

Modelos bayesianos espacio-temporales en el análisis de las hospitalizaciones evitables en Costa Rica

Melvin Morera Salas. Caja Costarricense de Seguro Social. mmoreras@ccss.sa.cr

Introducción y objetivo

El análisis puramente espacial de eventos en salud agrupa datos de varios años dejando de lado la dimensión del tiempo. Esto implica que el exceso de eventos observados en algunas áreas geográficas pudiera ser sólo el reflejo de una situación pasada que continúa visualizándose debido a la agregación de información¹.

Estos problemas se resuelven con la utilización de modelos espacio-temporales ya que permiten mostrar la distribución geográfica de riesgos y cómo evolucionan éstos a lo largo del tiempo. Por este motivo, el uso de modelos bayesianos jerárquicos espacio-temporales se han generalizado en la cartografía de enfermedades y constituyen una herramienta muy útil para la vigilancia epidemiológica².

El objetivo del estudio es desarrollar modelos bayesianos espacio-temporales para identificar patrones espaciales persistentes de alta hospitalización susceptibles de atención ambulatoria (ACSC por sus siglas en inglés) en el entorno costarricense y determinar que áreas tienen una tendencia creciente en el riesgo de hospitalización.

Materiales y métodos

Los datos se obtienen del Seguro Público de Salud Costarricense (SPSC). Se estudian 13 categorías diagnósticas de la lista válida para España, agrupadas en enfermedades prevenibles por inmunización, agudas y crónicas³. La unidad geográfica de análisis son las 103 áreas de salud y el periodo de estudio es 2001-2008.

Para determinar patrones espacio-temporales de hospitalización por ACSC el mejor modelo resultó ser uno que permite transferir información entre años sucesivos y entre las áreas de salud vecinas. Incluye un componente espacial autorregresivo, un paseo aleatorio de primer orden que modeliza la evolución temporal promedio para todas las áreas de salud, y una serie temporal autorregresiva de primer orden en función de ese mismo término en áreas vecinas.

Para estimar la tendencia espacio-temporal se estima un modelo que incluye componentes aleatorios de autocorrelación y heterogeneidad espacial y de tendencia lineal y cuadrática, de tal forma que captura la tendencia de las razones estandarizadas de hospitalización y los cambios en su tendencia durante el período de análisis.

La estimación de los modelos se realizó en WinBUGS. Se utilizó el Deviance Information Criteria (DIC) para valorar el ajuste de los modelos⁴ y la convergencia se comprobó con el estadístico de Brooks-Gelman-Rubin⁵.

Resultados

Análisis descriptivo

Para el entorno costarricense se encontró que aproximadamente una de cada veinte hospitalizaciones se generan por patologías que se consideran evitables. Tres cuartas partes de estas hospitalizaciones se concentran en tres categorías diagnósticas: enfermedades isquémicas del corazón, neumonía y enfermedades hipertensivas.

Patrones espacio-temporales persistentes y magnitud de la variabilidad geográfica

La estimación de la razón de hospitalización por áreas de salud es similar en todos los años. Esto se corrobora al observar la distribución geográfica de las razones estimadas y su significación estadística por año y para cada sexo, donde se aprecia pocos cambios en la intensidad de colores en los mapas (figura 1).

Se presenta un patrón persistente de sobrehospitalización en la zona Sur del país y Pacífico Central en ambos sexos y en parte de la provincia de Guanacaste en hombres. Por su parte, se registra un patrón persistente de infrahospitalización en parte de las zonas Atlántica y norte y en el centro del país.

En la primera fila de la figura 2 se representa geográficamente la magnitud de la variabilidad de las hospitalizaciones evitables por área de salud, medida por la desviación estándar de la razón hospitalización estandarizada suavizada (RHES) para el período 2001-2008. Se observa una baja variabilidad en las zonas con alto riesgo de hospitalización evitable en el Sur del país y el Pacífico Central, lo cual corrobora la existencia de un patrón espacial persistente de alta hospitalización en dicha región.

