

به نام خدا



دانشگاه صنعتی اصفهان
Isfahan University
of Technology

گزارش پروژه تحلیل داده پیشرفته

تحلیل مدل های بیزی روی داده های کرونا در قاره اروپا

استاد درس : دکتر ریحانه ریخته گران

بهمن ماه ۱۴۰۰

پریسا شفائی مهر

(۱) مقدمه

حجم بالایی از داده های فضایی - زمانی به طور روزانه و ماهانه جمع آوری می شوند و مدل بندی و تحلیل داده های فضایی - زمانی در زمینه های علمی گوناگون مورد توجه محققین قرار گرفته است. به عنوان مثال تعداد مرگ و میر کرونا و تعداد مبتلایان کرونا به طور روزانه در سایت سازمان بهداشت جهانی (WHO) جمع آوری و ثبت می شود. معمولاً برای مدل بندی داده های فضایی - زمانی از مدل های بیزی استفاده می شود. برای تحلیل این مدل ها از روش های مبتنی بر نمونه گیری مانند الگوریتم های مونت کارلوی زنجیر مارکوفی (MCMC) استفاده می شود. وجود بعد فضایی و زمانی به طور توأم و اغلب حجیم بودن داده ها پیچیدگی های اساسی بر روی تحلیل و استنباط داده ها ایجاد می کند به طوری که پیچیدگی محاسبات به سرعت افزایش می یابد. بنا بر این لزوم مدل هایی کارا و سریع الگوریتم های MCMC برای اینگونه از داده ها از اهمیت خاصی برخوردار است. هدف اصلی در این پروژه مدل بندی بیزی داده های فضایی - زمانی آمار مرگ و میر کرونا در قاره ی اروپا در سال ۲۰۲۱ و ۲۰۲۲ با استفاده از مدل های نوشته شده و انتخاب مدل مناسب و سپس انتخاب متغیر های توضیحی مناسب می باشد. در ابتدا داده ها پیش پردازش شده و سپس تحلیل روی داده های کرونا فراهم می شود و در بخش بعد مدل های بیزی برای داده ها معرفی می شود سپس برآزش مدل (به وسیله ی OpenBugs) و پیش بینی در زمان های آینده روی داده های آمار مرگ و میر کرونا انجام می گردد و در انتها بحث و نتیجه گیری بیان می شود.

(۲) مجموعه داده ها

(۲.۱) معرفی مجموعه داده ها

مجموعه داده ها، اطلاعات مربوط به ۵۴ کشور در قاره ی اروپا درمورد تعداد مرگ و میر به وسیله ی کرونا و عوامل وابسته به آن می باشد. تعداد کل نمونه های در دسترس در این داده پس از پیش پردازش، ۱۳۰۰۹ داده است . در هر کشور اطلاعات به صورت روزانه برداشت شده و اطلاعات از جولای ۲۰۲۱ تا فوریه ۲۰۲۲ ثبت شده اند. این داده ها توسط سازمان بهداشت جهانی (WHO) جمع آوری شده است و آمار آن به صورت روزانه به روز رسانی می شود.

(۲.۲) معرفی متغیر ها

ID	کد مختص به هر کشور
Date	تاریخ ثبت داده
Medium Age	میانه سن جمعیت، پیش بینی سازمان ملل برای سال ۲۰۲۰
Population	جمعیت (آخرین به روزرسانی)
Total Cases	مجموع موارد تایید شده کرونا. شمارش می تواند شامل موارد احتمالی، در صورت گزارش باشد.
New Cases	موارد جدید تایید شده کرونا. شمارش می تواند شامل موارد احتمالی، در صورت گزارش باشد.
Total Deaths	کل مرگ و میر منتسب به کرونا. شمارش می تواند شامل مرگ و میرهای احتمالی، در صورت گزارش باشد.
New Deaths	تعداد مرگ و میر جدید منتسب به کرونا. شمارش می تواند شامل مرگ و میرهای احتمالی، در صورت گزارش باشد.

تعداد بیماران کرونا در بیمارستان در یک روز معین	Hospital Patients
تعداد بیماران کرونا در بخش مراقبت های ویژه (ICU) در یک روز معین	ICU Patients
برآورد همزمان نرخ مؤثر تولید مثل (R) کووید-۱۹	Reproduction Rate
شاخص سختگیری واکنش دولت: اندازه گیری ترکیبی بر اساس ۹ شاخص پاسخ از جمله تعطیلی مدارس، تعطیلی محل کار و ممنوعیت سفر، که به مقدار ۰ تا ۱۰۰ تغییر مقیاس داده شده است (۱۰۰ = دقیق ترین پاسخ)	Stringency Index
تعداد کل افرادی که تمام دوزهای تجویز شده توسط پروتکل واکسیناسیون اولیه را دریافت کردند	People fully vaccinated
تعداد کل دوزهای واکسیناسیون کرونا تجویز شده	Total vaccinations

(۲.۳) پیش پردازش داده ها

پس از استخراج داده ها از سایت دانشگاه هاپکینز و همچنین جمع آوری و اضافه کردن تعدادی متغیر توضیحی مورد نیاز برای بالا بردن دقت مدل برای ارزیابی از سایت WHO شروع به انجام مقدمات پیش پردازش داده ها کردیم فرآیند پاکسازی و آماده سازی داده ها که بسیار هم زمان بر بود شامل موارد زیر می باشد :

i. مرتب نمودن داده ها براساس پنل و تاریخ : ۵۴ کشور در قاره اروپا هدف این پروژه برای تحلیل بوده که داده ها به ۵۴ پنل براساس کشور تقسیم بندی شده و هر کشور به عنوان یک پنل در نظر گرفته شد و بعد از آن براساس تاریخ مرتب شدند.

ii. جایگذاری داده های از دست رفته: به دلیل واقعی بودن داده های تعدادی از داده ها به دلایل مختلف در دسترس نبودند که طبق چند مرحله این داده ها جایگذاری شدند (به وسیله ی برنامه های Rapid Miner و Excel)

(a) با استفاده از میانگین

(b) با استفاده از توزیع نمونه ها در کل داده در هر ویژگی

(c) با استفاده از توزیع نمونه ها در هر پنل در هر ویژگی

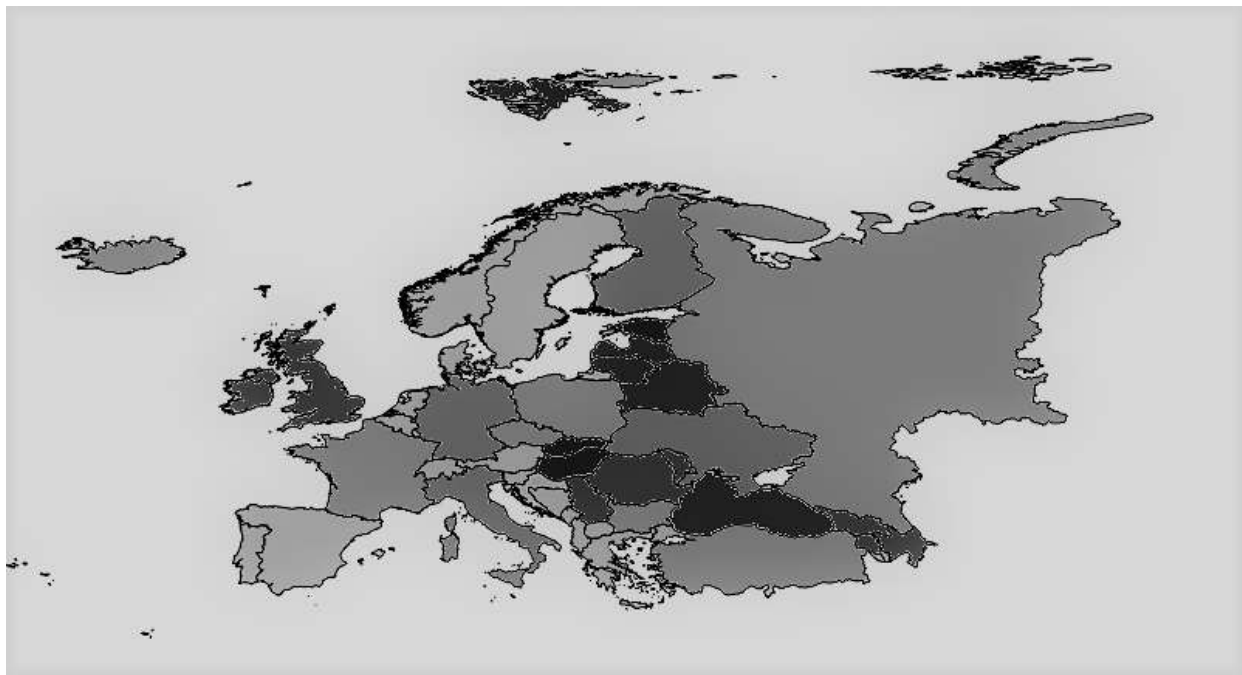
(d) با استفاده از اطلاعات سایت های مرجع دیگر

قابل ذکر است که تعدادی از نمونه ها که چندین ویژگی آن ناقص بود از مجموعه داده حذف شدند تا دقت مدل بالا برود.

۲.۴ تحلیل داده ها

هدف ما در این پروژه پیش بینی تعداد کل مرگ و میر توسط کروناست پس متغیر پاسخ را Total Deaths در نظر میگیریم.

از آنجایی که تعداد مرگ و میر در هر نمونه از جمع تعداد نمونه قبل با تعداد مرگ در نمونه فعلی بدست می آید می توان حدس زد یکی از وابستگی های مدل، وابستگی طولی داده هاست و هر داده به داده ی قبل خود وابسته است و از آنجایی که نمونه های هر پنل در داده ها تحت تاثیر عوامل آن پنل هستند ، پس همبستگی درون پنل نیز وجود دارد. حال در ادامه نقشه فضایی میانگین تعداد مرگ و میر کرونا در یکی از ماه ها آمده است.



این شکل بیانگر آن است که تعداد مرگ و میر کرونا در هر کشور به صورت یکنواخت نمی باشد و به هر کشور بستگی دارد و این بیانگر وابستگی فضایی این نوع داده ها می باشد. این نوع وابستگی هم درون هر کشور است و هم می توان این فرض را در نظر گرفت که هر کشور به کشور های اطراف خود وابسته است. از اطلاعات بدست آمده می توان مدل های رگرسیونی اثر آمیخته و مدل طولی و مدل فضایی و هر نوع مدل توام از این مدل ها را در نظر گرفت ، پس در بخش بعد به بررسی ، برازش و تحلیل این مدل ها می پردازیم.

(۳) مدل ها

(۳.۱) مدل های موجود

در این بخش مدل های موجود برای این نوع داده ها را بررسی می کنیم.

در مسائل کاربردی معمولاً برای شناخت ارتباط میان متغیرهای توضیحی و متغیر پاسخ و شکل این روابط از مدل های رگرسیونی استفاده می شود. برازش این مدل ها با فرض نرمال بودن متغیر پاسخ یا تبدیلی از آن، ثابت بودن واریانس متغیر پاسخ و ناهمبسته بودن مؤلفه های خطا انجام می شود.

(آ) مدل رگرسیونی ساده

$$Y_i = X_i \beta_i + \varepsilon_i \quad \varepsilon_i \sim N(0, \delta^2)$$

$$\rightarrow Y_i \sim (X_i \beta_i, \delta^2)$$

پیشین های مناسب برای این مدل عبارت است از:

$$\beta \sim N(\mu, \delta^2) \text{ or } \beta \sim N_p(\beta_0, \Lambda_0)$$

$$\delta^2 \sim IG(a, b)$$

در این مدل برای پارامتر بتا دو پیشین نرمال تک متغیره و چند متغیره را در نظر میگیریم و در برازش مدل پیشین مناسب تر را انتخاب می کنیم. و برای پارامتر پیشین مزدوج گاما معکوس را در نظر میگیریم.

(ب) مدل رگرسیونی با اثرات آمیخته (Random Intercept Model)

$$Y_{ij} = X_{ij} \beta_{ij} + \alpha_i + u_{ij} \quad u_{ij} \sim N(0, \delta_u^2)$$

$$\rightarrow Y_{ij} \sim (X_{ij} \beta_{ij} + \alpha_i, \delta_u^2)$$

پیشین های مناسب برای این مدل عبارت است از:

$$\beta \sim N_p(\beta_0, \Lambda_0)$$

$$\alpha_i \sim N(0, \delta_\alpha^2)$$

$$\delta_\alpha^2 \sim IG(a, b)$$

$$\delta_u^2 \sim IG(a, b)$$

پ) مدل انتقال (Transition Model)

$$Y_{it} = \gamma Y_{it-1} + X\beta + \varepsilon_{it} \quad \varepsilon_{ij} \sim N(0, \delta^2)$$

$$\rightarrow Y_{it} \sim (\gamma Y_{it-1} + X_{it}\beta_{it} \cdot \delta^2)$$

پیشین های مناسب برای این مدل عبارت است از:

$$\beta \sim N_p(\beta_0, \Lambda_0)$$

$$\delta^2 \sim IG(a, b)$$

$$\gamma \sim TN(\mu, \delta^2)I(0,1) \text{ or } \gamma \sim u(0,1) \text{ or } \gamma \sim Beta(a, b)$$

$$X\beta = Z_i\beta_{i1} + X_{it}\beta_{i2}$$

برای پارامتر گاما سه توزیع ترانکت نرمال در صفر و یک و توزیع یکنواخت در صفر و یک و توزیع بتا را در نظر میگیریم و در برازش مدل پیشین مناسب تر را انتخاب می کنیم و برای بقیه ی پارامتر ها پیشین مزدوج انتخاب می نماییم.

ت) مدل فضایی (Spatial Model)

در اینجا ما از مدل ICAR استفاده می کنیم

$$Y_i = X_i\beta_i + u_i + \varepsilon_i \quad \varepsilon_i \sim N(0, \delta^2)$$

$$\rightarrow Y_i \sim (X_i\beta_i + u_i \cdot \delta^2)$$

پیشین های مناسب برای این مدل عبارت است از:

$$\beta \sim N_p(\beta_0 \cdot \Lambda_0)$$

$$\delta^2 \sim IG(a \cdot b)$$

$$u_i \sim N(\gamma u_i \cdot \frac{z_i^2}{w_i^*})$$

$$\gamma = \frac{\sum_j w_{ij}}{w_i^*}$$

$$z^2 \sim IG(a \cdot b)$$

ث) مدل توام انتقال و اثرات آمیخته

$$Y_{it} = \gamma Y_{it-1} + X\beta + \varepsilon_{it} + \alpha_i \quad \varepsilon_{ij} \sim N(0, \delta^2)$$

$$\rightarrow Y_{it} \sim (\gamma Y_{it-1} + X_{it}\beta_{it} + \alpha_i \cdot \delta^2)$$

پیشین های مناسب برای این مدل عبارت است از:

$$\beta \sim N_p(\beta_0 \cdot \Lambda_0)$$

$$\delta^2 \sim IG(a \cdot b)$$

$$\gamma \sim Beta(a \cdot b)$$

$$X\beta = Z_i\beta_{i1} + X_{it}\beta_{i2}$$

$$\alpha_i \sim N(0, \delta_\alpha^2)$$

$$\delta_\alpha^2 \sim IG(a \cdot b)$$

ج) مدل توام فضایی با اثرات آمیخته

$$Y_{ij} = X_{ij}\beta_{ij} + \alpha_i + \varepsilon_{ij} + u_i \quad \varepsilon_{ij} \sim N(0, \delta_u^2)$$

$$\rightarrow Y_{ij} \sim (X_{ij}\beta_{ij} + \alpha_i \cdot \delta_\varepsilon^2)$$

پیشین های مناسب برای این مدل عبارت است از:

$$\beta \sim N_p(\beta_0 . \Lambda_0)$$

$$\alpha_i \sim N(0. \delta_\alpha^2)$$

$$\delta_\alpha^2 \sim IG(a . b)$$

$$\delta_\varepsilon^2 \sim IG(a . b)$$

$$u_i \sim N(\gamma u_i . \frac{z_i^2}{w_i^*})$$

$$\gamma = \frac{\sum_j w_{ij}}{w_i^*}$$

$$z^2 \sim IG(a . b)$$

د) مدل توام فضایی زمانی

$$Y_{it} = \gamma Y_{it-1} + X\beta + \varepsilon_{it} + u_i \quad \varepsilon_{ij} \sim N(0. \delta^2)$$

$$\rightarrow Y_{it} \sim (\gamma Y_{it-1} + X_{it}\beta_{it} + u_i . \delta^2)$$

پیشین های مناسب برای این مدل عبارت است از:

$$\beta \sim N_p(\beta_0 . \Lambda_0)$$

$$\delta^2 \sim IG(a . b)$$

$$\gamma \sim TN(\mu. \delta^2)I(0.1) \text{ or } \gamma \sim u(0.1) \text{ or } \gamma \sim Beta(a . b)$$

$$X\beta = Z_i\beta_{i1} + X_{it}\beta_{i2}$$

$$u_i \sim N(\gamma u_i . \frac{z_i^2}{w_i^*})$$

$$\gamma = \frac{\sum_j w_{ij}}{w_i^*}$$

$$z^2 \sim IG(a.b)$$

ه) مدل توام فضایی زمانی با اثرات آمیخته

$$Y_{it} = \gamma Y_{it-1} + X\beta + \varepsilon_{it} + \alpha_i + u_i \quad \varepsilon_{ij} \sim N(0, \delta^2)$$

$$\rightarrow Y_{it} \sim (\gamma Y_{it-1} + X_{it}\beta_{it} + \alpha_i \cdot \delta^2)$$

پیشین های مناسب برای این مدل عبارت است از:

$$\beta \sim N_p(\beta_0 \cdot \Lambda_0)$$

$$\delta^2 \sim IG(a.b)$$

$$\gamma \sim TN(\mu, \delta^2)I(0.1) \text{ or } \gamma \sim u(0.1) \text{ or } \gamma \sim Beta(a.b)$$

$$X\beta = Z_i\beta_{i1} + X_{it}\beta_{i2}$$

$$\alpha_i \sim N(0, \delta_\alpha^2)$$

$$\delta_\alpha^2 \sim IG(a.b)$$

$$u_i \sim N(\gamma u_i \cdot \frac{z_i^2}{w_i^*})$$

$$\gamma = \frac{\sum_j w_{ij}}{w_i^*}$$

$$z^2 \sim IG(a.b)$$

در تمام مدل های بالا پیشین ها مزدوج در نظر گرفته شده اند ینی برای ضرایب رگرسیونی، توزیع پیشین نرمال با میانگین صفر و واریانس ۱۰۰ در نظر گرفته می شود به دلیل این که اطلاعات قبلی در مورد توزیع پیشین در اختیار نیست، با بزرگ فرض

کردن واریانس در واقع یک پیشین ناآگاهی بخش در نظر گرفته شده است . برای پارامتر δ^2 توزیع گاما معکوس با پارامتر های ۰.۱ و ۰.۱ در نظر گرفته شده است . از آن جا که به دست آوردن توزیع های پسینی حاشیه ای بسیار پیچیده است از الگوریتم زنجیر مارکوف مونت کارلو و نمونه گیر گیبز (MCMC) استفاده میشود و نمونه های پسینی از توزیع های شرطی کامل پارامترها به دست می آید.

