores combinaron diferentes modelos de machine learning, incluyendo algoritmos de ensamblado como Random Forest y métodos basados en redes neuronales, para aprovechar las fortalezas de cada técnica. Esta combinación permitió mejorar la precisión y robustez del modelo predictivo.

Los resultados mostraron que el sistema híbrido alcanzó una alta precisión en la identificación de mutaciones patogénicas y en la predicción de la progresión a enfermedad activa. Además, el uso de características radiómicas mejoró significativamente la capacidad predictiva en comparación con el uso exclusivo de datos clínicos o imágenes convencionales. Este trabajo destaca la eficacia del machine learning combinado con análisis de imágenes avanzadas para avanzar en la identificación genética y la predicción clínica en el Parkinson.

2. **Predicción de genes de la enfermedad de Parkinson basados en Node2vec y Autoencoder**[Peng et al., 2019] En este estudio propusieron un enfoque híbrido de aprendizaje automático para predecir genes relacionados con la enfermedad de Parkinson, combinando algoritmos de representación de grafos y técnicas de deep learning. En su estudio, desarrollaron el modelo N2A-SVM, que emplea el método node2vec para generar vectores de características a partir de redes de interacción proteína-proteína (PPI), seguido de un autoencoder para reducir la dimensionalidad de los datos. Finalmente, se utilizó un clasificador SVM (Support Vector Machine) para distinguir entre genes asociados y no asociados con la enfermedad.

   El modelo fue entrenado y evaluado utilizando métricas como el área bajo la curva (AUC), logrando un valor de 0.7289, superando significativamente a métodos tradicionales como la caminata aleatoria con reinicio (RWR). Además, identificaron nuevos genes candidatos relacionados con Parkinson, varios de los cuales fueron validados mediante literatura científica.

   Este estudio demuestra cómo la combinación de técnicas avanzadas de machine learning y análisis de redes puede ser eficaz para identificar variantes genéticas relevantes, justificando enfoques computacionales similares como los utilizados en el presente trabajo.

3. **Monitorización y predicción eficaz de la enfermedad de Parkinson en ciudades inteligentes mediante un sistema de**

atención sanitaria inteligente[Jatoth et al., 2022] En este estudio, Armananzas y col. (2022) realizan una revisión del uso de técnicas de Machine Learning (ML) para identificar biomarcadores genéticos y transcriptómicos relevantes en la enfermedad de Parkinson. El trabajo destaca cómo los algoritmos de ML se aplican al análisis de datos ómicos como SNPs (polimorfismos de un solo nucleótido), perfiles de expresión génica y otras fuentes de información molecular, con el fin de mejorar la detección precoz y caracterización de la enfermedad.

Se evalúan distintos enfoques supervisados y no supervisados, con algoritmos como SVM, Random Forest o redes neuronales, aplicados sobre bases de datos públicas y experimentales. Los autores enfatizan el valor del aprendizaje automático para integrar datos genéticos con información clínica e imagenológica, permitiendo modelos predictivos más precisos. Además, se discuten los retos comunes, como el sobrefitting, la falta de interpretabilidad y la necesidad de cohortes más grandes y balanceadas.

Este trabajo subraya el potencial del ML para avanzar en la medicina personalizada y apoya el desarrollo de herramientas que combinen distintas fuentes de datos para la predicción del riesgo genético del Parkinson.

En cuanto a proyectos relacionados con la aplicación del aprendizaje automático en la detección y predicción de la enfermedad de Parkinson se encuentran:

1. **Predicción de la enfermedad de Parkinson mediante análisis acústico** [Requena Sánchez, 2024] En este trabajo se aborda la predicción de la enfermedad de parkinson a partir de un análisis obtenido de la voz de los pacientes. Para ello, utilizaron grabaciones de voz recogidas de un aplicación móvil, sin supervisión profesional. El objetivo principal era observar si , analizando diferentes aspectos de la voz (variaciones en el tono o la intensidad), se podían encontrar patrones comunes en perosnas con Parkinson. Tras procesar y reducir el numero de variables ,mediante técncias estadísticas, se entrenó un moldeo SVM (*Support Vector Machine*) para predecir la presencia de la enferemdad solamente a partir de la voz. En cuanto a los resultado obtenidos,el modelo mostró limitaciones a la hora de identificar de forma correcta a los pacientes enfermos (baja sensibilidad), pero a pesar de ello este tipo de estudios sugiere que este tipo de herramienta es útil como

sistema complementario,aceesible y no inavsivo para poder apoyar el diagnostico temprano de Parkinson.