También se observa que en regiones distintas las áreas de salud tienen un comportamiento muy distinto, mientras que en la misma región evolucionan de forma similar, que es un hecho interesante desde el punto de vista epidemiológico.

Las tendencias temporales de la mayoría de áreas de salud presentan un comportamiento muy suavizado debido a la presencia de correlación temporal, pero a pesar de la dependencia entre observaciones consecutivas, se puede ajustar una gran variedad de formas.

Tendencia espacio-temporal hospitalizaciones por ACSC

Para el análisis de la tendencia temporal de cada área de salud se utilizaron las estimaciones de las tendencias lineal y cuadrática del modelo bayesiano y se construyeron cinco categorías: crecimiento, decrecimiento, crecimiento-decrecimiento, decrecimiento-crecimiento y variación no significativa.

A nivel de áreas de salud se evidencian cambios en los patrones geográficos de hospitalizaciones por ACSC dependiendo del año y sexo analizado. Aproximadamente el 15 % de las áreas presentaron una tendencia decreciente en las hospitalizaciones durante todo el período y un porcentaje similar de áreas registraron una tendencia creciente.

En la tercera fila de mapas de la figura 2, se observa que existe una ligera concentración de áreas con tendencia creciente para todo el período en el centro del país en el grupo de hombres y en la provincia de Alajuela en mujeres. Se muestra también una concentración de áreas con tendencia decreciente durante todo el período en gran parte de las provincias de Puntarenas y Guanacaste en hombres.

Áreas de salud de interés para la vigilancia epidemiológica

Combinar la información de los mapas de patrones espaciales y de tendencia espacio-temporal, permite detectar algunos comportamientos en la evolución de los riesgos que pueden tener



Razón Hospitalización
Estandarizada Suavizada RHES

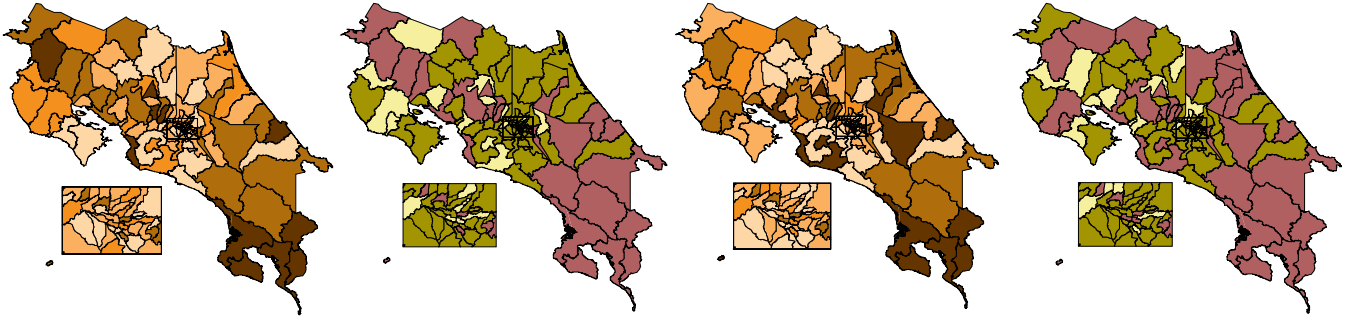
Pr (RHES>1)



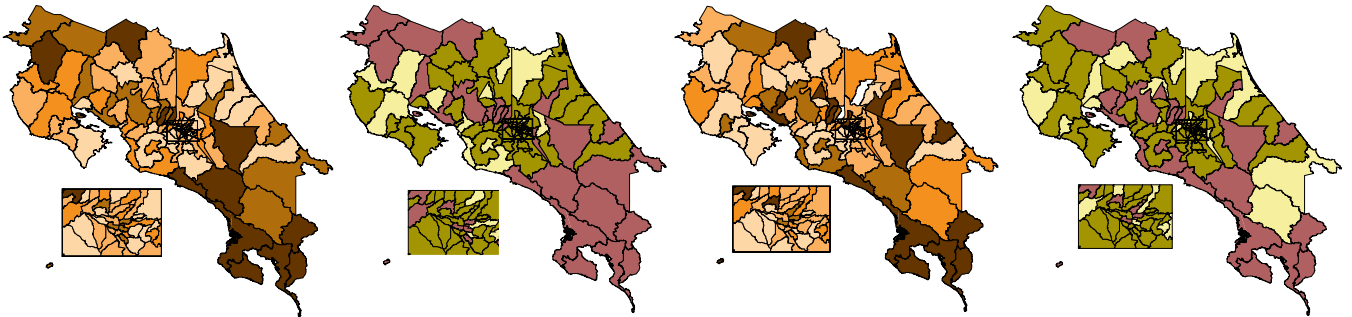
Razón Hospitalización
Estandarizada Suavizada RHES