حال در بخش بعدی به برازش این مدل ها روی مجموعه داده می پردازیم.

۳.۲) برازش بیزی مدل ها

محاسبات الگوریتم MCMC شامل نمونه گیری گیبز و الگوریتم متروپولیس هستینگ در نرم افزار OpenBugs انجام می شود، این نرم افزار آماری به صورت رایگان از اینترنت قابل نصب و اجرا است.

برآوردهای پارامترها با ۱۱۰۰۰ تکرار مونت کارلو در نظر گرفته شده است که بعد از صرف نظر کردن از ۱۰۰۰ نمونه اول، خلاصه های پسین به دست می آید . پیوست ۱ نمودار اثر و نمودار توزیع برآورد پارامترهای مدل در تکرارهای مختلف را نشان می دهد.
در ادامه به برازش مدل های موجود می پردازیم:

آ) مدل رگرسیونی ساده

```
model{
for(i in 1:Ntot)
{tdeaths[i] ~ dnorm(mu[i],tau.e)
mu[i] <- beta[1] + beta[2]*mage[i] + beta[3]*pop[i] + beta[4]*tcases[i] + beta[5]*ncases[i]
+ beta[6]*stindex[i] + beta[7]*ndeaths[i] + beta[8]*hosppat[i] + beta[9]*pevac[i] +
beta[10]*tvac[i] + beta[11]*retrate[i] + beta[12]*icupat[i]}

#Priors
for(k1 in 1:12){beta[k1] ~ dnorm(0,0.01)}
tau.e ~ dgamma(0.1,0.1)
sig2.e<- 1/tau.e }
```

بعضی از برآورد ها در نمودار اثر ،همگرایی خوبی ندارند به همین دلیل مدل را برای پارامتر بتا با پیشن چند متغیره برازش می دهیم. پس داریم :

```
model{  
  
for(i in 1:Ntot){  
  tdeaths[i] ~ dnorm(mu[i],tau.e)  
  mu[i] <- beta[1] + beta[2]*mage[i] + beta[3]*pop[i] + beta[4]*tcases[i] + beta[5]*ncases[i]  
  + beta[6]*stindex[i] + beta[7]*ndeaths[i] + beta[8]*hosppat[i] + beta[9]*pevac[i] +  
  beta[10]*tvac[i] + beta[11]*reprate[i] + beta[12]*icupat[i]}  
  
#Priors  
tau.e ~ dgamma(0.1,0.1)  
sig2.e<- 1/tau.e  
beta[1:12]~ dmnorm(mu0[1:12],R[1:12,1:12]))  
  
list(mu0=c(0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0), R=structure(.Data=c(  
0.1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,  
0,0.1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,  
0,0,0.1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,  
0,0,0,0.1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,  
0,0,0,0,0.1,0,0,0,0,0,0,0,0,  
0,0,0,0,0,0.1,0,0,0,0,0,0,0,  
0,0,0,0,0,0,0.1,0,0,0,0,0,0,  
0,0,0,0,0,0,0,0.1,0,0,0,0,0,  
0,0,0,0,0,0,0,0,0.1,0,0,0,0,  
0,0,0,0,0,0,0,0,0,0.1,0,0,0,  
0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0.1,0,0,  
0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0.1,0,  
0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0.1  
),.Dim=c(12,12)))
```

پس از تغییر پیشین برای بتا از نرمال تک متغیره به چند متغیره ، همگرایی خوبی حاصل شده و شکل توزیع آنها نیز بهبود پیدا کرده است.

ب) مدل رگرسیونی با اثرات آمیخته

```
model{
  for(i in 1:Ntot){
    tdeaths[i] ~ dnorm(mu[i],tau.e)
    mu[i] <- beta[1] + beta[2]*mage[i] + beta[3]*pop[i] + beta[4]*tcases[i] + beta[5]*ncases[i]
    + beta[6]*stindex[i] + beta[7]*ndeaths[i] + beta[8]*hosppat[i] + beta[9]*pevac[i] +
    beta[10]*tvac[i] + beta[11]*reprate[i] + beta[12]*icupat[i] + panel[id[i]]}

  #Priors
  for(r in 1:N){
    panel[r] ~ dnorm(0,0.01)}
  tau.e ~ dgamma(0.1,0.1)
  sig2.e<- 1/tau.e
  beta[1:12]~ dmnorm(mu0[1:12],R[1:12,1:12])}

list(N=54)
list(mu0=c(0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0), R=structure(.Data=c(
  0.1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,
  0,0.1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,
  0,0,0.1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,
  0,0,0,0.1,0,0,0,0,0,0,0,0,
  0,0,0,0,0.1,0,0,0,0,0,0,0,
  0,0,0,0,0,0.1,0,0,0,0,0,0,
  0,0,0,0,0,0,0.1,0,0,0,0,0,
  0,0,0,0,0,0,0,0.1,0,0,0,0,
  0,0,0,0,0,0,0,0,0.1,0,0,0,
  0,0,0,0,0,0,0,0,0,0.1,0,0,
  0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0.1,0,
  0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0.1
),.Dim=c(12,12))
```

پ) مدل انتقال (Transition Model)

```
model{
  for(i in 1:Ntot){
    tdeaths[i] ~ dnorm(mu[i],tau.e)
    mu[i] <- beta[1] + beta[2]*mage[i] + beta[3]*pop[i] + beta[4]*tcases[i] + beta[5]*ncases[i]
    + beta[6]*stindex[i] + beta[7]*ndeaths[i] + beta[8]*hosppat[i] + beta[9]*pevac[i] +
    beta[10]*tvac[i] + beta[11]*reprate[i] + beta[12]*icupat[i] + gamma*ylagdeath[i]
```

```

y1tdeaths[i] ~ dnorm(mu1[i],tau.y1)
mu1[i] <- beta[1] + beta[2]*mage[i] + beta[3]*pop[i] + beta[4]*y1tcases[i] +
beta[5]*y1ncases[i] + beta[6]*y1stindex[i] + beta[7]*y1ndeaths[i] + beta[8]*y1hosppat[i]
+ beta[9]*y1pevac[i] + beta[10]*y1tvac[i] + beta[11]*y1reprate[i] + beta[12]*y1icupat[i]

#priors
tau.e ~ dgamma(0.1,0.1)
tau.y1 ~ dgamma(0.1,0.1)
sig2.e<- 1/tau.e
beta[1:12]~ dmnorm(mu0[1:12],R[1:12,1:12])
gamma ~ dbeta(2,2)}

list(mu0=c(0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0), R=structure(.Data=c(
0.1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,
0,0.1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,
0,0,0.1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,
0,0,0,0.1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,
0,0,0,0,0.1,0,0,0,0,0,0,0,0,
0,0,0,0,0,0.1,0,0,0,0,0,0,0,
0,0,0,0,0,0,0.1,0,0,0,0,0,0,
0,0,0,0,0,0,0,0.1,0,0,0,0,0,
0,0,0,0,0,0,0,0,0.1,0,0,0,0,
0,0,0,0,0,0,0,0,0,0.1,0,0,0,
0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0.1,0,0,
0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0.1,0,
0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0.1
),.Dim=c(12,12)))

```

ت) مدل فضایی (Spatial Model)

```

model{
for(i in 1:Ntot){
tdeaths[i] ~ dnorm(mu[i],tau.e)
mu[i] <- beta[1] + beta[2]*mage[i] + beta[3]*pop[i] + beta[4]*tcases[i] + beta[5]*ncases[i]
+ beta[6]*stindex[i] + beta[7]*ndeaths[i] + beta[8]*hosppat[i] + beta[9]*pevac[i] +
beta[10]*tvac[i] + beta[11]*reprate[i] + beta[12]*icupat[i] + b.car[id[i]]}

#Priors for Model ICAR
b.car[1:N] ~ car.normal(adj[],weights[],num[],tauinv)
for(j in 1:sumNumNeigh) { weights[j] <- 1}
tauinv ~ dgamma(0.1,0.1)

```

```
#Other Priors
```

```
tau.e ~ dgamma(0.1,0.1)
```

```
sig2.e<- 1/tau.e
```

```
beta[1:12]~ dmnorm(mu0[1:12],R[1:12,1:12])}
```

```
list(mu0=c(0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0), R=structure(.Data=c(
```

```
0.1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,
```

```
0,0.1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,
```

```
0,0,0.1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,
```

```
0,0,0,0.1,0,0,0,0,0,0,0,0,
```

```
0,0,0,0,0.1,0,0,0,0,0,0,0,
```

```
0,0,0,0,0,0.1,0,0,0,0,0,0,
```

```
0,0,0,0,0,0,0.1,0,0,0,0,0,
```

```
0,0,0,0,0,0,0,0.1,0,0,0,0,
```

```
0,0,0,0,0,0,0,0,0.1,0,0,0,
```

```
0,0,0,0,0,0,0,0,0,0.1,0,0,
```

```
0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0.1,0,
```

```
0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0.1
```

```
),.Dim=c(12,12)))
```

```
list(N=54
```

```
,num = c(4, 2, 8, 4, 3, 5, 4, 1, 2, 3, 8, 9, 1, 4, 0, 7, 1, 0, 5, 0, 4, 2, 4, 3, 4, 0, 1, 4, 2, 3, 7,  
1, 1, 8, 5, 4, 4, 2, 5, 1, 3, 4, 5, 5, 0, 4, 0, 0, 2, 5, 0, 5, 7, 10)
```

```
,adj = c(
```

```
34, 28, 25, 14,
```

```
37, 11,
```

```
39, 36, 35, 22, 19, 16, 12, 7,
```

```
29, 24, 12, 11,
```

```
34, 28, 6,
```

```
36, 34, 28, 16, 5,
```

```
35, 31, 12, 3,
```

```
12,
```

```
54, 21,
```

```
54, 38, 30,
```

```
39, 37, 27, 24, 19, 12, 4, 2,
```

```
39, 31, 29, 24, 11, 8, 7, 4, 3,
```

```
37,
```

```
52, 44, 25, 1,
```

```
53, 50, 36, 35, 34, 6, 3,
```

```
40,
```

```
39, 36, 33, 11, 3,
```

```
54, 43, 23, 9,
```

```
39, 3,
```

```
54, 43, 31, 21,
```

```
12, 11, 4,
```

```
44, 34, 14, 1,
```

```
11,
```



```

34, 6, 5, 1,
12, 4,
54, 38, 10,
54, 53, 43, 35, 23, 12, 7,
37,
19,
50, 44, 28, 25, 16, 6, 5, 1,
53, 31, 16, 7, 3,
19, 16, 6, 3,
32, 13, 11, 2,
30, 10,
22, 19, 12, 11, 3,
17,
52, 46, 42,
54, 52, 46, 41,
54, 53, 31, 23, 21,
52, 50, 34, 25, 14,
54, 52, 42, 41,
53, 50,
53, 49, 44, 34, 16,
46, 44, 42, 41, 14,
54, 50, 49, 43, 35, 31, 16,
53, 46, 43, 42, 31, 30, 23, 21, 10, 9),
sumNumNeigh=186)

```

ث) مدل توام انتقال و اثرات آمیخته

```

model{
for(i in 1:Ntot){
tdeaths[i] ~ dnorm(mu[i],tau.e)
mu[i] <- beta[1] + beta[2]*mage[i] + beta[3]*pop[i] + beta[4]*tcases[i] + beta[5]*ncases[i]
+ beta[6]*stindex[i] + beta[7]*ndeaths[i] + beta[8]*hosppat[i] + beta[9]*pevac[i] +
beta[10]*tvac[i] + beta[11]*reprate[i] + beta[12]*icupat[i] + gamma*y1agdeath[i]+
panel[id[i]]

y1tdeaths[i] ~ dnorm(mu1[i],tau.y1)
mu1[i] <- beta[1] + beta[2]*mage[i] + beta[3]*pop[i] + beta[4]*y1tcases[i] +
beta[5]*y1ncases[i] + beta[6]*y1stindex[i] + beta[7]*y1ndeaths[i] + beta[8]*y1hosppat[i]
+ beta[9]*y1pevac[i] + beta[10]*y1tvac[i] + beta[11]*y1reprate[i] + beta[12]*y1icupat[i]}

#Priors
tau.e ~ dgamma(0.1,0.1)

```

```

tau.y1 ~ dgamma(0.1,0.1)
beta[1:12]~ dmnorm(mu0[1:12],R[1:12,1:12])
gamma ~ dbeta(2,2)
for(r in 1:N)
{panel[r] ~ dnorm(0,0.01)}
}

```

```

list(N=54)
list(mu0=c(0,0,0,0,0,0,0,0, 0,0,0,0), R=structure(.Data=c(
0.1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,
0,0.1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,
0,0,0.1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,
0,0,0,0.1,0,0,0,0,0,0,0,0,
0,0,0,0,0.1,0,0,0,0,0,0,0,
0,0,0,0,0,0.1,0,0,0,0,0,0,
0,0,0,0,0,0,0.1,0,0,0,0,0,
0,0,0,0,0,0,0,0.1,0,0,0,0,
0,0,0,0,0,0,0,0,0.1,0,0,0,
0,0,0,0,0,0,0,0,0,0.1,0,0,
0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0.1,0,
0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0.1
),.Dim=c(12,12)))

```

ج) مدل توأم فضایی با اثرات آمیخته

```

model{
for(i in 1:Ntot){
tdeaths[i] ~ dnorm(mu[i],tau.e)
mu[i] <- beta[1] + beta[2]*mage[i] + beta[3]*pop[i] + beta[4]*tcases[i] +
beta[5]*ncases[i] + beta[6]*stindex[i] + beta[7]*ndeaths[i] +
beta[8]*hosppat[i] + beta[9]*pevac[i] + beta[10]*tvac[i] + beta[11]*reprate[i] +
beta[12]*icupat[i] + panel[id[i]]+b.car[id[i]]}

#Priors
b.car[1:N] ~ car.normal(adj[],weights[],num[],tauinv)
for(j in 1:sumNumNeigh) { weights[j] <- 1}
tauinv ~ dgamma(0.1,0.1)
for(r in 1:N){
panel[r] ~ dnorm(0,0.01)}
tau.e ~ dgamma(0.1,0.1)
}

```

```

tau.y1 ~ dgamma(0.1,0.1)
sig2.e<- 1/tau.e
beta[1:12]~ dmnorm(mu0[1:12],R[1:12,1:12]))}

list(mu0=c(0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0), R=structure(.Data=c(
0.1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,
0,0.1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,
0,0,0.1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,
0,0,0,0.1,0,0,0,0,0,0,0,0,
0,0,0,0,0.1,0,0,0,0,0,0,0,
0,0,0,0,0,0.1,0,0,0,0,0,0,
0,0,0,0,0,0,0.1,0,0,0,0,0,
0,0,0,0,0,0,0,0.1,0,0,0,0,
0,0,0,0,0,0,0,0,0.1,0,0,0,
0,0,0,0,0,0,0,0,0,0.1,0,0,
0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0.1,0,
0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0.1
),.Dim=c(12,12)))
list(N=54
,num = c(4, 2, 8, 4, 3, 5, 4, 1, 2, 3, 8, 9, 1, 4, 0, 7, 1, 0, 5, 0, 4, 2, 4, 3, 4, 0, 1,
4, 2, 3, 7, 1, 1, 8, 5, 4, 4, 2, 5, 1, 3, 4, 5, 5, 0, 4, 0, 0, 2, 5, 0, 5, 7, 10)
,adj = c(
34, 28, 25, 14,
37, 11,
39, 36, 35, 22, 19, 16, 12, 7,
29, 24, 12, 11,
34, 28, 6,
36, 34, 28, 16, 5,
35, 31, 12, 3,
12,
54, 21,
54, 38, 30,
39, 37, 27, 24, 19, 12, 4, 2,
39, 31, 29, 24, 11, 8, 7, 4, 3,
37,
52, 44, 25, 1,
53, 50, 36, 35, 34, 6, 3,
40,
39, 36, 33, 11, 3,
54, 43, 23, 9,
39, 3,
54, 43, 31, 21,
12, 11, 4,