2. **Estudio longitudinal del declive cognitivo en pacientes con Parkinson de novo mediante modelos predictivos y modelos de progresión de la enfermedad** [Dick et al., 2007] Este trabajo se centra en estudiar cómo evoluciona el deterioro cognitivo en personas con Parkinson de reciente diagnóstico, utilizando datos recogidos a lo largo del tiempo (estudio longitudinal). Para ello, se emplearon tanto modelos predictivos como modelos de progresión de la enfermedad.

   Se utilizaron múltiples fuentes de datos del estudio PPMI, incluyendo imágenes de resonancia magnética (MRI), biomarcadores del líquido cefalorraquídeo (CSF), estudios del transportador de dopamina (DAT), y pruebas clínicas y neuropsicológicas.

   En cuanto al análisis, se aplicaron modelos de machine learning con validación cruzada para predecir qué pacientes podían desarrollar deterioro cognitivo leve (MCI), seleccionando las variables más relevantes mediante el método mRMR. Además, se emplearon modelos de efectos mixtos lineales (LME) para analizar cambios estructurales en el cerebro y modelos de progresión tipo GRACE para estimar trayectorias cognitivas individuales. También se usaron modelos de supervivencia de Cox para estudiar los tiempos de conversión a MCI.

   Los resultados mostraron que ciertos marcadores, como el grosor cortical y el volumen del hipocampo, junto con algunos datos clínicos, son útiles para anticipar el deterioro cognitivo. En general, el trabajo demuestra que los modelos predictivos pueden ser una herramienta valiosa para mejorar el diagnóstico temprano y personalizar el seguimiento de pacientes con Parkinson

3. **Aprendizaje profundo para la clasificación de la enfermedad de Parkinson mediante imágenes PET/MR multimodales y multisecuencias** [Chang et al., 2025] En este se propuso un enfoque basado en *Deep Learning* para la clasificación de la enfermedad de Parkinson utilizando imágenes multimodales obtenidas mediante PET y resonancia magnética (MRI). El modelo, basado en la arquitectura ResNet18, fue entrenado sobre datos de pacientes con Parkinson, atrofia multisistémica (MSA) y controles sanos.

   Gracias a la combinación de datos funcionales (PET) y estructurales (MRI), el sistema logró una precisión del 97 %, una sensibilidad del 98 % y un área bajo la curva (AUC) de 0.96 en la tarea de clasificación.

Los resultados muestran el alto potencial de las técnicas de Deep Learning para integrar múltiples modalidades de imagen médica y mejorar significativamente la capacidad diagnóstica.

Además, el estudio destaca la utilidad del aprendizaje profundo para la diferenciación entre Parkinson y otras enfermedades neurodegenerativas con síntomas similares, lo cual representa un avance importante respecto a estudios previos basados en modalidades únicas o técnicas de ML más tradicionales.

4. **Una revisión del aprendizaje automático y el aprendizaje profundo para la detección de la enfermedad de Parkinson**[Rabie and Akhloufi, 2025] En este estudio, Rabie y Akhloufi realizaron una revisión sistemática sobre el uso de técnicas de machine learning (ML) y deep learning (DL) para la detección de la enfermedad de Parkinson (EP). El análisis incluyó múltiples fuentes de datos como voz, análisis de la marcha e imágenes médicas. Los autores compararon distintos algoritmos, entre ellos SVM, Random Forest, KNN, CNN y LSTM, evaluando su rendimiento, precisión y adecuación clínica.

   Los resultados indican que, especialmente en modelos basados en voz y análisis de marcha, se pueden alcanzar precisiones superiores al 99 % en tareas de clasificación. Asimismo, se observa que los enfoques que combinan distintas modalidades de datos (multimodales) suelen superar en rendimiento a los modelos unimodales.

   El estudio también destaca varios desafíos actuales: la escasez de conjuntos de datos grandes y balanceados, la falta de interpretabilidad de muchos modelos DL y la necesidad de adaptar los modelos al entorno clínico. Esta revisión proporciona un marco de referencia valioso para el desarrollo de modelos predictivos más robustos, justificando enfoques como el propuesto en este trabajo de fin de grado.

Metodología

4.1. Descripción de los datos.

Los datos utilizados en este trabajo provienen de la plataforma ***Our World in Data (OWID)***, una fuente de datos abiertos sobre diversas temáticas globales. Para obtener los datos necesarios, primero se exploraron los conjuntos de datos disponibles en su web, seleccionando aquellos que eran más relevantes para el trabajo.

4.1.1. Obtención de datos

Una vez identificados los conjuntos de datos relevantes, se procedió a localizar los endpoints[1] [Nosowitz and Goodwin, 2024] de la API de Our World in Data (OWID), lo cual permitió automatizar la descarga de los datos directamente desde la fuente original y asegurar su actualización periódica.