Pr (RHES>1)

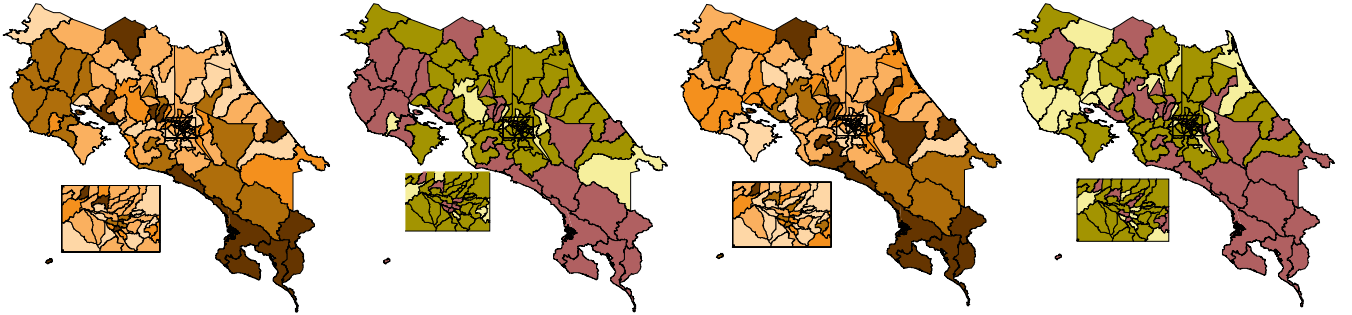
2001



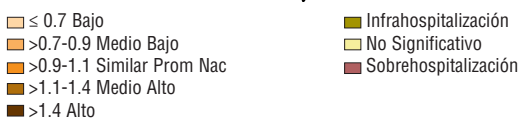
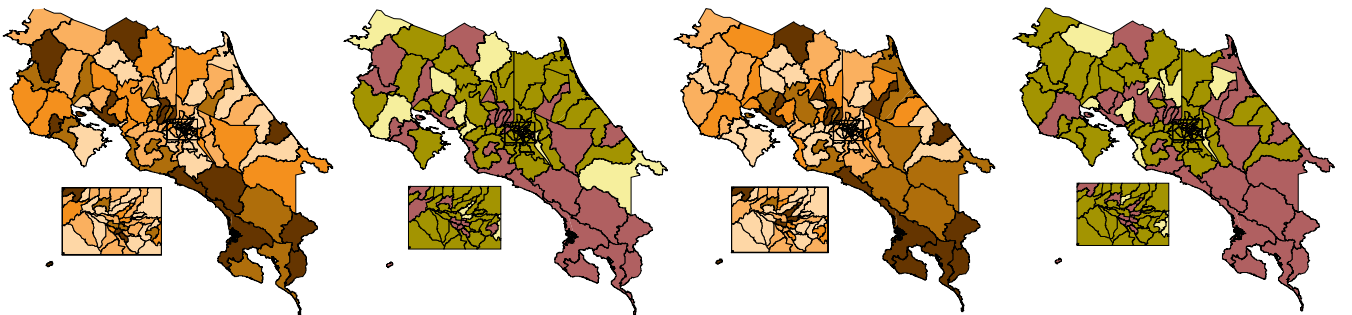
2002