```

44, 34, 14, 1,
 11,
 34, 6, 5, 1,
 12, 4,
 54, 38, 10,
 54, 53, 43, 35, 23, 12, 7,
 37,
 19,
 50, 44, 28, 25, 16, 6, 5, 1,
 53, 31, 16, 7, 3,
 19, 16, 6, 3,
 32, 13, 11, 2,
 30, 10,
 22, 19, 12, 11, 3,
 17,
 52, 46, 42,
 54, 52, 46, 41,
 54, 53, 31, 23, 21,
 52, 50, 34, 25, 14,
 54, 52, 42, 41,
 53, 50,
 53, 49, 44, 34, 16,
 46, 44, 42, 41, 14,
 54, 50, 49, 43, 35, 31, 16,
 53, 46, 43, 42, 31, 30, 23, 21, 10, 9),
 sumNumNeigh=186)

ه) مدل توام فضایی زمانی با اثرات آمیخته

```

model{
  for(i in 1:Ntot){
    tdeaths[i] ~ dnorm(mu[i],tau.e)
    mu[i] <- beta[1] + beta[2]*mage[i] + beta[3]*pop[i] + beta[4]*tcases[i] +
    beta[5]*ncases[i] + beta[6]*stindex[i] + beta[7]*ndeaths[i] +
    beta[8]*hosppat[i] + beta[9]*pevac[i] + beta[10]*tvac[i] + beta[11]*reprate[i] +
    beta[12]*icupat[i] + panel[id[i]]+b.car[id[i]]+gamma*ylagdeath[i]

    y1tdeaths[i] ~ dnorm(mu1[i],tau.y1)
    mu1[i] <- beta[1] + beta[2]*mage[i] + beta[3]*pop[i] + beta[4]*y1tcases[i] +
    beta[5]*y1ncases[i] + beta[6]*y1stindex[i] + beta[7]*y1ndeaths[i] +
  
```

```
beta[8]*y1hosppat[i] + beta[9]*y1pevac[i] + beta[10]*y1tvac[i] +
beta[11]*y1repreate[i] + beta[12]*y1icupat[i]}
```

```
#Priors
```

```
b.car[1:N] ~ car.normal(adj[],weights[],num[],tauinv)
```

```
for(j in 1:sumNumNeigh) { weights[j] <- 1 }
```

```
tauinv ~ dgamma(0.1,0.1)
```

```
gamma ~ dbeta(2,2)
```

```
for(r in 1:N){panel[r] ~ dnorm(0,0.01)}
```

```
tau.e ~ dgamma(0.1,0.1)
```

```
tau.y1 ~ dgamma(0.1,0.1)
```

```
sig2.e<- 1/tau.e
```

```
beta[1:12]~ dmnorm(mu0[1:12],R[1:12,1:12])}
```

```
list(mu0=c(0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0), R=structure(.Data=c(
0.1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,
0,0.1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,
0,0,0.1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,
0,0,0,0.1,0,0,0,0,0,0,0,0,
0,0,0,0,0.1,0,0,0,0,0,0,0,
0,0,0,0,0,0.1,0,0,0,0,0,0,
0,0,0,0,0,0,0.1,0,0,0,0,0,
0,0,0,0,0,0,0,0.1,0,0,0,0,
0,0,0,0,0,0,0,0,0.1,0,0,0,
0,0,0,0,0,0,0,0,0,0.1,0,0,
0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0.1,0,
0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0.1,
),.Dim=c(12,12)))
```

```
list(N=54
```

```
,num = c(4, 2, 8, 4, 3, 5, 4, 1, 2, 3, 8, 9, 1, 4, 0, 7, 1, 0, 5, 0, 4, 2, 4, 3, 4, 0, 1,
4, 2, 3, 7, 1, 1, 8, 5, 4, 4, 2, 5, 1, 3, 4, 5, 5, 0, 4, 0, 0, 2, 5, 0, 5, 7, 10)
```

```
,adj = c(
```

```
34, 28, 25, 14,
```

```
37, 11,
```

```
39, 36, 35, 22, 19, 16, 12, 7,
```

```
29, 24, 12, 11,
```

```
34, 28, 6,
```

```
36, 34, 28, 16, 5,
```

```
35, 31, 12, 3,
```

```
12,
```

```
54, 21,
```

```
54, 38, 30,
```

39, 37, 27, 24, 19, 12, 4, 2,
39, 31, 29, 24, 11, 8, 7, 4, 3,
37,
52, 44, 25, 1,
53, 50, 36, 35, 34, 6, 3,
40,
39, 36, 33, 11, 3,

54, 43, 23, 9,
39, 3,
54, 43, 31, 21,
12, 11, 4,
44, 34, 14, 1,
11,
34, 6, 5, 1,
12, 4,
54, 38, 10,
54, 53, 43, 35, 23, 12, 7,
37,
19,
50, 44, 28, 25, 16, 6, 5, 1,
53, 31, 16, 7, 3,
19, 16, 6, 3,
32, 13, 11, 2,
30, 10,
22, 19, 12, 11, 3,
17,
52, 46, 42,
54, 52, 46, 41,
54, 53, 31, 23, 21,
52, 50, 34, 25, 14,
54, 52, 42, 41,
53, 50,
53, 49, 44, 34, 16,
46, 44, 42, 41, 14,
54, 50, 49, 43, 35, 31, 16,
53, 46, 43, 42, 31, 30, 23, 21, 10, 9),
sumNumNeigh=186)

۳.۳ انتخاب بهترین مدل

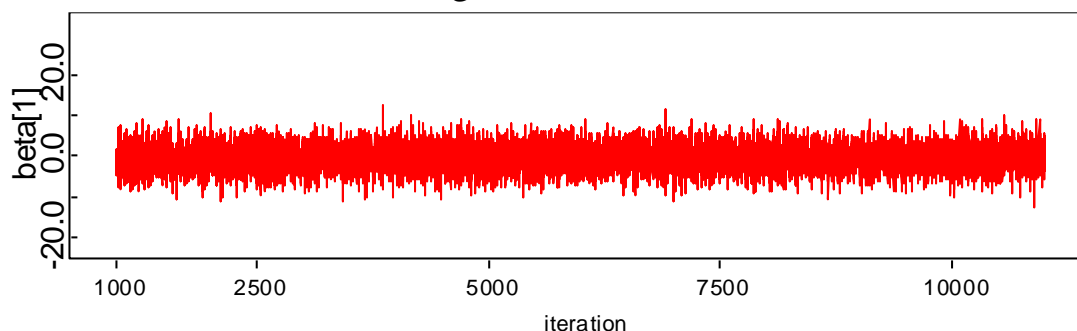
برای ارزیابی و انتخاب مدل مناسب از میان چند مدل رقیب، ملاک اطلاع انحراف (DIC) استفاده می شود. DIC اندازه ی پیچیدگی و برازش مدل است. در این بخش با مقایسه مقدار DIC هر مدل ، مدلی که مقدار DIC کمتری را دارد به عنوان بهترین مدل انتخاب می شود.

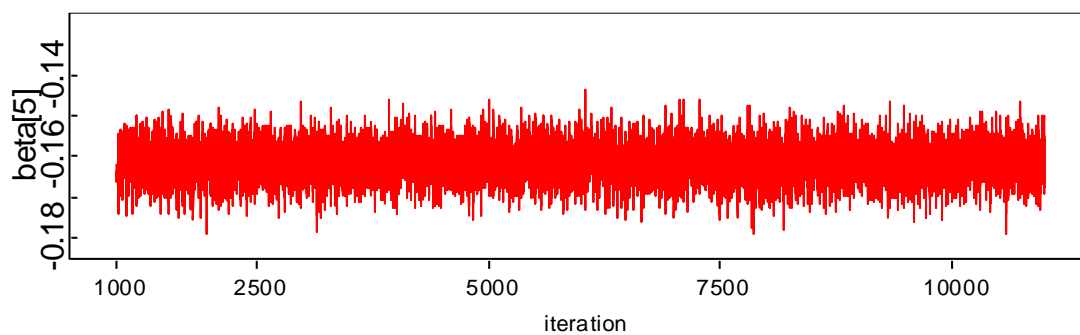
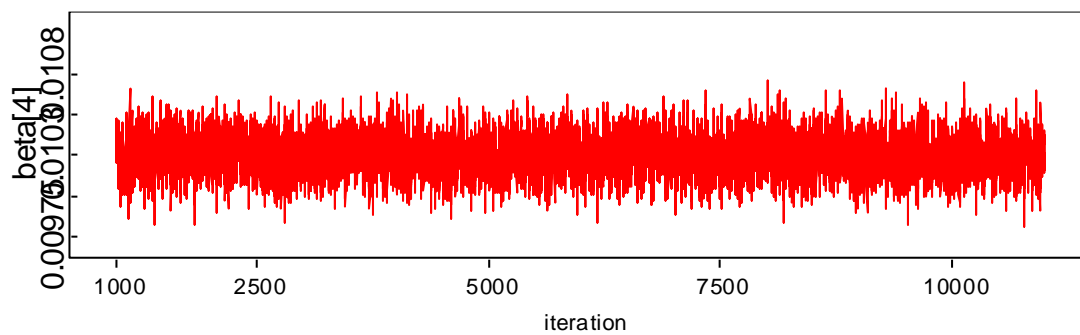
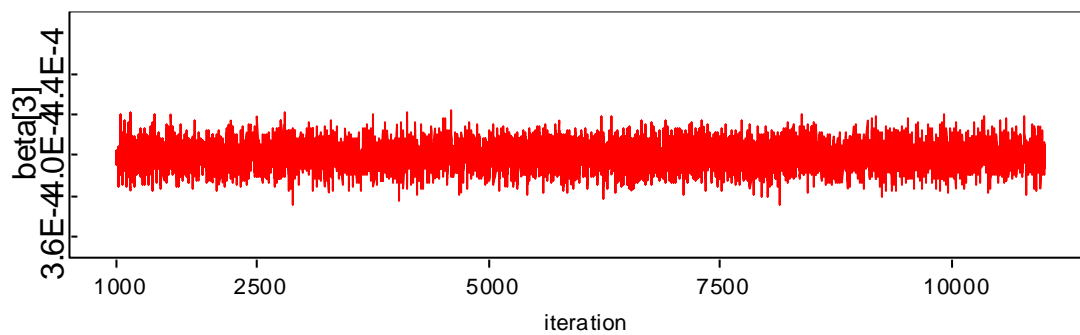
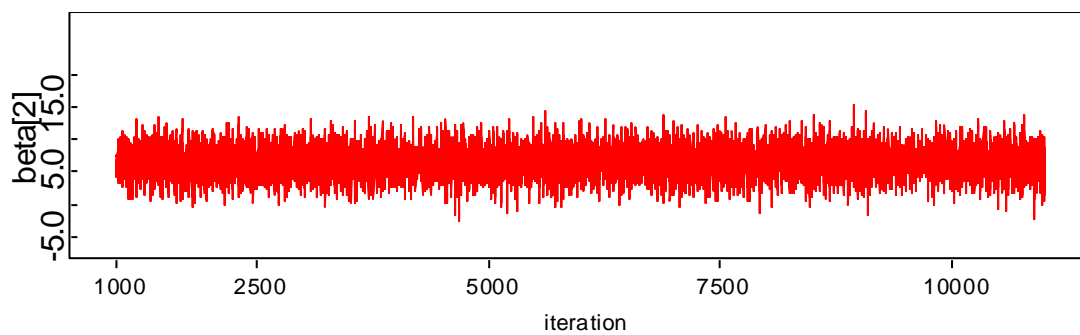
DIC	مدل
۲۸۰۰۰۰	مدل رگرسیونی ساده
۲۸۰۰۰۰	مدل رگرسیونی با اثرات آمیخته
۲۶۶۱۰۰	مدل انتقال
۲۶۹۲۰۰	مدل فضایی
۲۵۷۶۰۰	مدل توام انتقال و اثرات آمیخته
۲۶۹۳۰۰	مدل توام فضایی با اثرات آمیخته
۲۵۷۵۰۰	مدل توام فضایی زمانی
۲۵۶۹۰۰	مدل توام فضایی زمانی با اثرات آمیخته

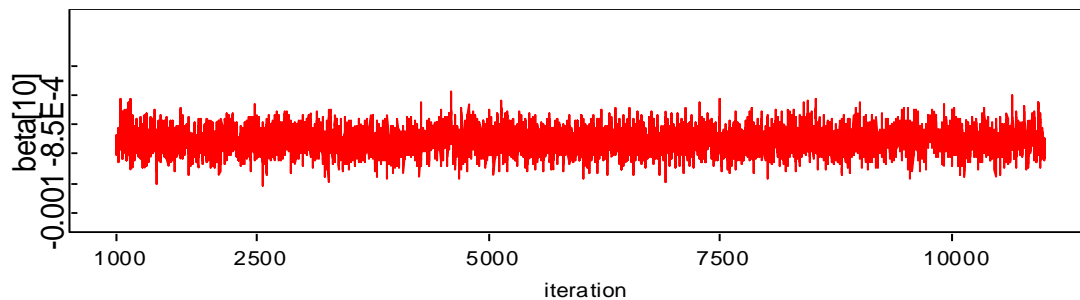
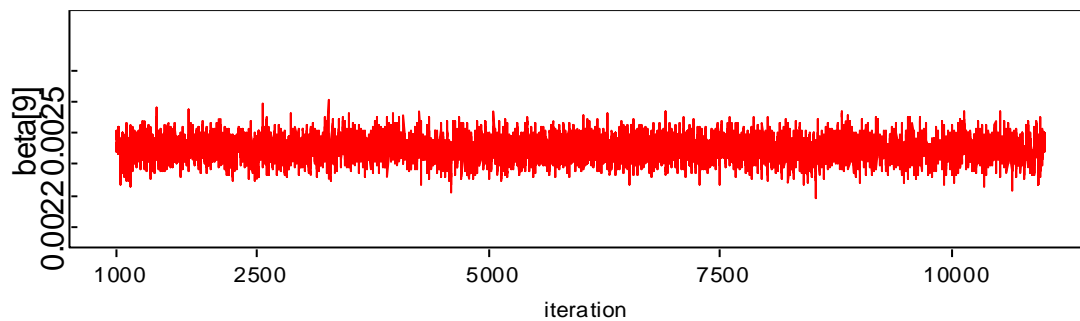
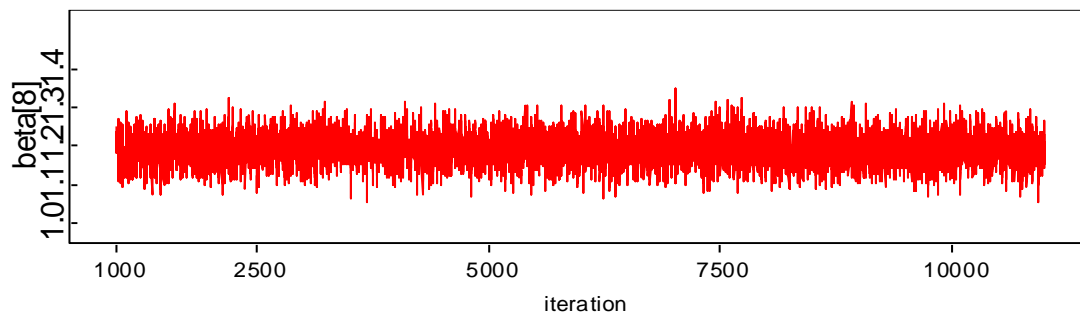
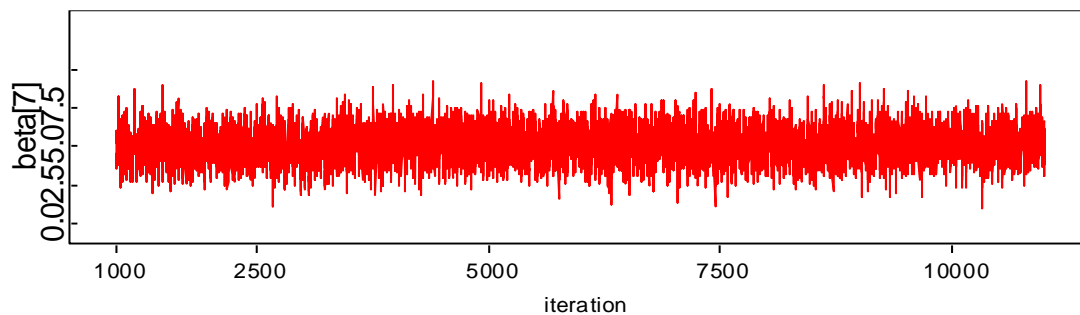
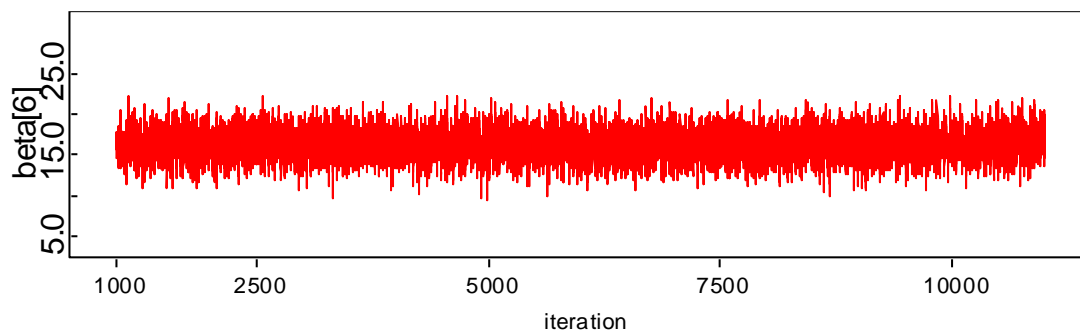
با توجه به این که مدل مدل توام فضایی زمانی با اثرات آمیخته دارای کمترین مقدار DIC می باشد به عنوان بهترین مدل انتخاب می شود.