Los endpoints identificados proporcionan archivos en formato JSON, que incluyen tanto datos numéricos como información de metadatos. En particular, se accedió a dos tipos de archivos: `metadata.json`, con información estructural (nombres de países, años disponibles), y `data.json`, que contiene los valores de los indicadores organizados por país y año. Este enfoque facilitó una integración dinámica de los datos en el entorno de análisis.

El proceso completo de obtención, carga, tratamiento y estructuración de los datos se encuentra descrito con mayor detalle en el Anexo C (manual del programador).

[1] Un endpoint de API es una dirección URL específica donde una aplicación puede interactuar con un servidor para solicitar o enviar datos mediante la API.

4.1.2. Gestión y adaptación de los datos para los modelos

Una vez realizado este procesamiento, se obtuvieron seis dataframes, uno de ellos correspondiente a la variable dependiente y el resto a las diferentes variables independientes . Como no todas las variables cuentan con datos para el mismo conjunto de años y países, se procedió a la unión de los distintos dataframes, tomando como referencia la variable objetivo,es decir, la prevalencia de Parkinson. De esta manera, las demás variables se alinearon únicamente con los años y países disponibles en el conjunto de datos de la variable dependiente. En los casos donde una variable carecía de datos para un país y año determinados, dichos valores se registraron como nulos para mantener la integridad del dataset.

Con el objetivo de determinar si era necesario aplicar una imputación de datos, se calculó el porcentaje de valores nulos que presentaba el dataframe unificado, cuyo resultado fue de un 5.39 %.Estos valores ausentes se encontraban distribuidos en diferentes columnas del dataframe por lo que al realizar una eliminación de lo nulos pasamos de tener 7264 filas a 5414, conservando un 75 % de los datos aproximadamente. Por todo ello, no se llevó a cabo la imputación de datos ya que se mantenían mas del 50 %.

A partir del dataframe final, se obtuvieron dos nuevos conjuntos de datos, uno para el entrenmiento de modelos y otro para la predicción. El dataframe de entrenamiento contenía tanto las varibales independientes como la dependiente, así como los países. Este conjunto abarcaba todos los años disponibles a excepción del último, ya que, es el año que se reservó para la predicción. En cuanto al dataframe restante, contenía unicamente las variables independientes y los paises,utilizando los datos correpondientes al último año disponible en el dataframe final.

4.1.3. Modelos predictivos

Antes de la etapa de modelado, se realizó un análisis exploraotrio preeliminar con el objetivo de evaluar la multicolinealidad entre las variables independientes y en estudiar el tipo de relación que cada una mantiene con la variable objetivo. Estos resultados y análisis preliminares se encuentran detallados en el Anexo G.

Para la predicción de la prevalencia de Parkinson en el año 2021, se utilizaron seis modelos de aprendizaje supervisado con el objetivo de abordar el trabajo desde diferentes metodologías y prespectivas. Los modelos

seleccionados para la predicción fueron: Modelo GLM con distribución binomial negativa, modelos basado en arboles (Random Forest Regressor, XGBoosting Regressor), SVR Regressor, KNN Regressor y MLP Regressor. Cada modelo fue entrenado utilizando una división del 80 % de los datos para entrenamiento y el 20 % restante para prueba. Se aplicaron técnicas de validación cruzada con cinco particiones y se emplearon métodos de búsqueda de hiperparámetros como GridSearchCV o RandomizedSearchCV, en función del modelo. Las métricas utilizadas para evaluar el rendimiento fueron el RMSE, el MAE y el coeficiente de determinación . La configuración específica de hiperparámetros y el razonamiento detrás de su selección se encuentran detallados en el Anexo G.

Una vez seleccionados y ajustados los modelos, se procede a determinar la importancia de las variables según cada uno de ellos. El proceso a través del cual se han determinado que variables eran significativas se encuentra explicado en el Anexo G, en el apartado de Selección de modelos.

Posteriormente, se llevó a cabo el entrenamiento individual de cada modelo para cada uno de los países disponibles. Una vez entrenados, se realizó la predicción de la prevalencia de Parkinson para cada país y una posterior representación visual en forma de mapa para su interpretación e integración en la aplicación.

Finalmente, a partir de los resultados de la predicción de los seis modelos, se construyó un nuevo conjunto de datos que contenía el promedio de las predicciones individuales. Esta medida fue la utilizada como predicción final de la prevalencia de Parkinson, con el objetivo de poder combinar las características de cada uno de los modelos y obtener un resultado lo mas representativo posible.Además, se calculó la desviación estándar entre las predicciones de los distintos modelos para cada país, con el fin de estimar el grado de incertidumbre asociado a la predicción final. Esta medida permitió identificar regiones donde existía mayor desacuerdo entre modelos, y se representó visualmente mediante un mapa. Asimismo, se elaboró un mapa de anomalías que mostraba la diferencia entre la predicción promedio y la prevalencia observada, con el objetivo de determinar si el resultado de la predicción de Parkinson era sobreestimado o subestimado respecto a la prevalencia real.