2003



2004



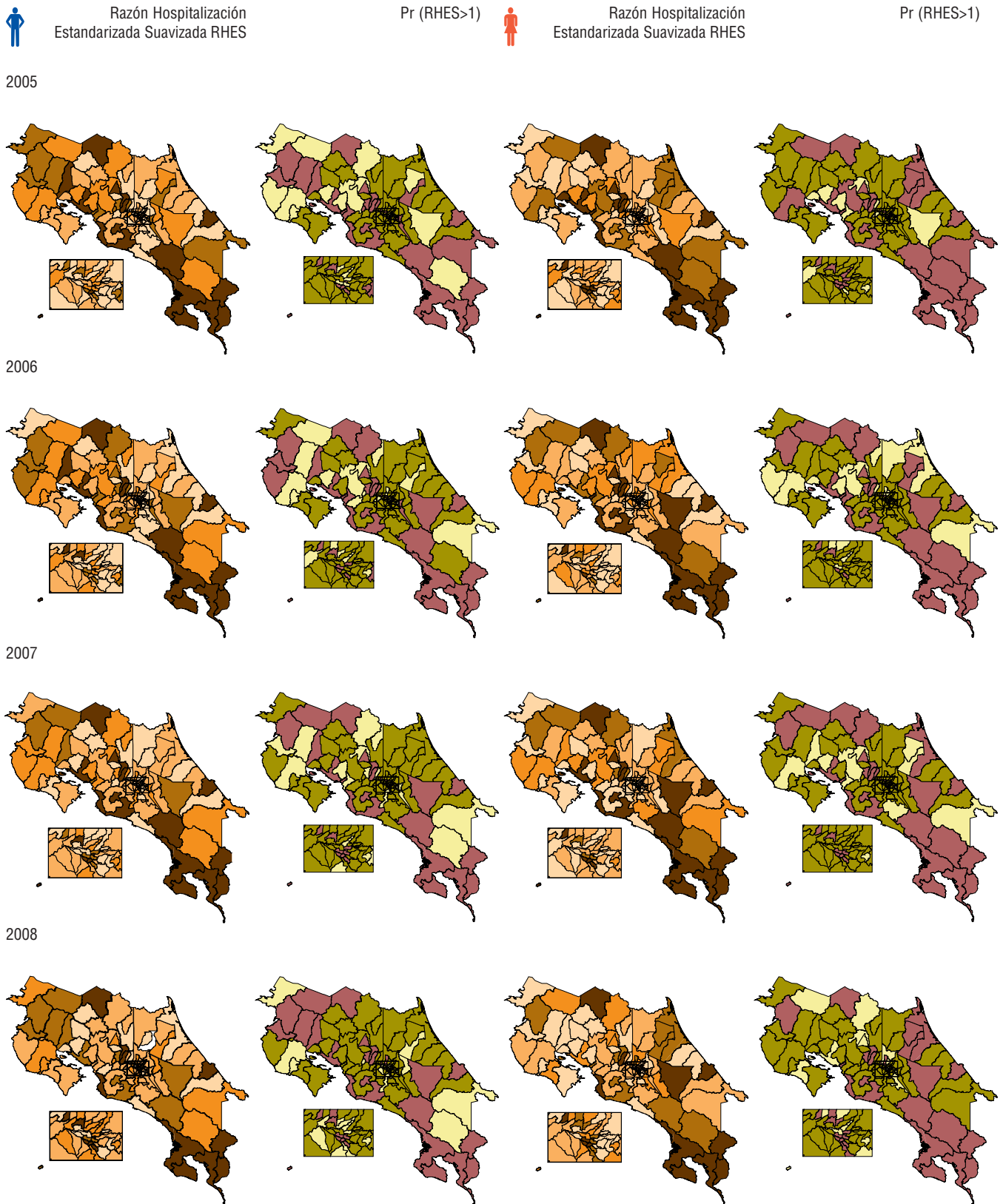
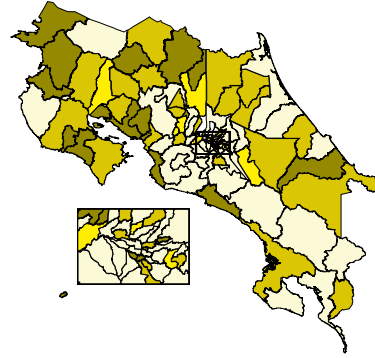
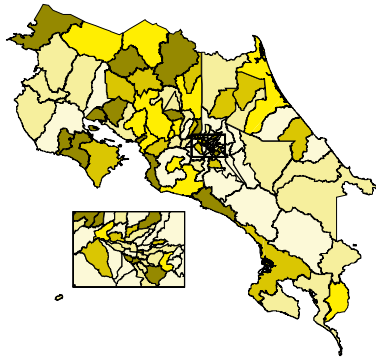