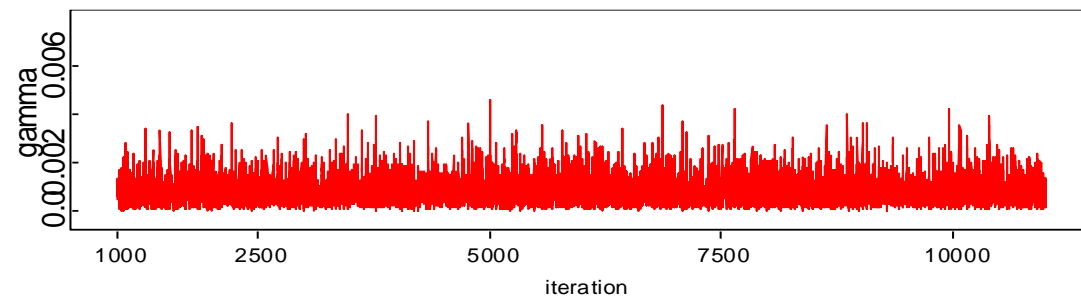
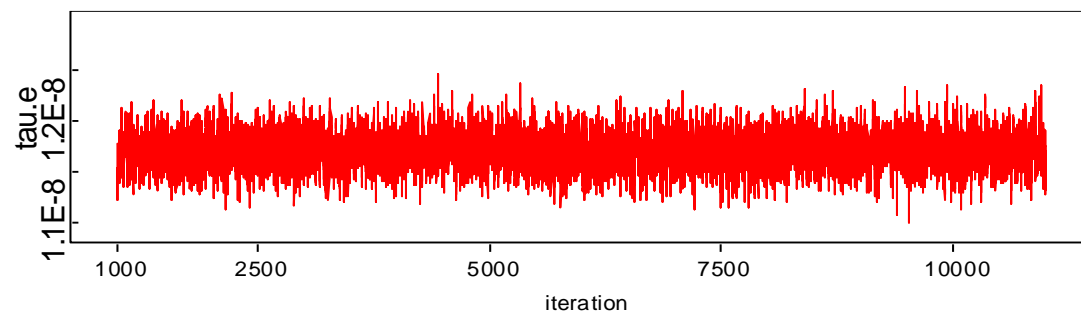
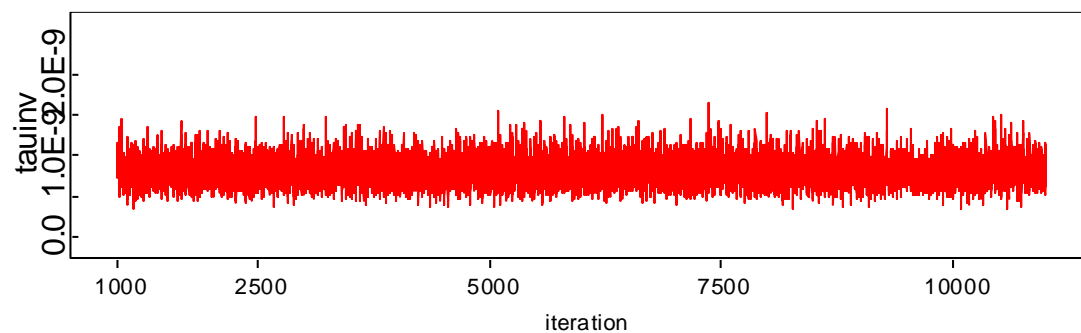
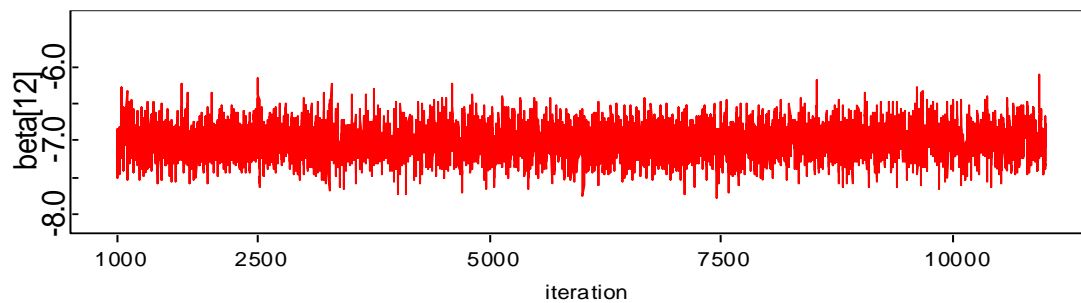
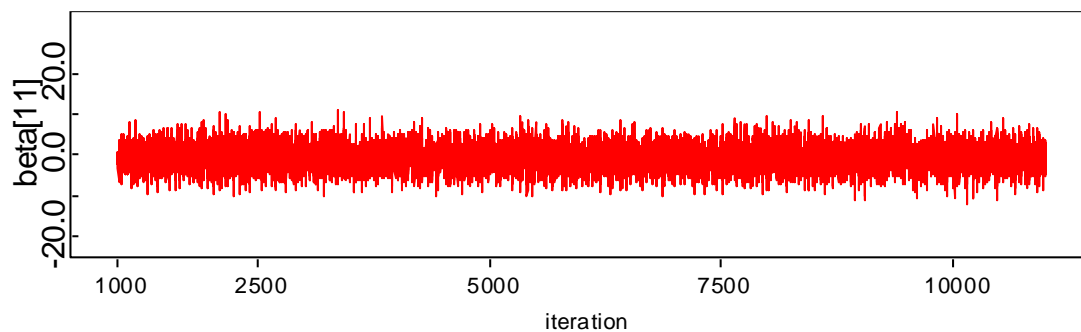
نمودار اثر (شکل ۱) و نمودار(شکل ۲) و نمودار خودهمبستگی(شکل ۳) مدل ذیل آمده است.

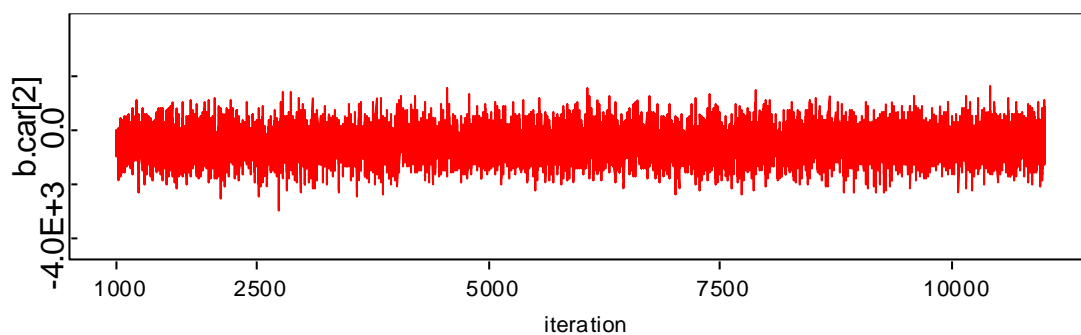
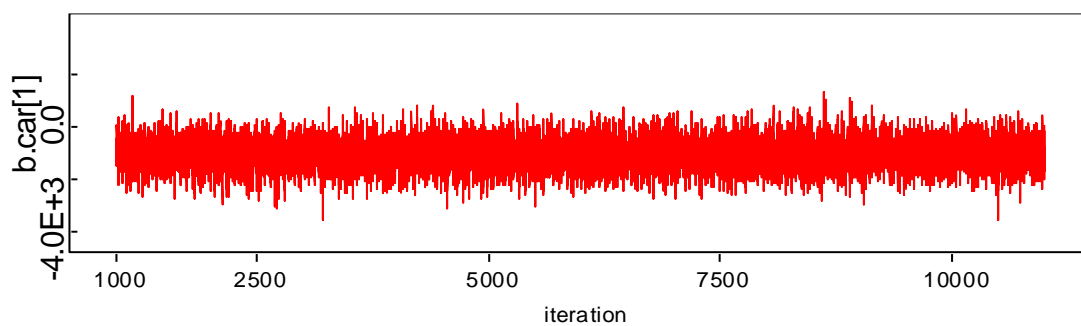
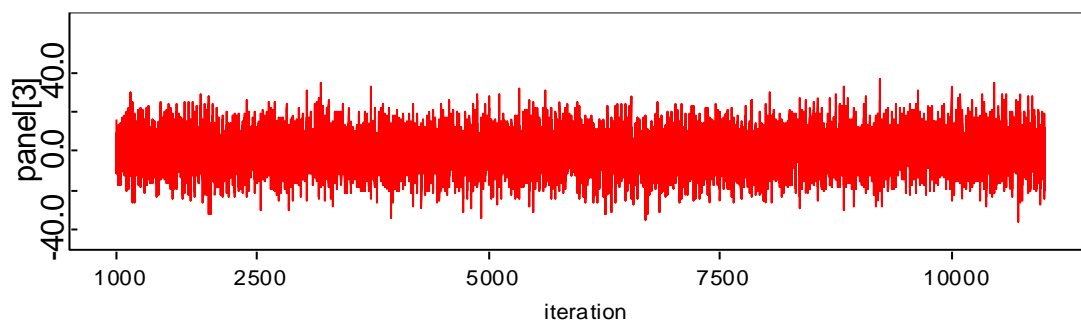
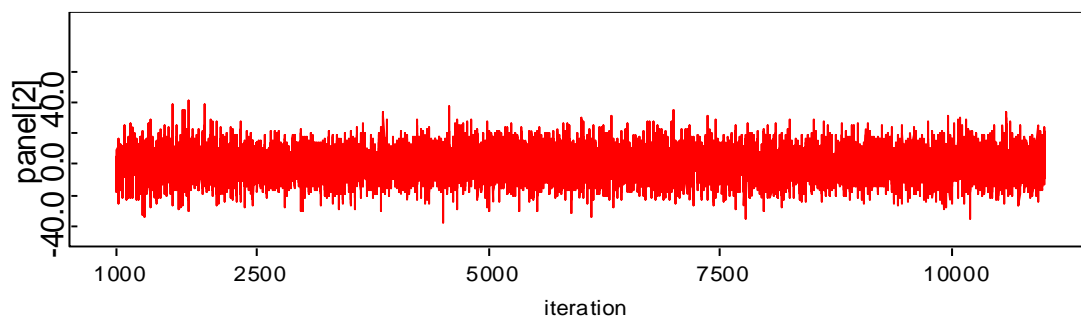
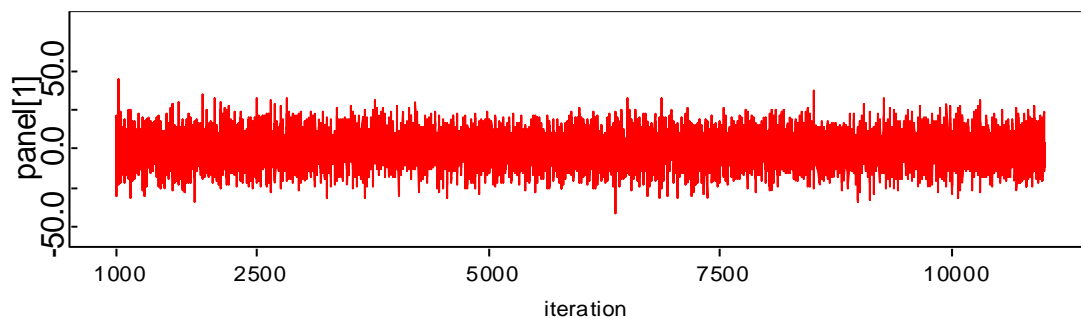
شکل ۱

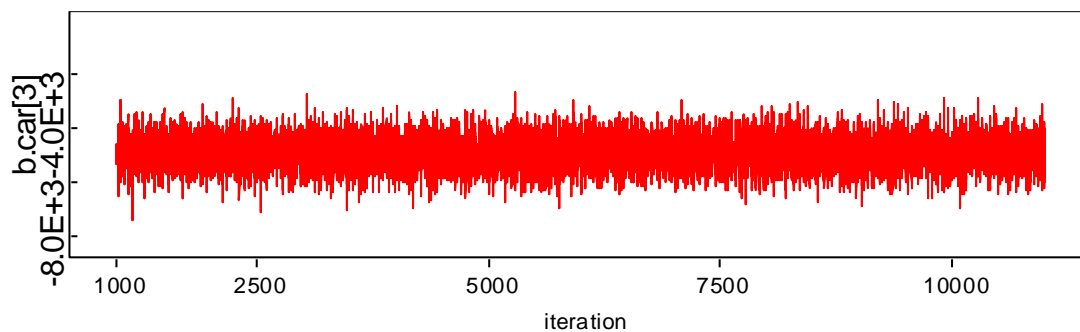




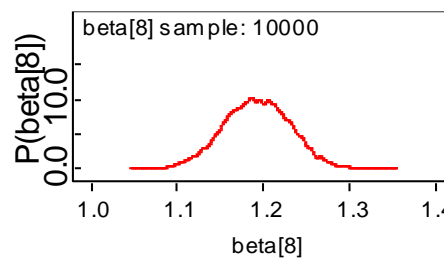
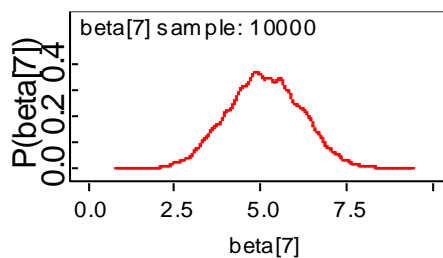
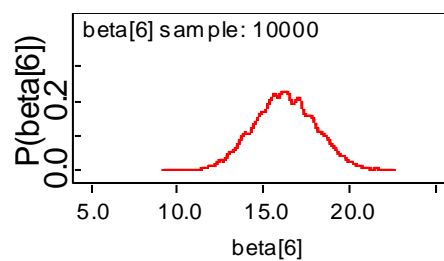
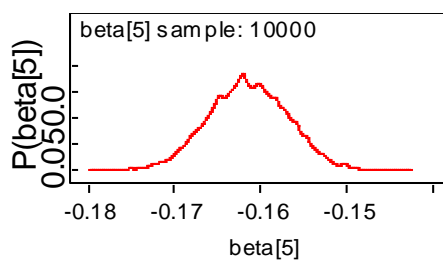
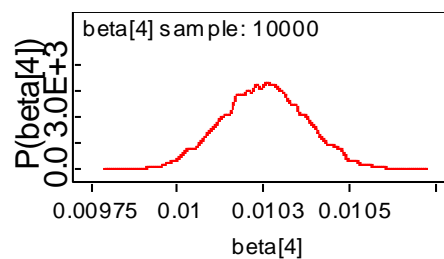
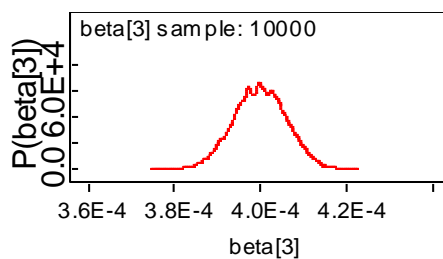
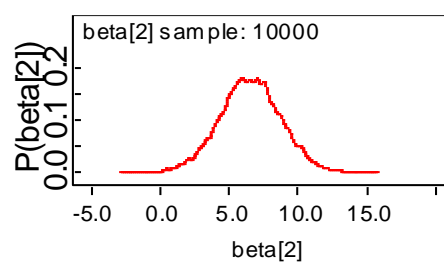
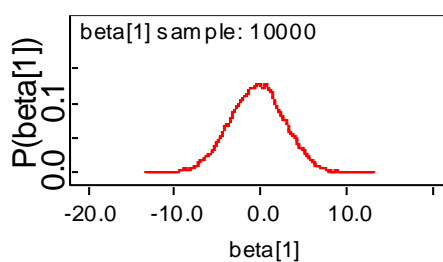