4.2. Técnicas y herramientas

Este apartado resume las herramientas y metodologías aplicadas durante la realización del proyecto.

4.2.1. Herramientas software

Para el desarrollo del trabajo ha sido necesaria la utilización de diferentes herramientas de desarrollo, tanto para el análisis de datos como para la elaboración de visualizaciones, modelado y documentación. Todas ellas han sido conocidas y utilizadas previamente durante el grado.

- **Anaconda:** Plataforma utilizada para la gestión de entornos virtuales y la instalación de paquetes en Python, facilitando la organización y reproducibilidad del entorno de trabajo. Se puede obtener a través de `https://www.anaconda.com/download`

- **Jupyter Notebook:** Entorno interactivo basado en web que permitió la ejecución de código Python, documentación y visualización de resultados en un mismo documento, facilitando la exploración y presentación del análisis.

- **GitHub:** Plataforma de control de versiones y colaboración que se empleó para gestionar el código fuente, mantener el historial de cambios y facilitar el trabajo organizado y seguro en el proyecto [GitHub,].

- **PlantUML:** Herramienta utilizada para la creación de diagramas UML, como diagramas de casos de uso y diagramas de despliegue, facilitando la documentación visual del diseño del proyecto [PlantUML,].

- **ChatGPT:** Herramienta de inteligencia artificial utilizada para la generación de ideas, asistencia en redacción y apoyo en la resolución de dudas durante el desarrollo del proyecto [OpenAI,].

- **Posit Cloud:** Plataforma en la nube utilizada para desplegar la aplicación web de manera sencilla y accesible, facilitando el acceso remoto y la publicación de resultados interactivos [PBC, a].

- **Microsoft Excel:** Herramienta utilizada para la elaboración y gestión de cronogramas del proyecto, permitiendo la planificación y seguimiento temporal de las tareas.

- **Overleaf:** Plataforma online colaborativa para la escritura y edición de documentos en LaTeX, que facilitó la elaboración, revisión y organización de la memoria del proyecto.

4.2.2. Lenguajes de programación

En esta subsección se detallan los lenguajes de programación usados para el desarrollo del proyecto.

- **Python:** Lenguaje de programación principal empleado para el procesamiento, análisis y modelado de los datos. Se utilizó por ser el lenguaje de programación más utilizado durante el grado y por tanto del que mayor conocimiento tengo.
- **Shiny:** Es un Framework en R o en Python utilizado para la creación de aplicaciones web interactivas, que permitió la visualización dinámica de los resultados y mapas generados a partir de las predicciones. La elección fue la utilización de Python, ya que me encuentro más familiarizada con ese lenguaje de programación [PBC, b].

Resultados

5.1. Resumen de resultados.

Importancia de Variables

Tras la obtención y procesamiento de los datos, así como la selección de los modelos más adecuados según el objetivo de la predicción y la búsqueda de los mejores hiperparámetros para cada uno de ellos, se procedió a la evaluación de la importancia de las variables en cada modelo. Los resultados individuales de esta evaluación se encuentran recogidos en el Anexo G. A partir de estos resultados, se elaboró un *ranking* promedio (Figura 5.1) de la importancia de las variables, calculado como la media de la posición ocupada por cada una de ellas en los distintos modelos considerados.

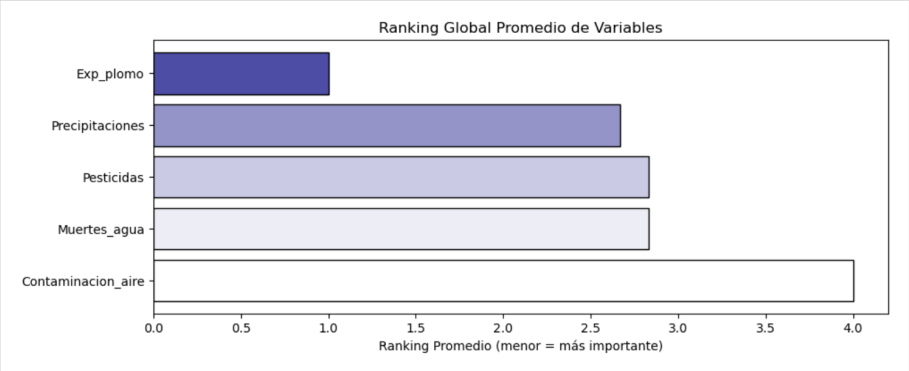


Figura 5.1: *Ranking* promedio final de la importancia de las variables

De esta manera, fue posible determinar de forma global cuáles son las variables con mayor influencia en el conjunto de datos.