Figura 1. Razón de hospitalización estandarizada suavizada y significancia estadística por año según sexo. Total de hospitalizaciones por ACSC.

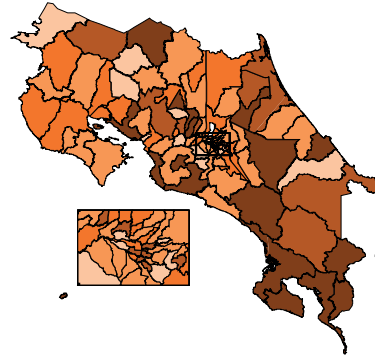
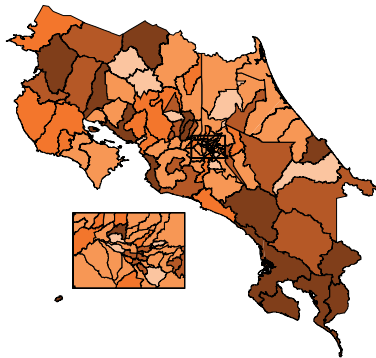


Desviación estándar RHES 2001-2008

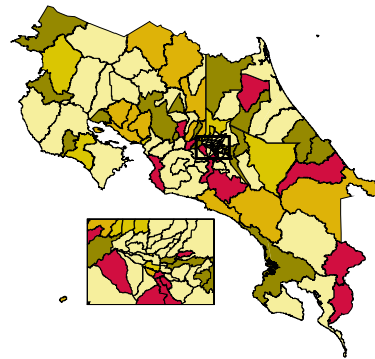
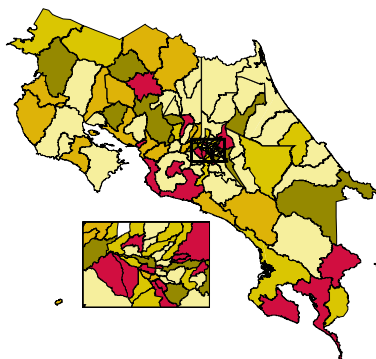


- ≤1.14: Quintil 1
- >1.14-1.17: Quintil 2
- >1.17-1.19: Quintil 3
- >1.19-1.27: Quintil 4
- >1.27: Quintil 5

Promedio RHES 2001-2008



Tendencias de las RHES



- Decreciente
- Creciente - Decreciente
- No significativo
- Decreciente-Creciente
- Creciente