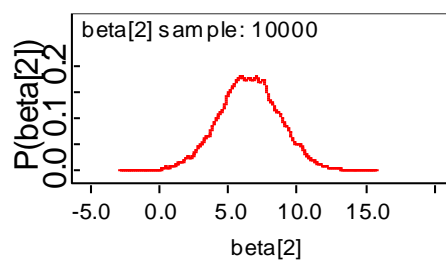
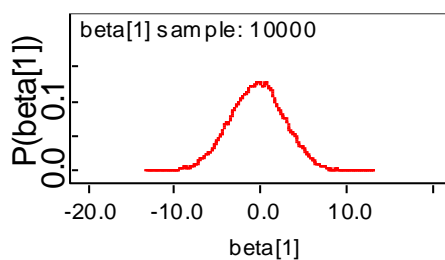
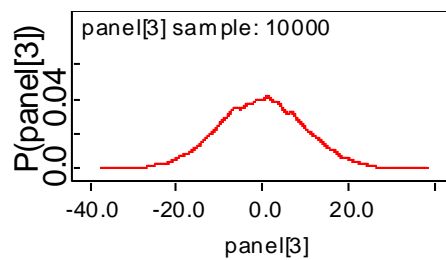
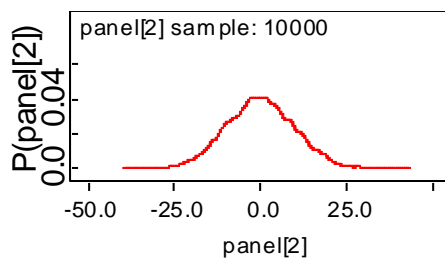
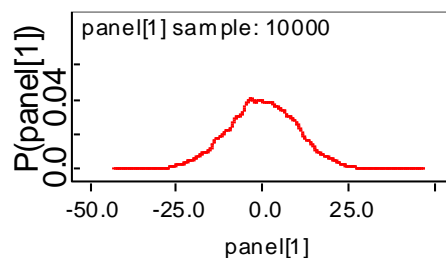
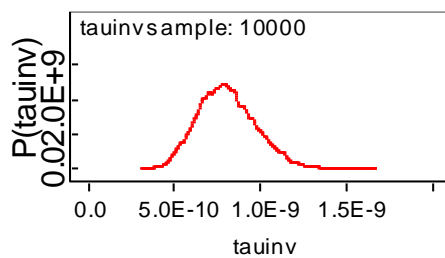
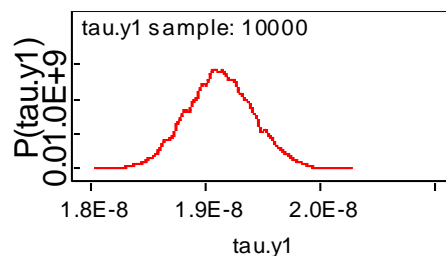
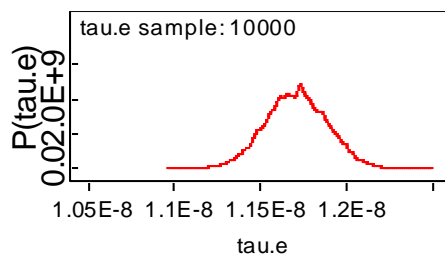
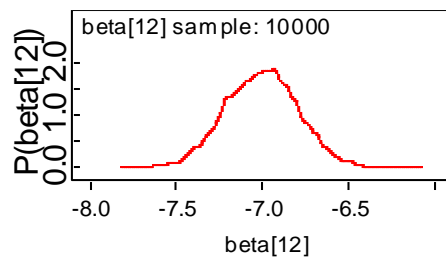
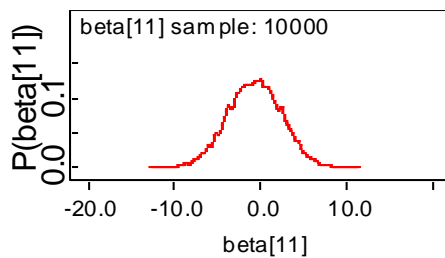
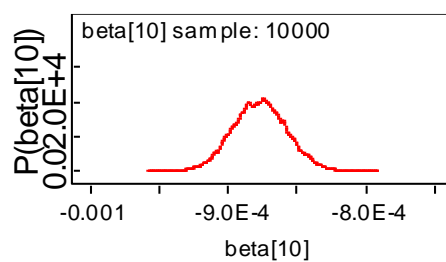
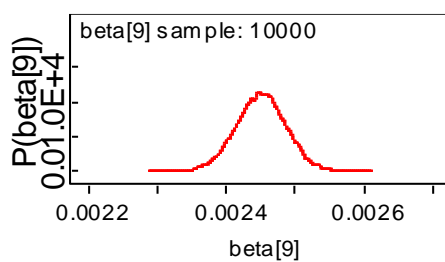


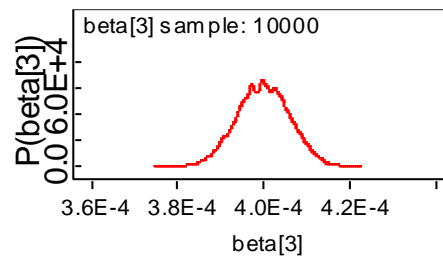
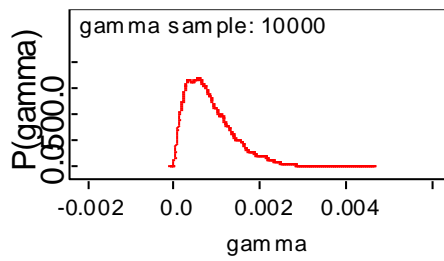




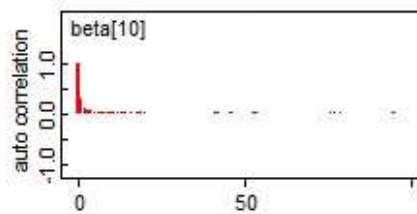
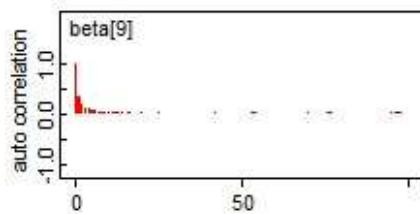
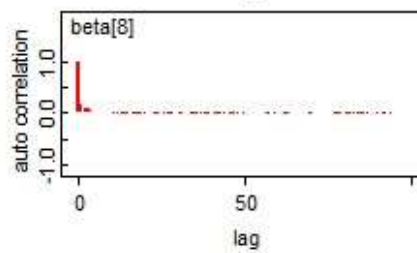
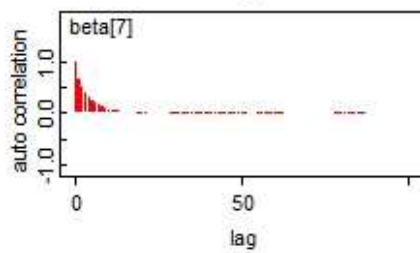
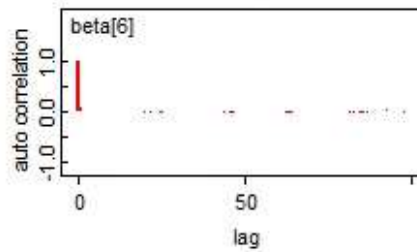
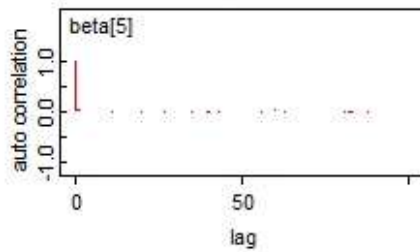
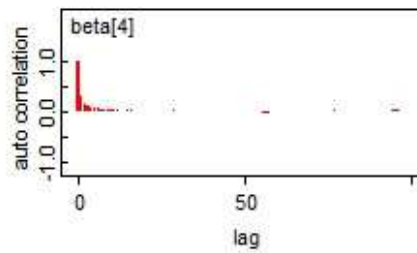
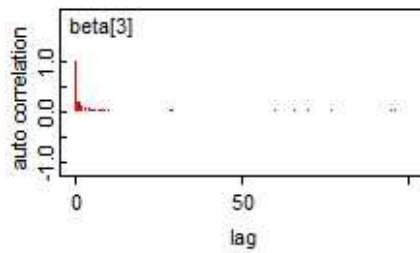
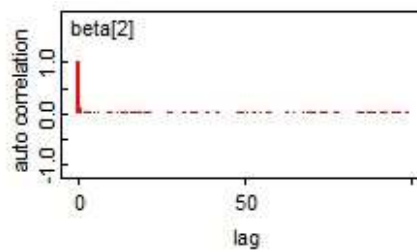
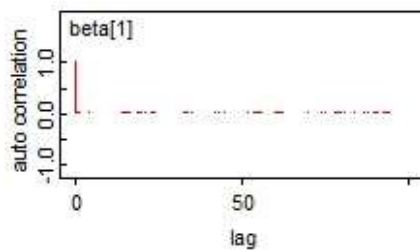
شکل ۲

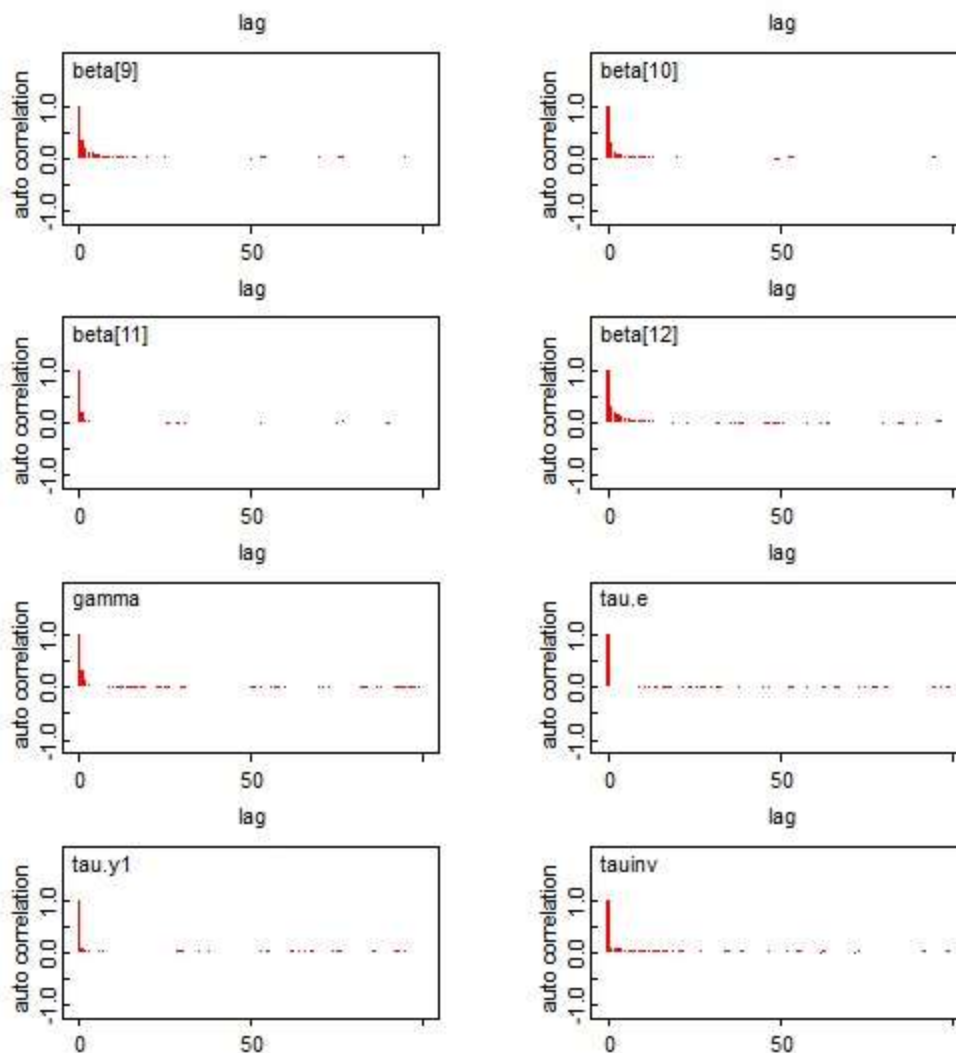






شکل ۳





نمودارهای اثر و خودهمبستگی این مدل نشان می‌دهد که زنجیر هر پارامتر مانا و ناهمبسته است که این بررسی برای رسیدن به برآورد مناسب پارامترهای مدل ضروری است. در پیوست دوم تمامی اطلاعات تمامی پارامترها (میانگین، انحراف معیار و ...) آمده است.

در بخش بعدی به سراغ انتخاب بهترین متغیرهای توضیحی می‌رویم.

۳.۴ انتخاب متغیر توضیحی

در این قسمت برآورد میانگین توزیع پسین برای تمام پارامترها و همچنین فاصله اطمینان 95 / 0 برای پارامترها محاسبه شده است، اما انتخاب متغیر مناسب زمانی اتفاق می‌افتد که فاصله اطمینان شامل صفر نباشد. نتایج آن در جدول زیر آمده است.

این جدول برای هر یک از ضرایب رگرسیون میانگین پسین، انحراف استاندارد پسین، فاصله اطمینان 95 / 0 را به دست می آورد.

انتخاب متغیر	توضیحات	فاصله اطمینان	انحراف معیار	میانگین ضرایب	پارامترها
*	Random intercept	5.24347, 5.24853	0.4084	5.246	β_1
*	Medium Age	0.255825, 0.255975	0.01212	0.2559	β_2
*	Population	3.65E-06, 3.65E-06	1.867E-8	3.65E-6	β_3
*	Total Cases	-6.13E-06, -6.13E-06	5.394E-7	-6.132E-6	β_4
*	New Cases	0.00080531, 0.00080569	3.015E-5	8.055E-4	β_5
*	Stringency Index	0.174634, 0.174766	0.01058	0.1747	β_6
*	New Deaths	-0.00073415, -0.00073385	2.361E-5	-7.344E-4	β_7
*	Hospital Patients	0.00427422, 0.00427578	1.256E-4	0.004275	β_8
*	People fully vaccinated	-3.99E-06, -3.99E-06	1.763E-7	-3.99E-6	β_9
*	Total vaccinations	1.23E-06, 1.23E-06	9.694E-8	1.228E-6	β_{10}
*	Reproduction Rate	-33.7543, -33.7457	0.6893	-33.75	β_{11}
*	ICU Patients	-0.00015537, -0.00014663	7.053E-4	-1.515E-4	β_{12}
	Tau		3.059E-6	2.39E-4	T

در تمامی پارامترها فاصله اطمینان معنادار است و متغیرهای توضیحی انتخاب شده در بخش اول مناسب بوده اند. متغیرهای Random intercept ، Medium Age ، Population ، New Cases ، Stringency ، Index ، Hospital Patients ، Total vaccinations با اثر مثبت و متغیرهای Total Cases ، New Deaths ، vaccinated fully People ، ICU Patients ، Reproduction Rate با اثر منفی وارد مدل می شوند. همچنین پارامتر دقت مدل برابر $4-2.39E$ برآورد شده است از آن جا که پارامتر دقت و واریانس رابطه عکس دارند، پایین بودن برآورد پارامتر دقت نشانه نگر زیاد بودن واریانس مدل است.

۳.۵) برازش مدل ها با توزیع های چوله نرمال و تی

در این قسمت مدل های بالا را با توزیع چوله نرمال و تی برای متغیر پاسخ برازش می دهیم و DIC را مقایسه می کنیم.

• مدل ها با توزیع چوله نرمال (Skew Normal):

در مدل های بالا کافی است در رگرسیون خطی μ :

عبارت رو به رو را اضافه کنیم:

$z[i] \sim \text{dnorm}(0,1)I(0,)$

$\delta \sim \text{dnorm}(0,0.01)$

و مدل ها را روی داده ها برازش کنیم.

به عنوان مثال برای توزیع رگرسیونی ساده داریم :

```
model{
  for(i in 1:Ntot){
    tdeaths[i] ~ dnorm(mu[i],tau.e)
    mu[i] <- beta[1] + beta[2]*mage[i] + beta[3]*pop[i] + beta[4]*tcases[i] +
    beta[5]*ncases[i] + beta[6]*stindex[i] + beta[7]*ndeaths[i] + beta[8]*hosppat[i] +
    beta[9]*pevac[i] + beta[10]*tvac[i] + beta[11]*reprate[i] +
    beta[12]*icupat[i]+delta*z[i]
    z[i] ~ dnorm(0,1)I(0,)}
    delta ~ dnorm(0,0.01)
    tau.e ~ dgamma(0.1,0.1)
    sig2.e<- 1/tau.e
    beta[1:12]~ dmnorm(mu0[1:12],R[1:12,1:12])}
```

```
list(mu0=c(0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0), R=structure(.Data=c(
  0.1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,
  0,0.1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,
  0,0,0.1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,
  0,0,0,0.1,0,0,0,0,0,0,0,0,
  0,0,0,0,0.1,0,0,0,0,0,0,0,
  0,0,0,0,0,0.1,0,0,0,0,0,0,
  0,0,0,0,0,0,0.1,0,0,0,0,0,
  0,0,0,0,0,0,0,0.1,0,0,0,0,0,
```

```

0,0,0,0,0,0,0,0,0.1,0,0,0,0,
0,0,0,0,0,0,0,0,0.1,0,0,0,0,
0,0,0,0,0,0,0,0,0.1,0,0,0,0,
0,0,0,0,0,0,0,0,0,0.1,0,0,0,
0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0.1,0,0,
),..Dim=c(12,12)))

```

• مدل ها با توزیع تی:

در مدل های بالا کافی است برای tua:

```

tdeaths[i] ~ dnorm(mu[i],tau.e[i])
tau.e[i] <- w[i]*tau0
w[i] ~ dgamma(nuu,nuu)

```

را در نظر بگیریم و مدل ها را روی داده ها برازش کنیم.
به عنوان مثال برای توزیع رگرسیونی ساده داریم :

```

model{
for(i in 1:Ntot){
tdeaths[i] ~ dnorm(mu[i],tau.e[i])
mu[i] <- beta[1] + beta[2]*mage[i] + beta[3]*pop[i] + beta[4]*tcases[i] + beta[5]*ncases[i]
+ beta[6]*stindex[i] + beta[7]*ndeaths[i] + beta[8]*hosppat[i] + beta[9]*pevac[i] +
beta[10]*tvac[i] + beta[11]*reprate[i] + beta[12]*icupat[i]
tau.e[i] <- w[i]*tau0
w[i] ~ dgamma(nuu,nuu)}
tau0 ~ dgamma(0.01,0.01)
beta[1:12]~ dmnorm(mu0[1:12],R[1:12,1:12])
nnu <- nuu/2
nuu ~dexp(0.01)}

```

```

list(mu0=c(0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0), R=structure(.Data=c(
0.1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,
0,0.1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,
0,0,0.1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,
0,0,0,0.1,0,0,0,0,0,0,0,0,
0,0,0,0,0.1,0,0,0,0,0,0,0,

```

```
0,0,0,0,0,0.1,0,0,0,0,0,0,
0,0,0,0,0,0,0.1,0,0,0,0,0,
0,0,0,0,0,0,0,0.1,0,0,0,0,
0,0,0,0,0,0,0,0,0.1,0,0,0,
0,0,0,0,0,0,0,0,0,0.1,0,0,
0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0.1,0,
0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0.1
),.Dim=c(12,12)))
```

در این بخش برای تمام مدل های بالا توزیع را چوله نرمال و تی نظر گرفتیم و DIC های آن را با مدل های با توزیع نرمال مقایسه کردیم و نتیجه کار افزایش DIC بود و ینی لزومی به تغییر توزیع متغیر پاسخ از نرمال به چول نرمال و یا تی نیست ، این فرایند در توزیع چوله تی نیز همین نتیجه را داشت. لازم به ذکر است در این توزیع ها در مدل های پیچیده DIC ست نشده و باید Deviance را برای آن ها ست کرد و DIC را به صورت دستی محاسبه نمود.