Como se observa en la Figura 5.1, la variable `EXP_plomo`, aparece como la más relevante del análisis. Esto sugiere que los efectos del plomo en la salud tienen un peso considerable dentro del fenómeno estudiado. En segundo lugar, se encuentra la variable `Precipitaciones`, lo cual podría relacionarse con su influencia en la propagación de contaminantes o en la disponibilidad de agua segura.

En un nivel intermedio se sitúan `Pesticidas` y `Muertes_agua`. La relevancia de estas variables pone de manifiesto el impacto potencial de los productos químicos agrícolas y de la calidad del agua sobre la salud pública. Finalmente, la variable `Contaminación del aire`,ocupa la última posición en el ranking promedio.

Prevalencia estimada de la enfermedad de Parkinson

Con el objetivo de obtener una predicción lo más precisa y generalizada posible de la prevalencia de la enfermedad de Parkinson, se elaboró un mapa mundial que muestra los valores promedio predichos para cada país (Figura 5.2).

Esta estimación se construyó a partir de las predicciones generadas por seis modelos distintos: GLM (Modelo Lineal Generalizado), Random Forest, XGBoost, Support Vector Regression, K-Nearest Neighbors y Perceptrón Multicapa.

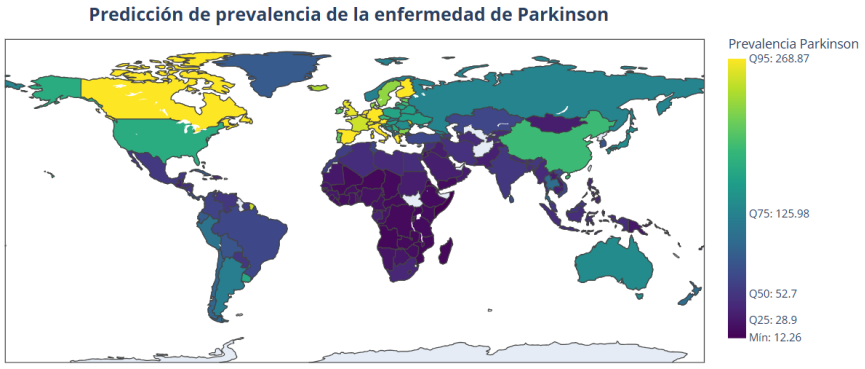


Figura 5.2: Predicción de la prevalencia de la enfermedad de Parkinson

Para cada país, se calculó un valor promedio a partir de las predicciones de los distintos modelos, con el fin de integrar sus aportaciones individuales y reducir posibles sesgos o variaciones propias de cada técnica. De esta forma, se obtuvo una representación más estable y coherente de la prevalencia

estimada de la enfermedad a escala global, al combinar distintas predicciones en lugar de basarse únicamente en una.

El análisis se representa en el mapa mediante una escala de colores basada en los cuantiles de la distribución de los valores predichos. Esta clasificación permite contextualizar los niveles relativos de prevalencia entre países:

- **Q25**: El 25 % de los países presentan valores inferiores a este cuantil, indicando prevalencias bajas.
- **Q50**: Mediana de la distribución, donde la mitad de los países se ubican por debajo y la otra mitad por encima.
- **Q75**: Tres cuartas partes de los países tienen valores menores, señalando prevalencias medias-altas.
- **Q95**: Solo el 5 % de los países superan este umbral, representando las prevalencias más altas estimadas.

Esta forma de representar los datos facilita la comparación relativa entre países, mostrando claramente cómo se distribuyen las prevalencias estimadas en una escala global.

A nivel geográfico, se observa una mayor prevalencia estimada en países de Europa Occidental, América del Norte y algunos países nórdicos, mientras que las estimaciones son notablemente más bajas en gran parte del continente africano y del sudeste asiático. Estas diferencias podrían estar relacionadas con factores demográficos, socioeconómicos o de disponibilidad de datos, aunque también pueden reflejar patrones reales en la distribución de la enfermedad.

Evaluación de la calidad de las predicciones

Para valorar la fiabilidad de las estimaciones generadas, se evaluó la incertidumbre asociada a las predicciones de los distintos modelos. Esta se midió a través de la desviación estándar de los valores predichos para cada país: cuanto mayor es esta desviación, mayor es la discrepancia entre modelos y, en consecuencia, menor la confianza en la predicción agregada.(Ver Figura 5.3).