Evolución RHES áreas seleccionadas

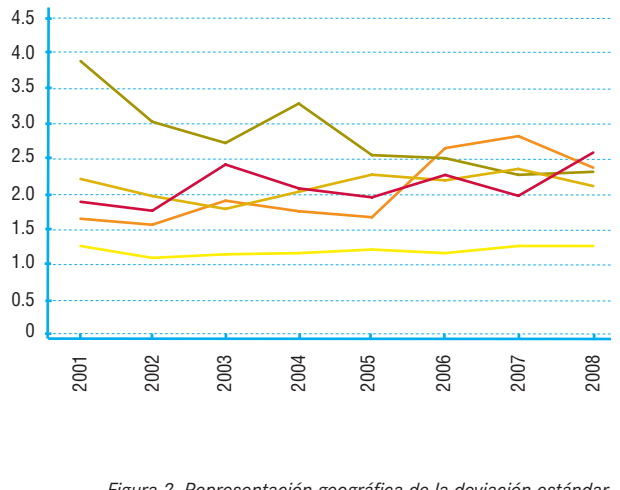
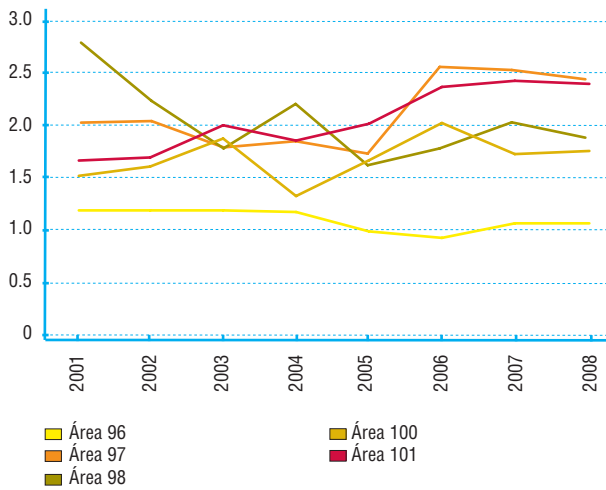


Figura 2. Representación geográfica de la desviación estándar, promedio y tendencia de la RHES por sexo.

un interés desde el punto de vista de la vigilancia epidemiológica y de planificación de servicios de salud. Atención especial merecen las áreas de salud con tendencia creciente y que están ubicadas dentro de zonas de alto riesgo.

Los mapas de la segunda fila de la [figura 2](#) muestran la confluencia de colores, ya sea de alto o bajo riesgo, en algunas zonas enmarcadas con semicírculos. Pero los mapas de tendencia espacio-temporal (tercera fila de mapas) y las gráficas de tendencia, muestran la variedad de formas que pueden tomar las áreas dentro de esas regiones.

Se destaca la zona Sur del país que presenta sobrehospitalización en todo el período de estudio y donde algunas de estas áreas presentan una tendencia creciente en todos los años. También se pueden destacar otras zonas con tendencia creciente en regiones con alto riesgo, tal es el caso de algunas de las áreas del centro del país y Pacífico Central en hombres y zona Atlántica en mujeres.

Discusión

El análisis bayesiano dinámico presentado en esta investigación aporta un conocimiento actual de la distribución geográfica y evolución temporal de la morbilidad hospitalaria evitable en Costa Rica, mejorando sustancialmente la información aportada por el mapeo estático convencional. Se muestra la evolución de cada área de salud a lo largo del período de estudio y se destacan algunos comportamientos que pueden tener un interés desde el punto de vista de la vigilancia epidemiológica y de planificación de servicios de salud.

Se determina la presencia de patrones persistentes de sobrehospitalización en la zona Sur, parte del Pacífico Central y Norte del país, en todos los grupos de enfermedades y en ambos sexos. También se destacan algunos patrones de áreas con tendencia creciente en el centro del país y en parte de la zona Sur, que a su vez son zonas con altas RHES.

En esta investigación se debe tener cuidado cuando se analizan los resultados de tendencia temporal debido al corto período disponible para el análisis de los datos. Martínez *et al.*⁶ demuestran que los modelos que utilizan estructuras autorregresivas para el componente espacio-temporal se ajustan mejor cuando el período de tiempo es largo. Para lograr resultados más robustos se recomienda ampliar el período de análisis.

Cuando se analizan e interpretan mapas de enfermedades también se deben tener en cuenta, entre otros factores, los efectos de la migración, calidad de los datos y el grado de dispersión de las tasas entre zonas geográficas. Para una discusión más detallada sobre estas limitaciones revisar a Ocaña-Riola⁷.

Dentro de las líneas abiertas de investigación está determinar si los patrones persistentes de sobrehospitalización están asociados a factores tales como efectos medioambientales, factores socio demográficos o al bajo acceso a la atención primaria de salud, que actúan de manera sostenida durante todo el período. A pesar de que el enfoque bayesiano permite la inclusión de variables explicativas dentro de sus modelos, para esta investigación no se dispuso de un sistema continuo y homogéneo de información que permitiera estimar modelos de regresión espacio-temporales. En consecuencia, no se evaluaron las posibles causas de los patrones persistentes de sobrehospitalización en la zona Sur del país.