۳) نتیجه گیری و تفسیر

از نتایج بدست آماده در بخش های قبلی ، عوامل مؤثر در تعداد مرگ و میر کرونا را می توان وابستگی فضایی و وابستگی درون پنبلی و وابستگی طولی دانست، همچنین عوامل تعداد بیمارستان ها و شاخص سخت گیری دولت و تعداد واکسیناسیون و تعداد مریض ها و تعداد جمعیت و میانگین نیز تاثیر دارد.

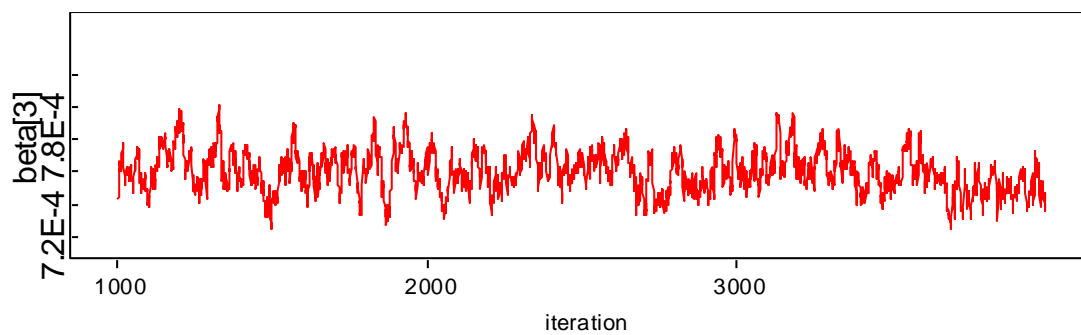
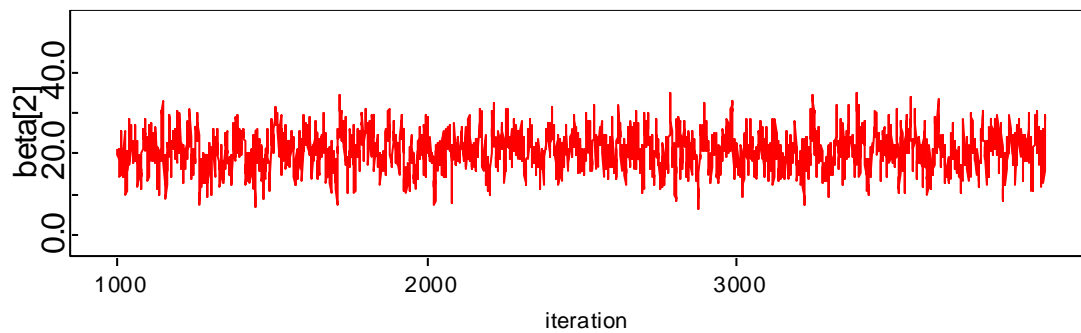
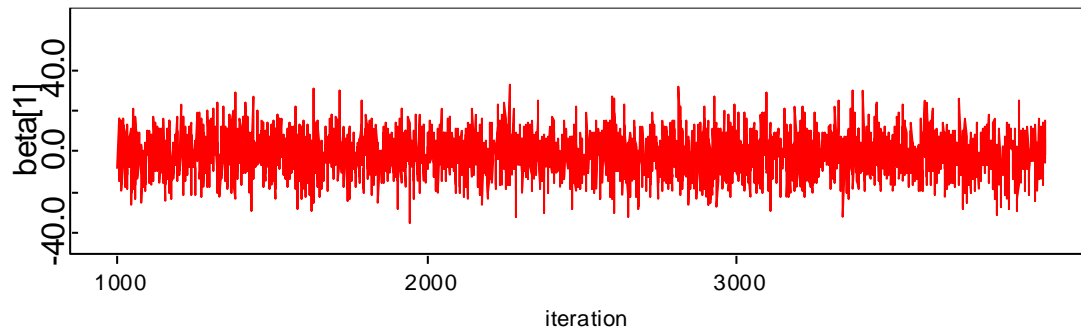
یکی از مزیت های مدل های رگرسیونی تفسیر پذیری آن هاست که در اینجا به تفسیر چند پارامتر از مدل برازش شده می پردازیم.

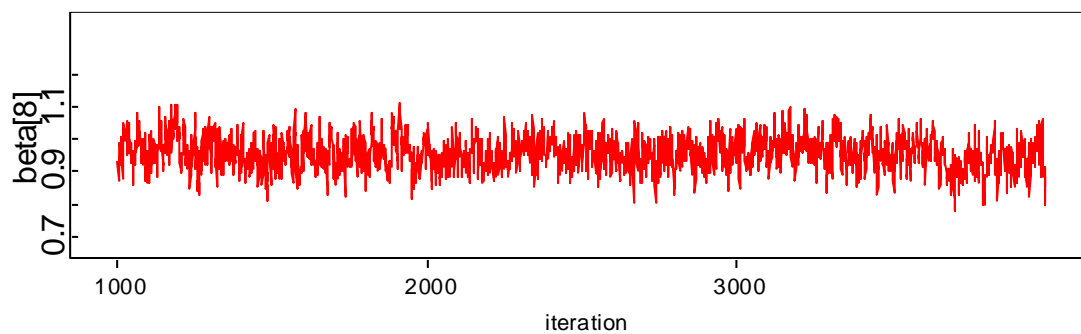
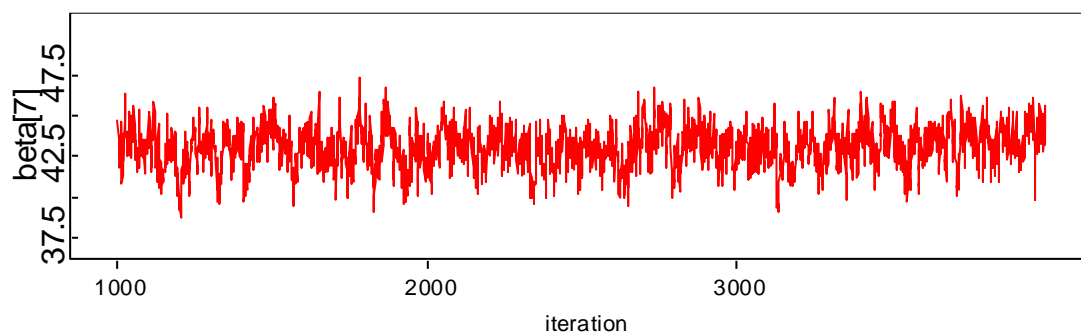
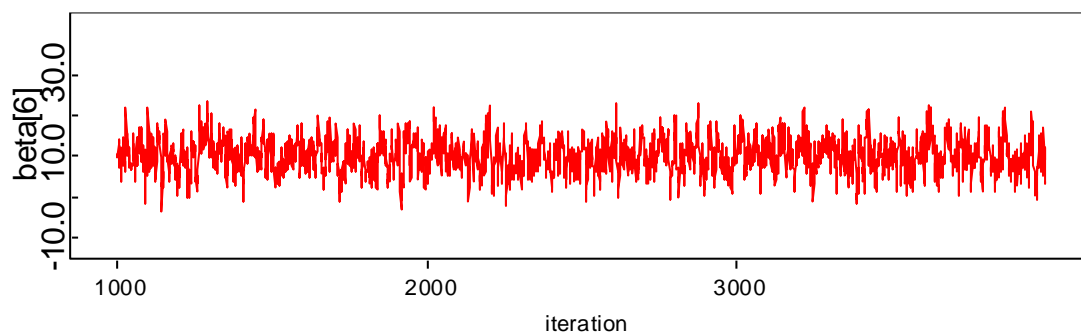
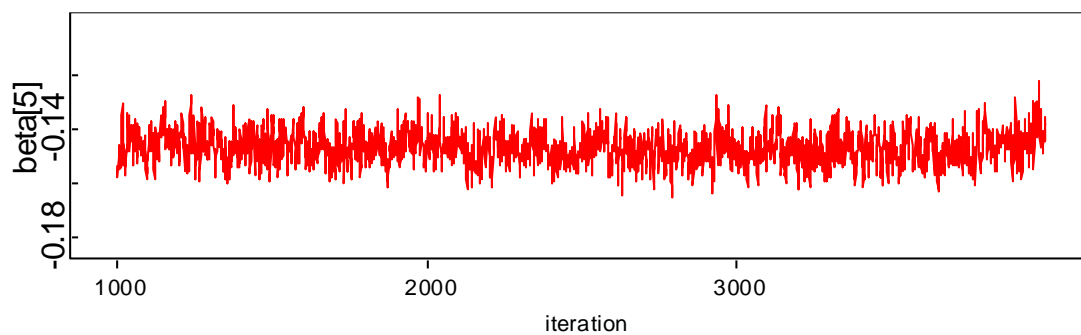
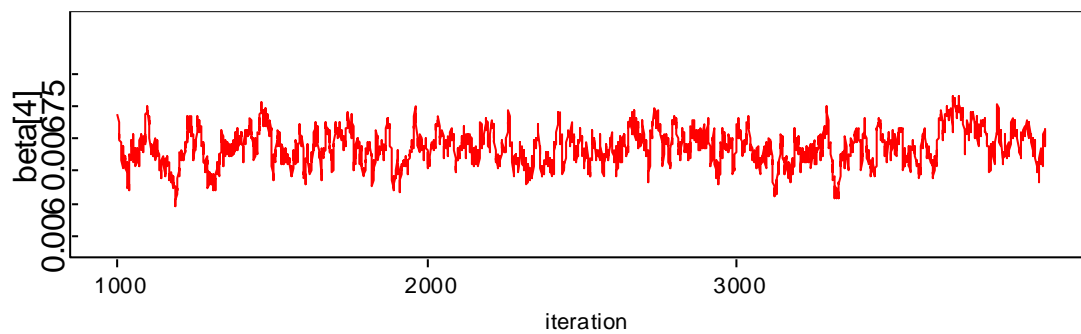
به عنوان مثال با اضافه شدن هر سال سن به میانگین سنی مقدار 0.2559 متغیر پاسخ افزایش پیدا می کند و هم چنین چون مقدار مثبت می باشد ، تاثیر این پارامتر مثبت است. یا مثلا با اضافه شدن ۱۰۰ نفر واکسینه شده کامل مقدار $-3.99E-4$ متغیر پاسخ کاهش می یابد و مشخصا باید تعداد واکسینه شده تاثیر منفی روی آمار کشته شدگان بگذارد که در اینجا شاهد این موضوع هستیم.

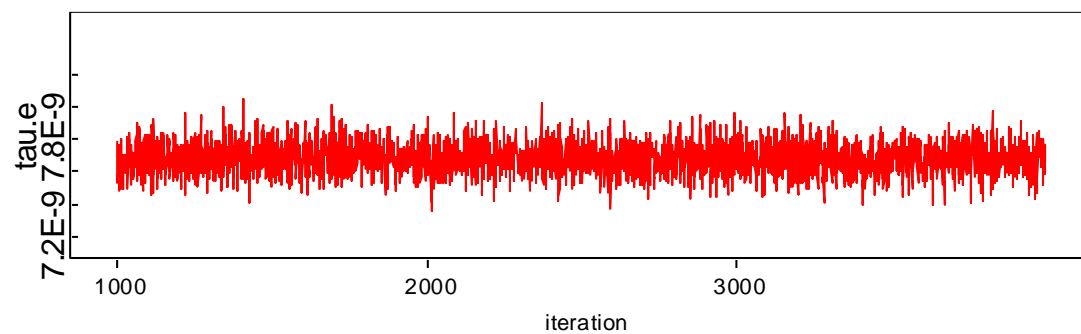
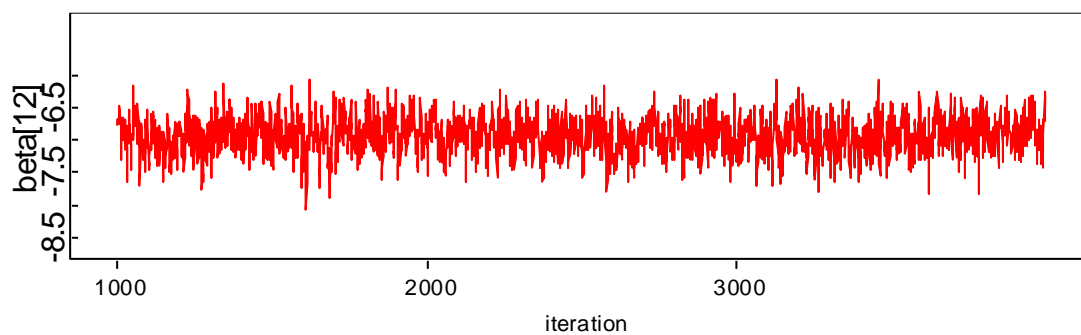
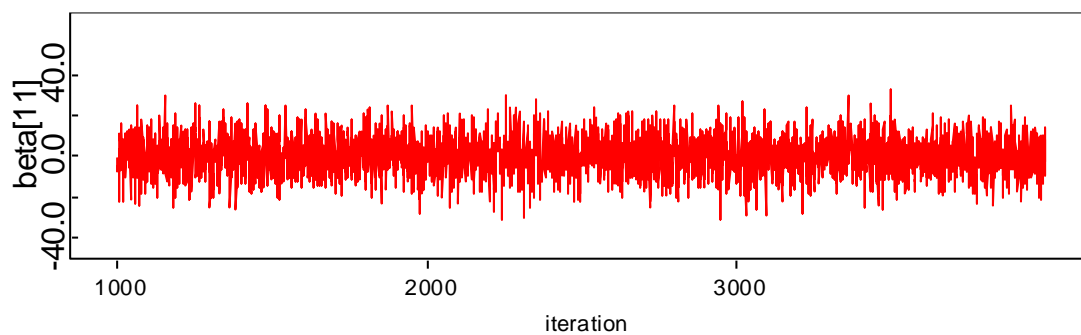
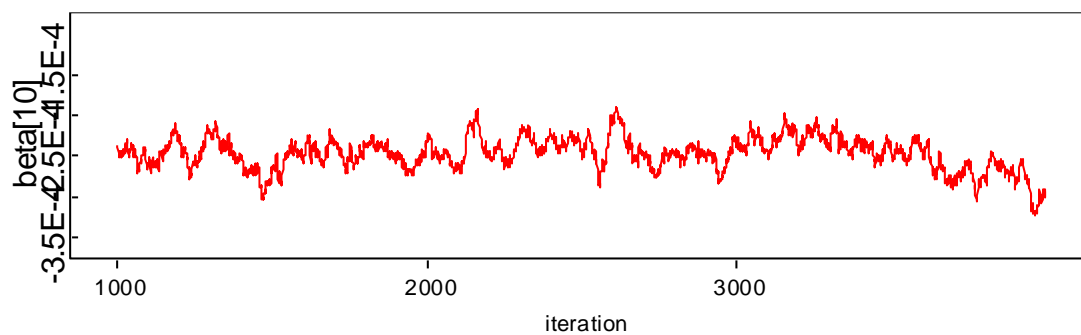
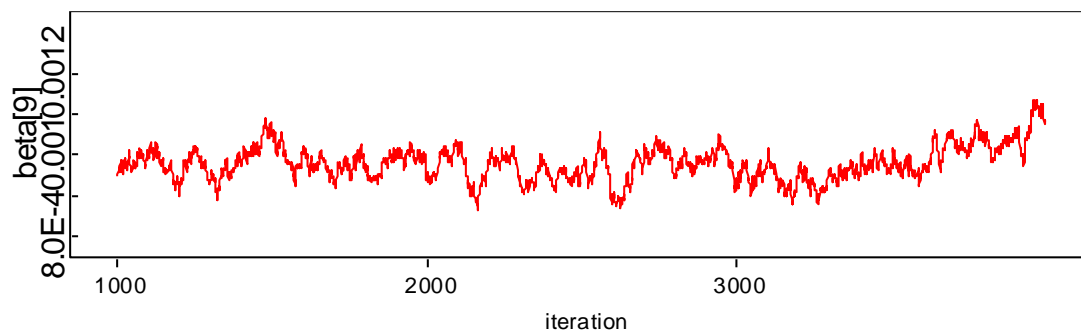
پیوست ۱