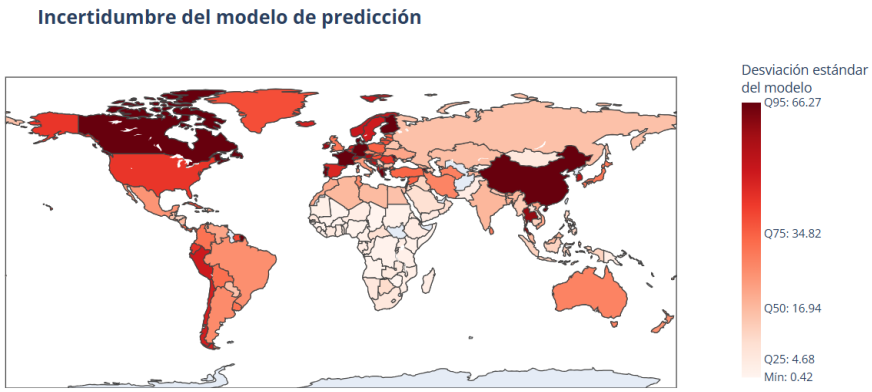


Figura 5.3: Incertidumbre del modelo de predicción

El análisis se representa en el mapa mediante una escala de colores basada en los cuantiles de la distribución de incertidumbre. Esta clasificación permite contextualizar los niveles relativos de variabilidad entre países:

- **Q25 (4.68)**: El 25 % de los países presentan una incertidumbre baja, inferior a este valor.
- **Q50 (16.94)**: Mediana de la distribución; la mitad de los países están por debajo.
- **Q75 (34.82)**: Tres cuartas partes de los países presentan valores inferiores.
- **Q95 (66.27)**: Solo el 5 % de los países superan este umbral, representando los niveles más altos de incertidumbre.

Visualmente, los colores más claros indican mayor concordancia entre modelos (baja incertidumbre), mientras que los tonos oscuros reflejan una alta variabilidad y, por tanto, menor robustez en la estimación.

Geográficamente, se observa una mayor incertidumbre en países como **China, Canadá, Brasil y algunas regiones del norte de Europa**. Esta variabilidad podría deberse tanto a factores relacionados con los datos, como heterogeneidad interna, información incompleta o presencia de ruido, como a diferencias en la forma en que los modelos procesan dichos datos en contextos complejos.

Por el contrario, regiones como **África, Europa del Este, el sudeste asiático y Oceanía** presentan menor variabilidad entre modelos. No obstante, esta aparente consistencia no implica necesariamente una mayor precisión: también podría estar influida por una menor complejidad estructural, baja diversidad en los datos disponibles o incluso limitaciones comunes en todos los modelos al abordar ciertas regiones.

En conjunto, este análisis permite identificar tanto las áreas con predicciones más sólidas como aquellas donde sería necesario mejorar la calidad y cobertura de los datos utilizados por los modelos.

Además de analizar la incertidumbre entre modelos, se evaluó el grado de ajuste de las predicciones frente a los valores reales disponibles. Para ello, se construyó un mapa de anomalías (Figura5.4) que representa, para cada país, la diferencia entre la prevalencia real y la estimada por el promedio de los modelos. Esta visualización permite identificar de manera clara los países en los que se ha producido una sobreestimación o subestimación significativa, así como aquellos en los que el modelo presenta un buen ajuste.

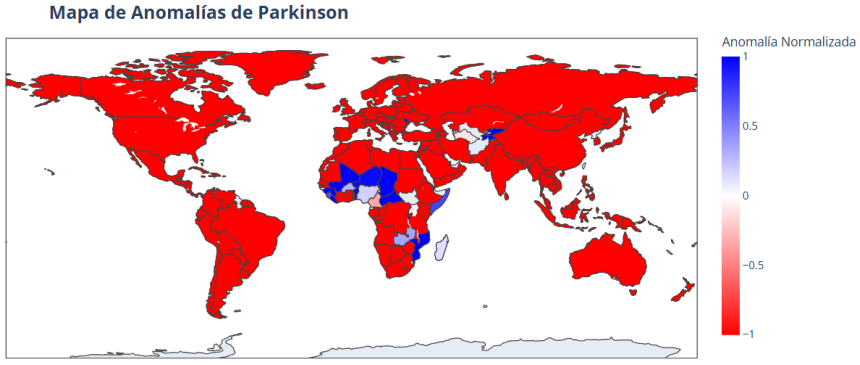


Figura 5.4: Mapa de anomalías de la enferemdad de Parkinson

A nivel global, se observa que en la mayoría de los países las predicciones tienden a subestimar la prevalencia real de la enfermedad de Parkinson, como lo refleja la amplia extensión del color rojo en el mapa. Sin embargo, se identifican anomalías positivas ,es decir, sobreestimaciones significativas.

