Variable a predir:

Dades defuncions covid per comarques (normalitzada, n morts per 100k habitants):

<https://analisi.transparenciacatalunya.cat/Salut/Dades-setmanals-de-COVID-19-per-comarca/jvut-jxu8/about_data>

Covariates:

Educacio per comarques:

<https://www.idescat.cat/indicadors/?id=aec&n=15743&fil=43>

Densitat per comarques:

<https://www.idescat.cat/indicadors/?id=aec&n=15227>

Atur per sexe :

<https://www.idescat.cat/indicadors/?id=aec&n=15303>

Atur per sexe I grups d’edat:

<https://www.idescat.cat/indicadors/?id=aec&n=15957>

renda garantida per comarques:

<https://dretssocials.gencat.cat/ca/ambits_tematics/serveis_socials/estadistiques/renda-garantida-ciutadania/>

altres:

<https://naciodigital.cat/societat/a-quines-comarques-hi-ha-mes-pobresa-i-exclusio-social-13-indicadors-mes-enlla-de-la-renda_266091_102.html>

**Objectiu: Analisis espacial de l’impacte del covid per comarca i veure com influeixen les covariates en les defuncions per covid.**

**Primer posem un model senzill amb un parell de covariates (ex: Educacio i renda garantida) per presentarlo i despres a lentrega final ho fem amb mes.**

Para configurar un modelo bayesiano espacial para analizar las defunciones por COVID-19 por comarca, una buena opción es utilizar un modelo de Poisson jerárquico que tenga en cuenta las covariables mencionadas y la dependencia espacial entre las comarcas. Aquí te detallo cómo sería la configuración del modelo:

**Modelo Jerárquico de Poisson**

El modelo de Poisson es ideal para datos de conteo como el número de defunciones. Se puede estructurar de la siguiente manera:

1. **Modelo de Datos (Likelihood):**
   * Las defunciones por COVID-19 en cada comarca 𝑖, 𝑌𝑖, se modelan como una variable aleatoria de Poisson:

𝑌𝑖∼Poisson(𝜆𝑖)

* + La media del modelo de Poisson, 𝜆𝑖 depende de las covariables y de un término de efecto aleatorio espacial.

1. **Modelo Lineal para el Logaritmo de 𝜆𝑖:**
   * El logaritmo de 𝜆𝑖​ se modela como una combinación lineal de covariables y un efecto aleatorio:

log⁡(𝜆𝑖)=𝛽0+𝛽1𝑋1𝑖+𝛽2𝑋2𝑖+...+𝛽𝑘𝑋𝑘𝑖+𝑢𝑖​

* + Aquí, 𝑋𝑗𝑖 representa las diferentes covariables (educación, densidad, desempleo, renta, indicadores de pobreza) para cada comarca *i*, y 𝛽𝑗 son los coeficientes asociados a estas covariables.
  + 𝑢𝑖 es el efecto aleatorio espacial que captura la dependencia espacial entre comarcas.

1. **Efecto Aleatorio Espacial:**
   * Los efectos aleatorios 𝑢𝑖se modelan típicamente usando un modelo condicionalmente autoregresivo (CAR) o un modelo de efectos aleatorios espaciales suaves:

𝑢∼MVN(0,𝜏𝑢−1𝑅)

* + 𝑅 es una matriz que define la estructura de dependencia espacial entre las comarcas, típicamente basada en la contigüidad o la distancia entre ellas.
  + 𝜏𝑢​ es el parámetro de precisión de los efectos aleatorios, que controla cuánto varían espacialmente.

1. **Distribuciones a Priori:**
   * Se deben seleccionar distribuciones a priori para los parámetros del modelo, incluyendo los coeficientes 𝛽 y la precisión 𝜏𝑢*.* Una elección común para los coeficientes es una distribución normal centrada en cero:

𝛽𝑗∼Normal(0,𝜎𝛽2)

* + Para la precisión de los efectos aleatorios, una distribución Gamma es una opción típica:

𝜏𝑢∼Gamma(𝑎,𝑏)

**Implementación y Estimación**

Este modelo se puede implementar utilizando software estadístico que soporte inferencia bayesiana, como R o Python. Por ejemplo, en R, puedes usar el paquete **INLA** para modelos aproximados Bayesianos que incluyan efectos espaciales, mientras que en Python, **PyMC3** o **PyStan** son buenas opciones para realizar el muestreo de Monte Carlo Hamiltoniano (HMC) o el muestreo de Gibbs.

**Resumen**

Este modelo permite incorporar efectos fijos de las covariables y efectos aleatorios que capturan la estructura espacial. La selección de priors y la configuración de la matriz de dependencia espacial son cruciales para reflejar correctamente las suposiciones y conocimientos previos sobre los datos y su estructura espacial.