(۱) نمودار های اثر مدل ها

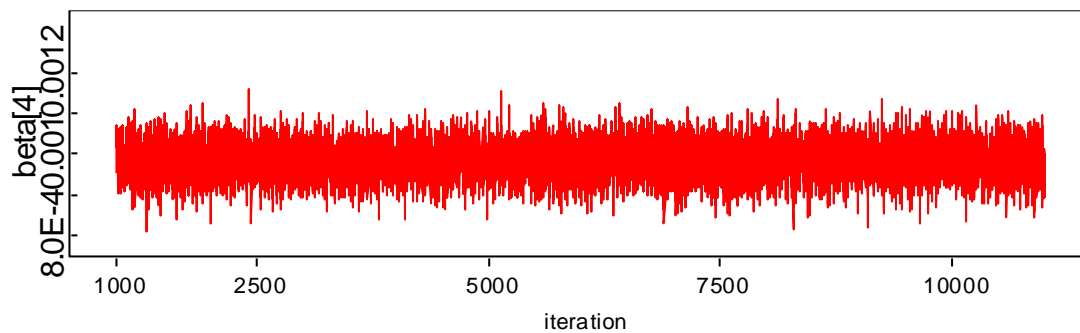
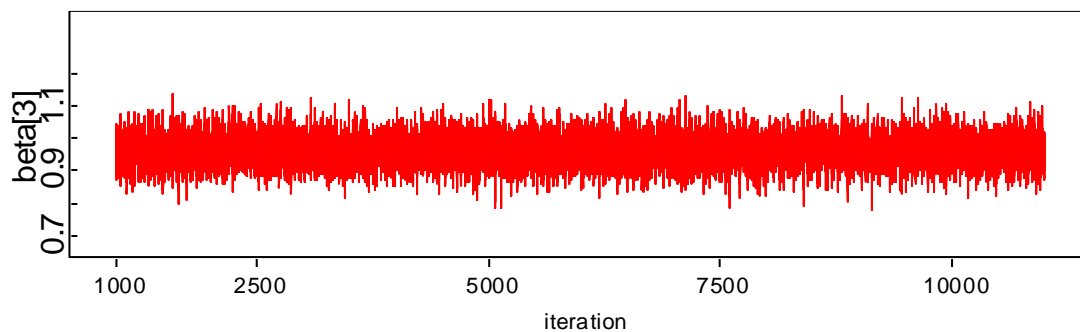
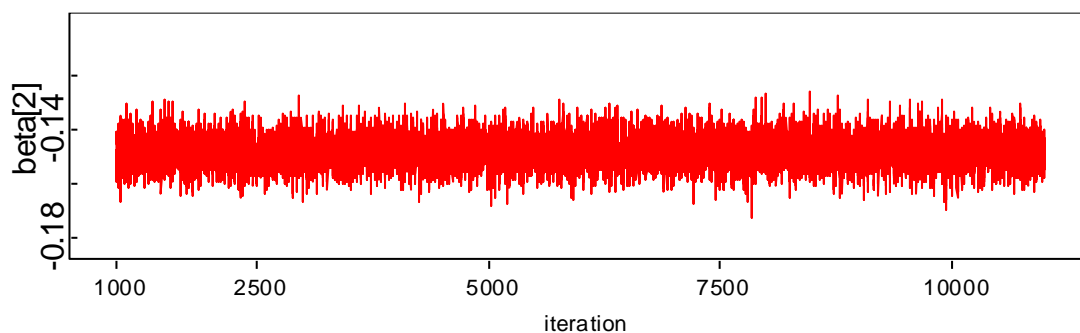
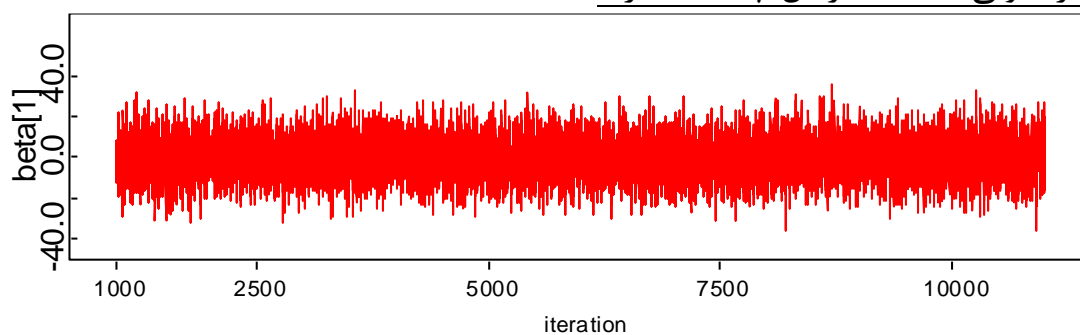
آ) مدل رگرسیونی ساده (با نرمال تک متغیره)

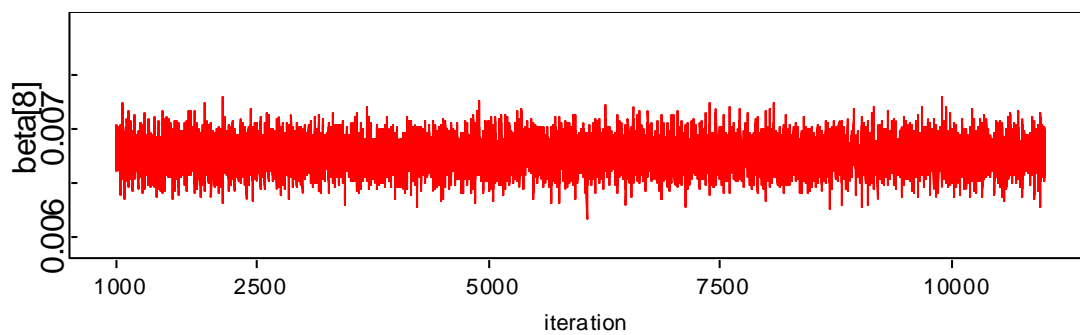
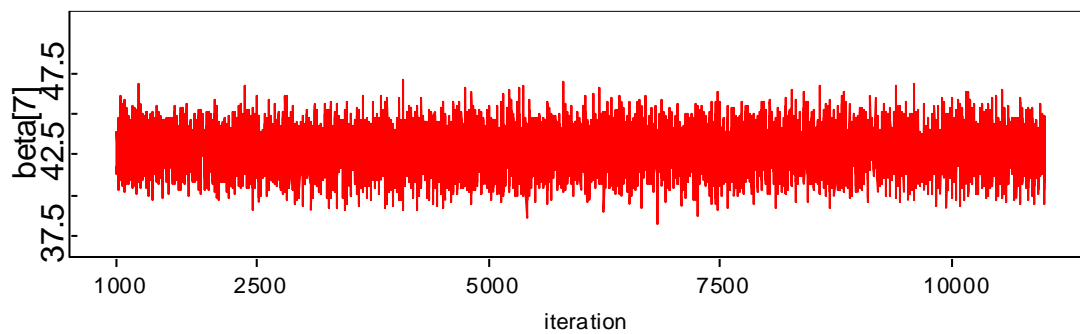
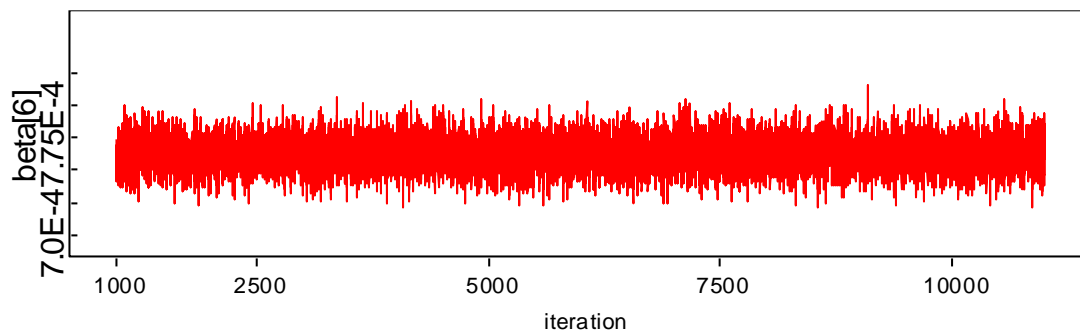
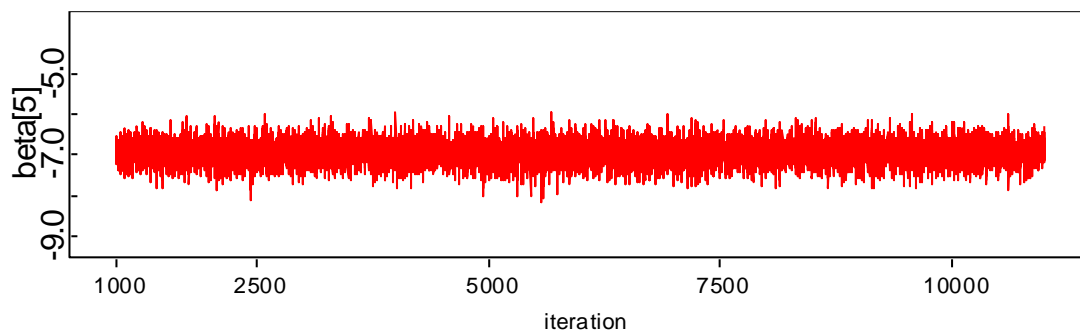


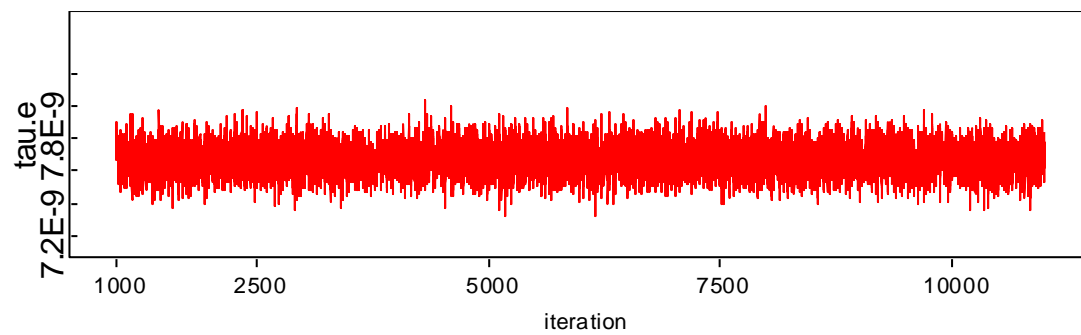
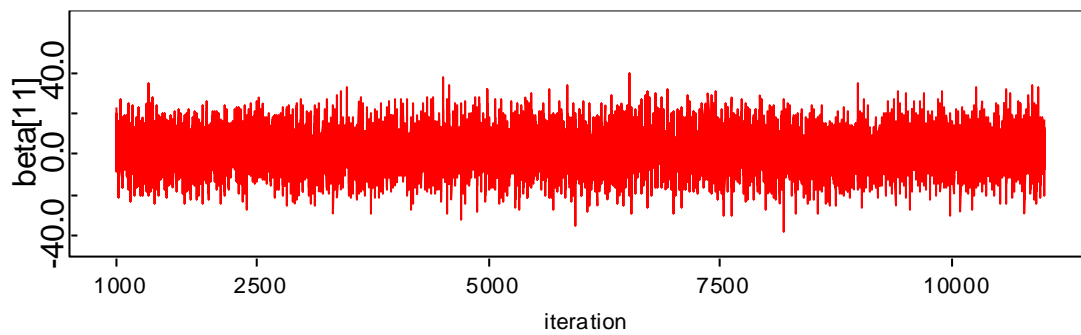
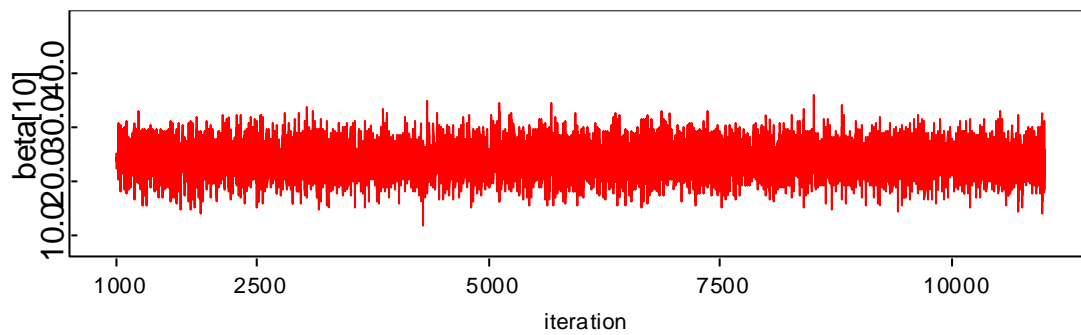
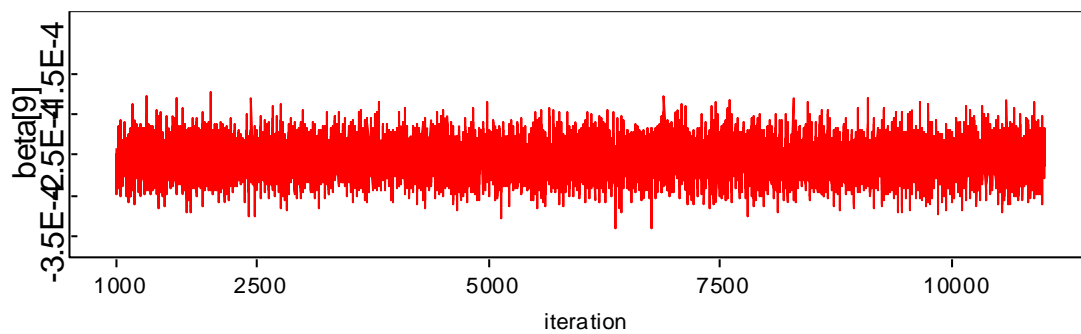




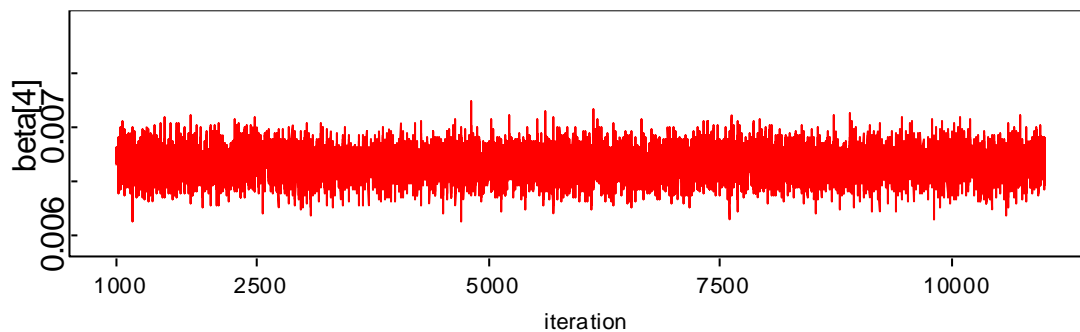
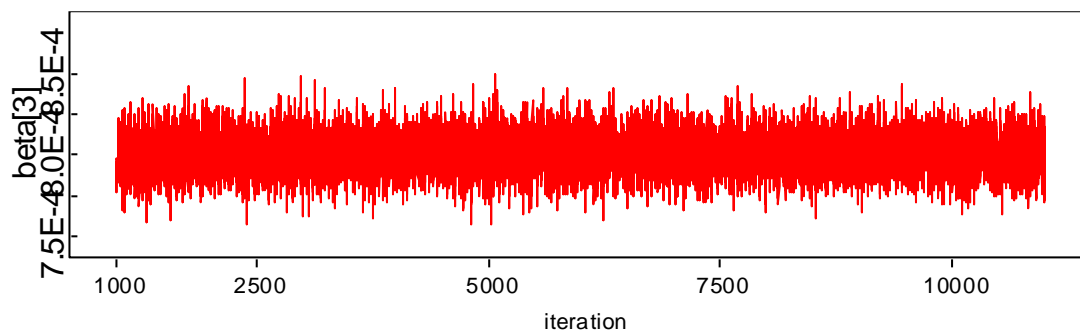
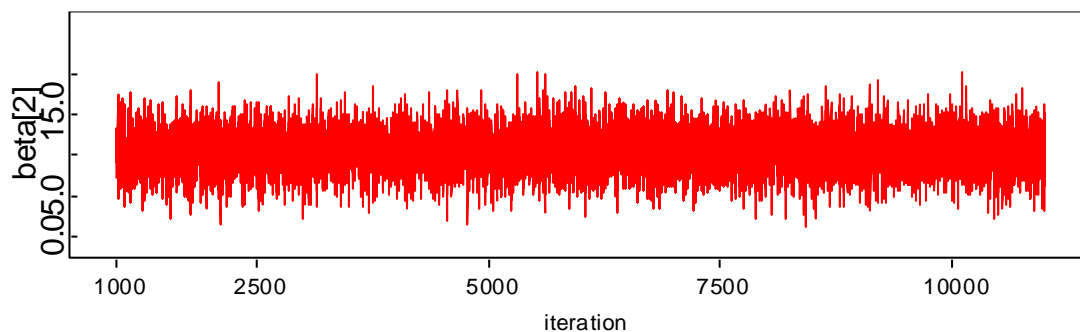
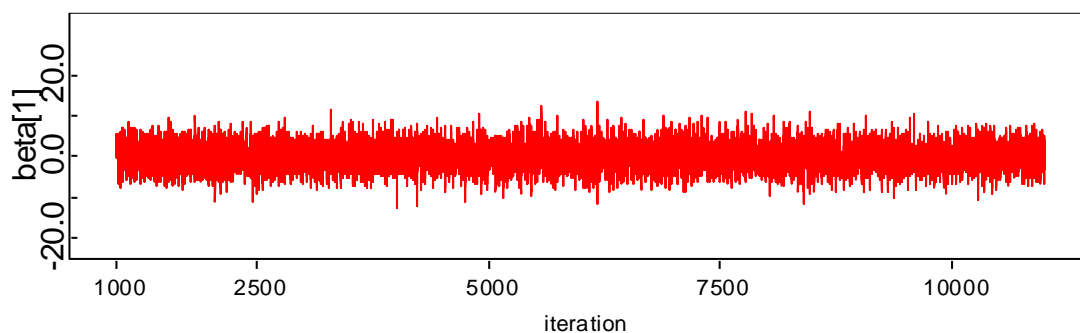
مدل رگرسیونی ساده (با نرمال چند متغیره)