Estas diferencias pueden deberse a varios factores, como la calidad o cantidad de datos disponibles en cada país, o a que los modelos no se adaptan igual de bien a todas las regiones. Por eso, el análisis de anomalías no solo permite ver cómo de bien funciona el modelo en cada país, sino que también ayuda a detectar posibles errores o zonas donde las predicciones podrían mejorarse ajustando el enfoque utilizado.

Desarollo de Aplicación

Por último, se creó una aplicación interactiva que reúne todo el estudio y sus resultados, pensada para que el usuario pueda explorarlos de forma visual y sencilla. En el Anexo B se explica con más detalle cómo funciona asi como el link directo a la misma.

5.2. Discusión.

Discusión y análisis de los resultados obtenidos.

Conclusiones

Todo proyecto debe incluir las conclusiones que se derivan de su desarrollo. Éstas pueden ser de diferente índole, dependiendo de la tipología del proyecto, pero normalmente van a estar presentes un conjunto de conclusiones relacionadas con los resultados del proyecto y un conjunto de conclusiones técnicas.

6.1. Aspectos relevantes.

Este apartado pretende recoger los aspectos más interesantes del **desarrollo del proyecto**, comentados por los autores del mismo.

Debe incluir los detalles más relevantes en cada fase del desarrollo, justificando los caminos tomados, especialmente aquellos que no sean triviales.

Puede ser el lugar más adecuado para documentar los aspectos más interesantes del proyecto y también los resultados negativos obtenidos por soluciones previas a la solución entregada.

Este apartado, debe convertirse en el resumen de la experiencia práctica del proyecto, y por sí mismo justifica que la memoria se convierta en un documento útil, fuente de referencia para los autores, los tutores y futuros alumnos.

Lineas de trabajo futuras

Este capítulo debería ser informe crítico indicando cómo se puede mejorar el proyecto, o cómo se puede continuar trabajando en la línea del proyecto realizado.

Bibliografía

[Ambientum, 2025] Ambientum (2025). Enfermedades emergentes: El rol crucial de la salud ambiental. https://www.ambientum.com/ambientum/cambio-climatico/enfermedades-emergentes-el-rol-crucial-de-la-salud-ambiental.asp?utm_source=chatgpt.com. Accedido: 2025-03-26.

[Armstrong and Okun, 2020] Armstrong, M. J. and Okun, M. S. (2020). Diagnosis and treatment of parkinson disease: A review. *JAMA*, 323(6):548–560.

[Chang et al., 2025] Chang, Y., Liu, J., Sun, S., Chen, T., and Wang, R. (2025). Deep learning for parkinson's disease classification using multimodal and multi-sequences pet/mr images. *EJNMMI Research*, 15(1):55.

[Díaz Cordero, 2012] Díaz Cordero, G. (2012). El cambio climático. *Ciencia y sociedad*.

[Dick et al., 2007] Dick, F. D., De Palma, G., Ahmadi, A., Scott, N. W., Prescott, G. J., Bennett, J., Semple, S., Dick, S., Counsell, C., Mozzoni, P., Haites, N., Wettinger, S. B., Mutti, A., Otelea, M., Seaton, A., Söderkvist, P., Felice, A., and study group, G. (2007). Environmental risk factors for parkinson's disease and parkinsonism: the geoparkinson study. *Occupational and environmental medicine*, 64(10):666–672.

[Fortoul van der Goes, 2022] Fortoul van der Goes, T. I. (2022). Cambio climático, la onda de calor y sus efectos en la salud. *Revista de la Facultad de Medicina (México)*, 65(5):3–5.

[GitHub,] GitHub, I. Github. https://github.com/github. Accedido: 2025-06-13.

[González and Pérez, 2021] González, J. C. and Pérez, M. L. (2021). James parkinson y la parálisis agitante: 200 años después. *Revista de Neurología*, 72(12):501–506.

[Hajianfar et al., 2023] Hajianfar, G., Kalayinia, S., Hosseinzadeh, M., Samanian, S., Maleki, M., Sossi, V., Rahmim, A., and Salmanpour, M. R. (2023). Prediction of parkinson's disease pathogenic variants using hybrid machine learning systems and radiomic features. *Physica Medica*, 113:102647. Epub 2023 Aug 12.

[Hurtado et al., 2016] Hurtado, F., N Cárdenas, M. A., Cardenas, F., and León, L. A. (2016). La enfermedad de parkinson: Etiología, tratamientos y factores preventivos. *Universitas Psychologica*, 15(SPE5):1–26.