Como temas alternativos para esta línea de investigación se recomienda diseñar modelos de ecuaciones estructurales en el entorno bayesiano⁸, que permitiría construir variables explicativas no observables a partir de datos administrativos que se recogen usualmente en las áreas de salud.

Otras líneas de desarrollo estarían centradas en explorar modificaciones a los modelos propuestos para evaluar posibles mejoras en términos de ajuste. Dentro de las alternativas se podrían desarrollar modelos autorregresivos temporales de un orden superior a 1 y aplicar componentes autorregresivos y de medias móviles para vincular la información entre períodos. Aunque, la identificación de la estructura de la serie temporal apropiada es una tarea difícil cuando el número de períodos de tiempo disponible es pequeño⁶.

Para esta investigación se calcularon las razones de hospitalización ajustadas por edad con el objetivo de reducir la complejidad de los modelos. Se recomienda estudiar las interacciones espacio-temporales de las tasas específicas por edad. Porque si existieran diferencias geográficas en las tasas específicas, se podrían implementar diferentes estrategias dependiendo de los grupos de edad y las zonas geográficas donde exista sobrehospitalización por ACSC. Para mayor detalle del análisis de modelos por grupos de edad ver a Ocaña-Riola⁹.

Bibliografía

1. Page A, Ambrose S, Glover J, Hetzel D. Atlas of Avoidable Hospitalizations in Australia: ambulatory care-sensitive conditions. *Adelaide: PHIDU*, University of Adelaide; 2007.
2. Knorr-Held L, Besag J. Modelling risks from a disease in time and space. *Statistics in Medicine*. 1998; 17: 2045-60.
3. Caminal J, Mundet X, Ponsà J.A, Sánchez E, Casanova C. Las hospitalizaciones por ambulatory care sensitive conditions: selección del listado de códigos de diagnóstico válidos para España. *Gac Sanit*. 2001;15(2):128-41.
4. Spiegelhalter DJ, Best N., Carlin BP, Vanderlinde A. Bayesian measures of model complexity and fit (with discussion). *J Roy Statist Soc*. 2002, 64:583-639.
5. Brooks S P, Gelman A. Alternative methods for monitoring convergence of iterative simulations. *J Comput Graph Stat*.1998; 7: 434-55.
6. Martínez-Beneito M, López-Quilez A, Botella-Rocamora P. An autoregressive approach to spatio-temporal disease mapping *Stat Med*. 2008; 27: 2874-89.
7. Ocaña-Riola R. Common errors in disease mapping. *Geospat Health*. 2010; 4(2): 139-54.
8. Hossain M, Laditka J. Using hospitalization for ambulatory care sensitive conditions to measure access to primary health care: an application of spatial structural equation modeling. *Int J Health Geogr*. 2009; 8-51.
9. Ocaña-Riola R. Spatio-temporal trends of mortality in small areas of Southern Spain. *BMC Public Health*. 2010; 10: 26.