[Jatoth et al., 2022] Jatoth, C., E., N., A.V.R., M., and Annaluri, S. R. (2022). Effective monitoring and prediction of parkinson disease in smart cities using intelligent health care system. *Microprocessors and Microsystems*, 92:104547.

[Marín et al., 2018] Marín, D. S., Carmona, H., Ibarra, M., and Gámez, M. (2018). Enfermedad de parkinson: fisiopatología, diagnóstico y tratamiento. *Revista de La Universidad Industrial de Santander. Salud*, 50(1):79–92.

[Martinez, 2001] Martinez, B. B. (2001). Minería de datos. *Cómo hallar una aguja en un pajar. Ingenierías*, 14(53):53–66.

[Mayeux et al., 1997] Mayeux, R., Marder, K., Cote, L. J., and et al. (1997). Prevalence of parkinson's disease in europe: the europarkinson collaborative study. *Neurology*, 48(1):9–13.

[Nosowitz and Goodwin, 2024] Nosowitz, D. and Goodwin, M. (2024). What is an api endpoint? https://www.ibm.com/think/topics/api-endpoint. Accedido el 13 de junio de 2025.

[OpenAI,] OpenAI. Chatgpt, modelo de lenguaje desarrollado por openai. https://chat.openai.com/. Accedido: 2025-06-13.

[Organización Mundial de la Salud, 2021] Organización Mundial de la Salud (2021). Cambio climático y salud. https://www.who.int/es/news-room/fact-sheets/detail/climate-change-and-health. Hoja informativa. Consultado el 28 de mayo de 2025.

[(PAHO), 2025] (PAHO), P. A. H. O. (2025). Cambio climático y salud. https://www.paho.org/es/temas/cambio-climatico-salud?utm_source=chatgpt.com. Accedido: 2025-03-26.

[Parkinson, 2002] Parkinson, J. (2002). An essay on the shaking palsy. *The Journal of Neuropsychiatry and Clinical Neurosciences*, 14(2):223–236. PMID: 11983801.

[PBC, a] PBC, P. Posit cloud. https://posit.cloud/. Accedido: 2025-06-13.

[PBC, b] PBC, P. Shiny for python. https://shiny.posit.co/py/. Accedido: 2025-06-13.

[Peng et al., 2019] Peng, J., Guan, J., and Shang, X. (2019). Predicting parkinson's disease genes based on node2vec and autoencoder. *Frontiers in Genetics*, 10:226.

[PlantUML,] PlantUML. Plantuml. https://plantuml.com/. Accedido: 2025-06-13.

[Poewe et al., 2017] Poewe, W., Seppi, K., Tanner, C. M., Halliday, G. M., Brundin, P., Volkmann, J., Schrag, A.-E., and Lang, A. E. (2017). Parkinson disease. *Nature reviews Disease primers*, 3(1):1–21.

[Rabie and Akhloufi, 2025] Rabie, S. and Akhloufi, M. A. (2025). A review on the application of machine and deep learning for parkinson's disease detection and monitoring. *Discover Artificial Intelligence*, 5(1):41.

[Ramos, 2014] Ramos, M. B. (2014). Biometeorología humana en la ciudad de punta alta.

[Raul et al., 2016] Raul, A., Patil, A., Raheja, P., and Sawant, R. (2016). Knowledge discovery, analysis and prediction in healthcare using data mining and analytics. In *2016 2nd International Conference on Next Generation Computing Technologies (NGCT)*, pages 475–478. IEEE.

[Requena Sánchez, 2024] Requena Sánchez, C. (2024). *Predicción de la enfermedad de Parkinson mediante análisis acústico*. PhD thesis, UPC, Facultat de Matemàtiques i Estadística.

[Rodríguez et al., 2015] Rodríguez, Y., García, M. d. l. A., Martínez, M. d. C., and Rodríguez, M. d. C. (2015). Variabilidad y cambio climáticos: su repercusión en la salud. *Revista Cubana de Salud Pública*, 41(7):1–12.

[RTVE, 2017] RTVE (2017). ¿cómo afecta el clima a nuestra salud?

[Simón et al., 2005] Simón, F., López-Abente, G., Ballester, E., and Martínez, F. (2005). Mortality in spain during the heat waves of summer 2003. *Euro Surveillance*, 10(7):156–161.

[World Health Organization, 2025] World Health Organization (2025). Air pollution. https://www.who.int/health-topics/air-pollution#tab=tab_1. Accedido: 2025-03-26.

[Zhang et al., 2018] Zhang, G., Xia, Y., Wan, F., Ma, K., Guo, X., Kou, L., Yin, S., Han, C., Liu, L., Huang, J., et al. (2018). New perspectives on roles of alpha-synuclein in parkinson's disease. *Frontiers in aging neuroscience*, 10:370.