Anexo 1

Códigos de WinBUGS Modelo Tendencia espacio-temporal

```
# Modelo para estimar la tendencia espacio-temporal de las
hospitalizaciones por ACSC.
```

```
model{
  for(i in 1:N){
    for(j in 1:T){
      O[i,j] ~ dpois(mu[i,j])
      log(mu[i,j]) <- log(E[i,j]) + alpha + (beta1+delta1[i])*(anos[j]-
centro) +
      (beta2+delta2[i])*(anos[j]-centro)*(anos[j]-centro) + S[i] + h[i]
      RHES[i,j]<-exp(alpha + (beta1+delta1[i])*(anos[j]-centro) +
      (beta2+delta2[i])*(anos[j]-centro)*(anos[j]-centro) + S[i] + h[i])
    }
    # Componentes para estimar la tendencia temporal para cada
áreas de salud
    lineal[i]<-beta1+delta1[i]
    cuadratico[i]<-beta2+delta2[i]
    prp.lineal[i]<-step(lineal[i]-0)
    prp.cuadratico[i]<-step(cuadratico[i]-0)
  }
  #Distribución a priori
  alpha ~ dflat()
  beta1 ~ dnorm(0, 0.00001)
  beta2 ~ dnorm(0, 0.00001)
  #Efectos espaciales
  S[1:N] ~ car.normal(adj[], weights[], num[], tau.S)
  delta1[1:N] ~ car.normal(adj[], weights[], num[], tau.delta1)
  delta2[1:N] ~ car.normal(adj[], weights[], num[], tau.delta2)
  for (i in 1:N)
  {h[i] ~ dnorm (0, tau.h)}
  #Otras distribución a priori
  tau.S ~ dgamma(0.5, 0.0005)
  tau.h ~ dgamma(0.5, 0.0005)
  tau.delta1 ~ dgamma(0.5, 0.0005)
  tau.delta2 ~ dgamma(0.5, 0.0005)
  varianza.S <- 1/tau.S
  varianza.h <- 1/tau.h
  varianza.delta1 <- 1/tau.delta1
  varianza.delta2 <- 1/tau.delta2
  # Pesos para la matriz adyacente
  for (k in 1:sumNumNeigh)
  {weights[k] <- 1}
}
```

Anexo 2

Códigos de WinBUGS Modelo Estimación de Patrones Persistentes

```
# Modelo con dos componentes mixtos para la variancia de los
términos de interacción espacio-temporales
```

```
model{
  for(i in 1:N){
    for(j in 1:T){
      O[j,i] ~ dpois(mu[j,i])
    }
    #Modelización de la media para cada área de salud y año
    log(mu[j,i]) <- log(E[j,i]) + mediainter + inter[j] + ST[j,i]
    #Razón de hospitalización estandarizada suavizada para cada
área de salud y año
    RHES[i,j] <- exp(mediainter + inter[j] + ST[j,i])
    #Probabilidad de q la RHES sea superior a uno, para cada área
de salud y año
    PRHES[i,j] <- step(RHES[i,j]-1)
    #Tendencia temporal del riesgo para cada área de salud
    Tend.ST[j,i] <- exp(ST[j,i]) / exp(mean(ST[,i]))
    #Magnitud de las variaciones geográficas en el tiempo
    sd.ST[i] <- exp(sd(ST[,i]))
    #Razón espacio-temporal media para cada área de salud
    mean.ST[i] <- exp(mean(ST[,i]))
    #Tendencia temporal
    for(j in 1:T){
      RMAAnual[j] <- exp(inter[j])
    }
    #Efecto espacio-temporal para el primer periodo
    theta.S[1,1:N] ~ car.normal(map[], w[], nvec[], prec.spat)
    for(i in 1:N){ST[1,i] <- pow(1-ro*ro,-0.5)*S[1,i]}
    #Efecto espacio-temporal para periodos subsecuentes
    for(j in 2:T){
      for(i in 1:N){
        theta.ST[j,i] <- ro*ST[j-1,i] + S[j,i]
        theta.S[j,1:N] ~ car.normal(map[], w[], nvec[], prec.spat)
      }
    }
    #Distribución a priori para el riesgo medio para cada área y
año
    mediainter ~ dnorm(0,0.01)
    #Distribución a priori para la tendencia temporal global
    inter[1:T] ~ car.normal(mapT[], wT[], nvecT[], prec.inter)
    #Distribución a priori para los parámetros de precisión del
modelo
    prec.inter ~ dgamma(0.5,0.005)
    prec.spat ~ dgamma(0.5,0.005)
    #Distribución a priori para el parámetro de dependencia temporal
    ro ~ dunif(-1,1)
    # Pesos para las matrices adyacentes en el espacio y tiempo
respectivamente
    for(k in 1: 534){
      w[k] <- 1
    }
    for(k in 1: 14){
      wT[k] <- 1
    }
  }
}
```