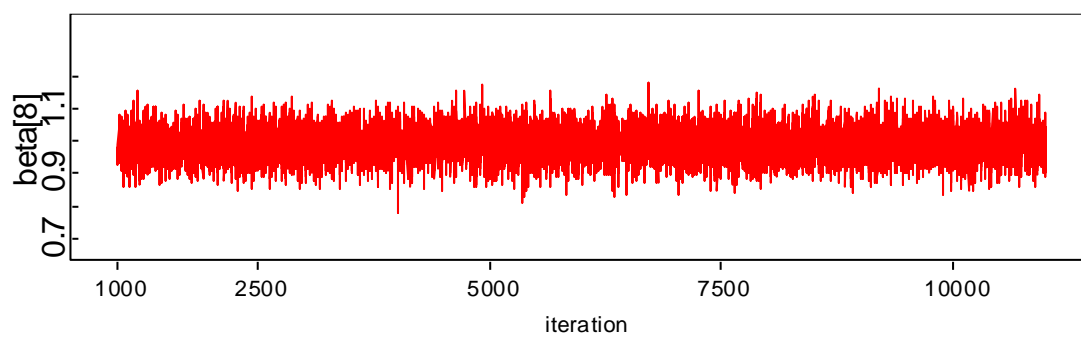
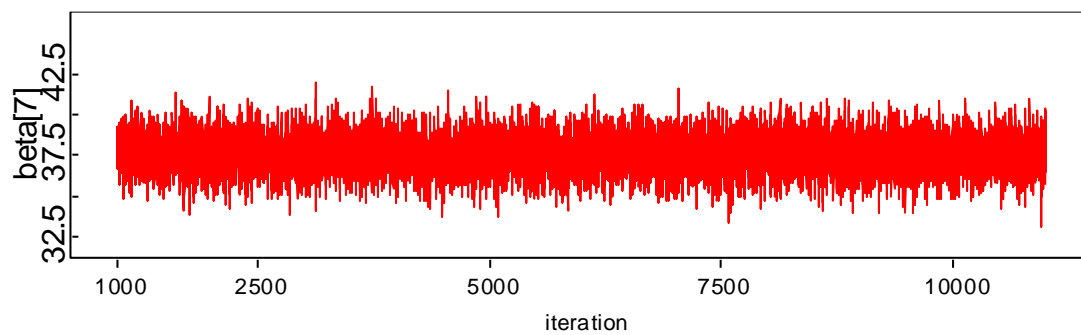
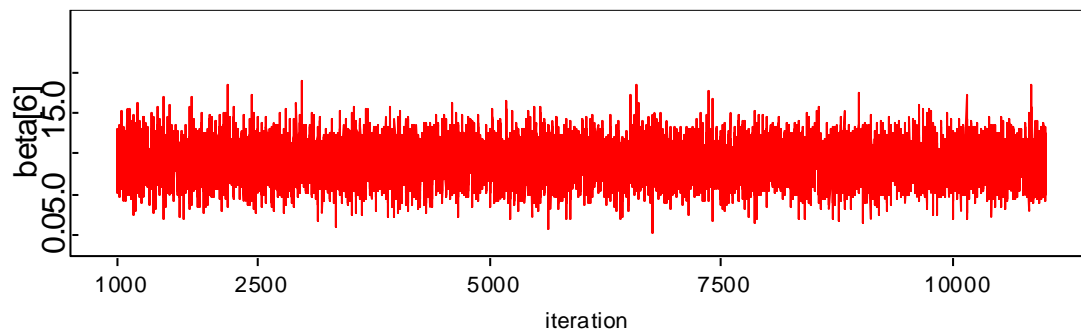
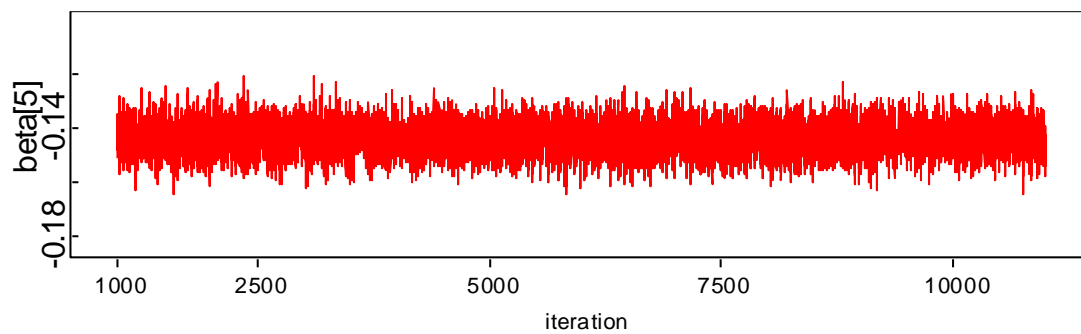


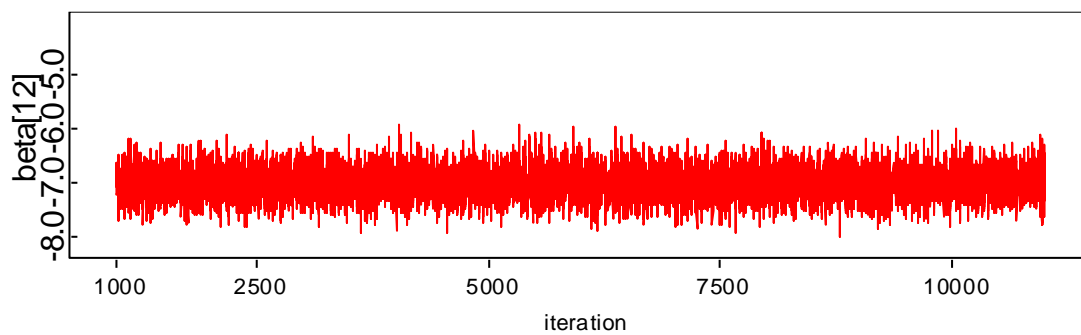
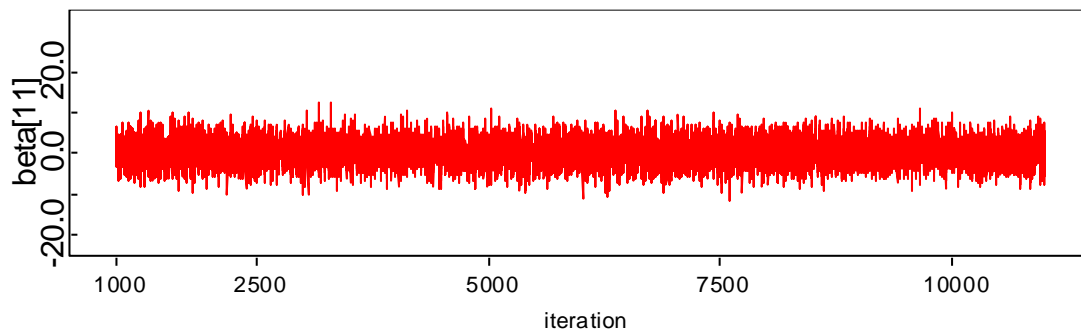
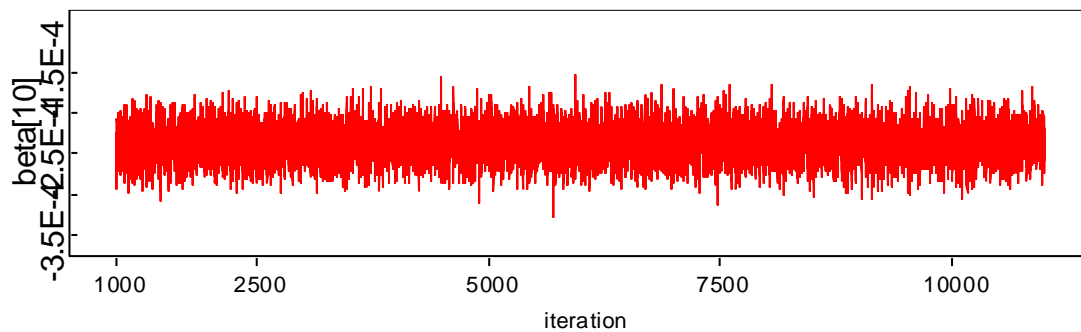
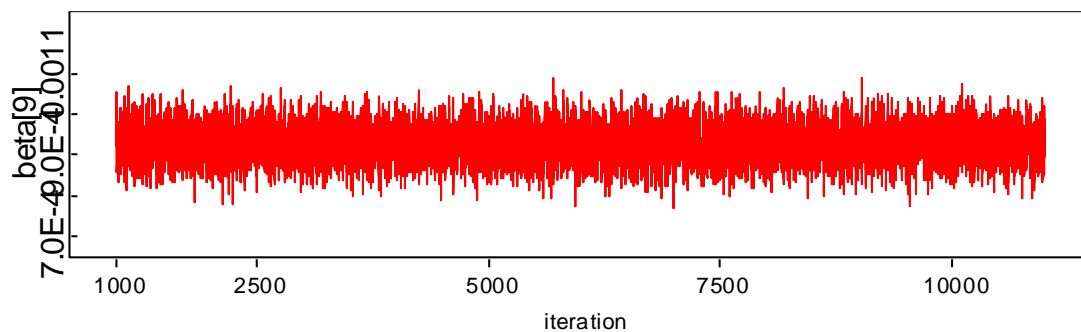


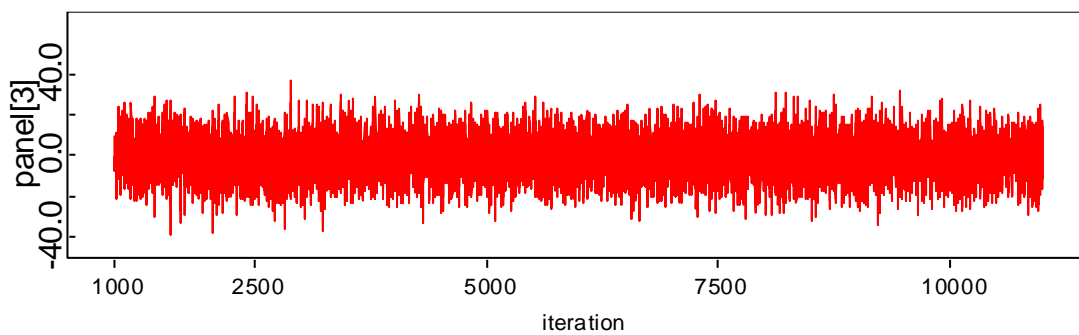
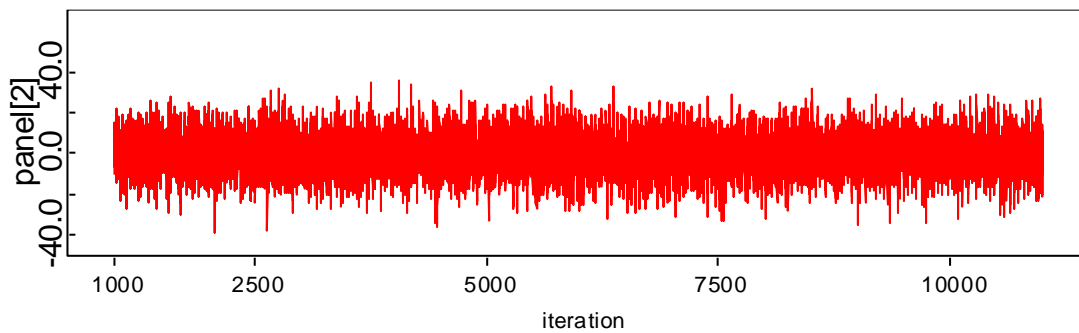
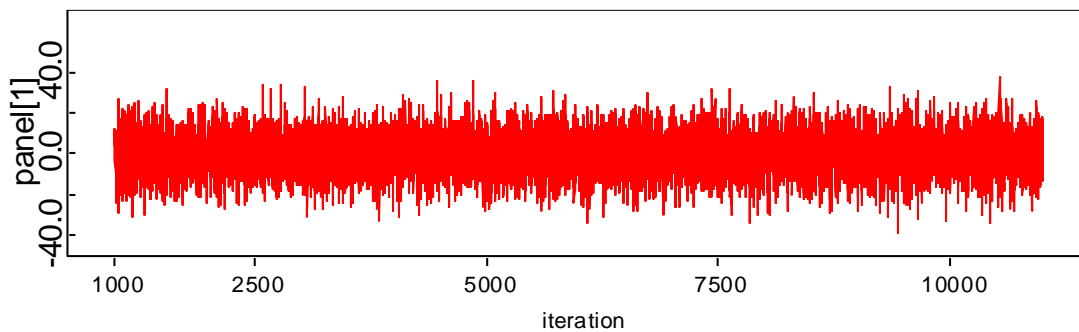
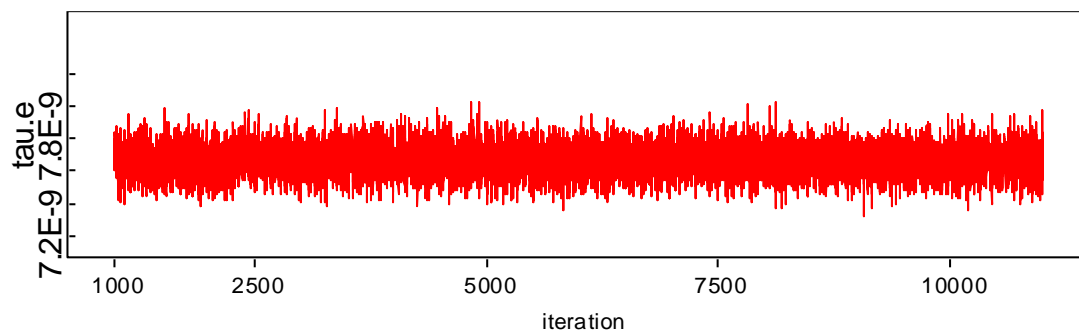


ب) مدل رگرسیونی با اثرات آمیخته

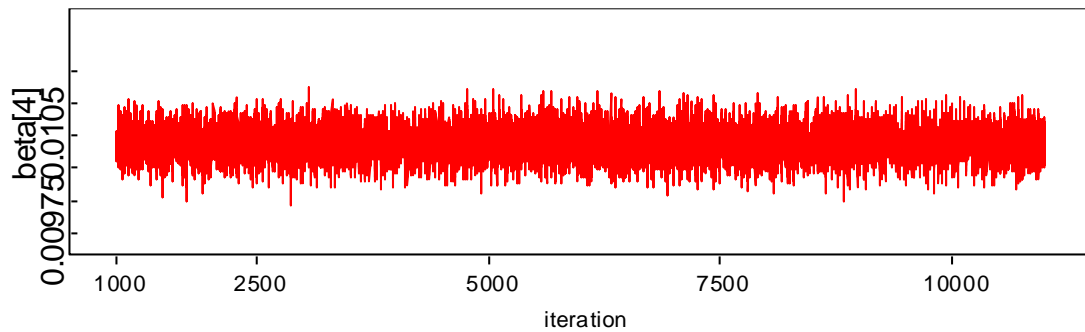
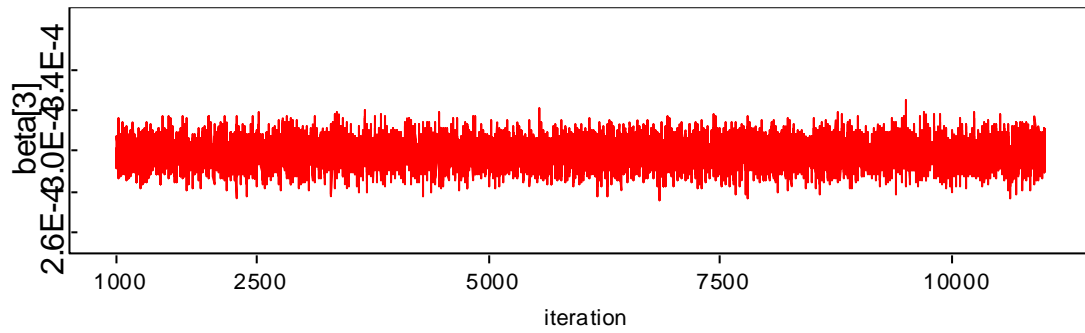
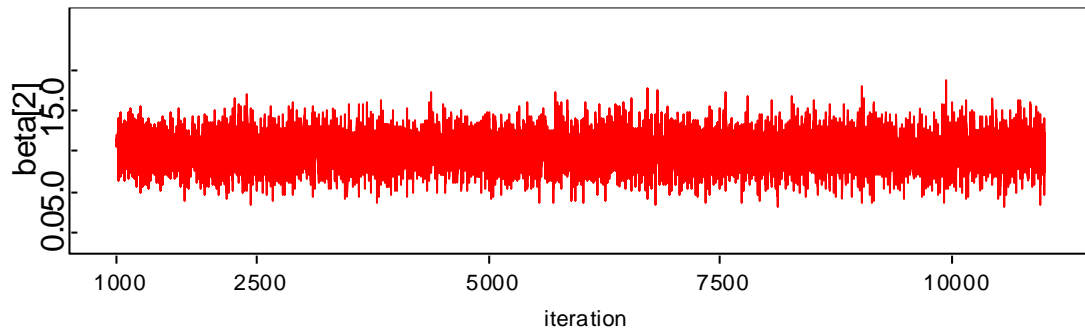
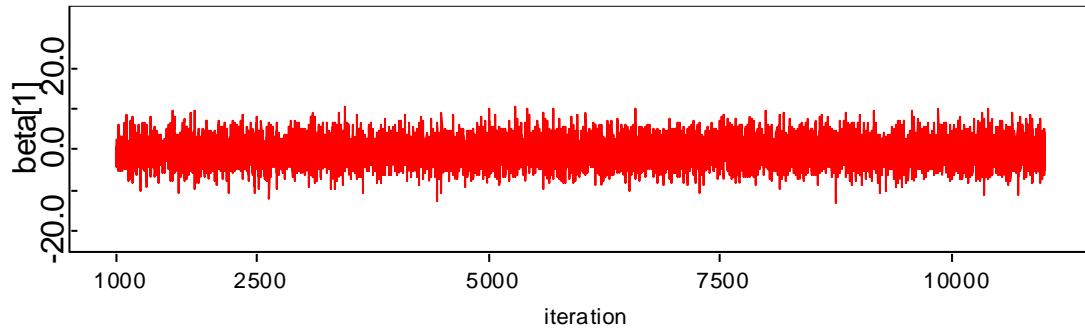


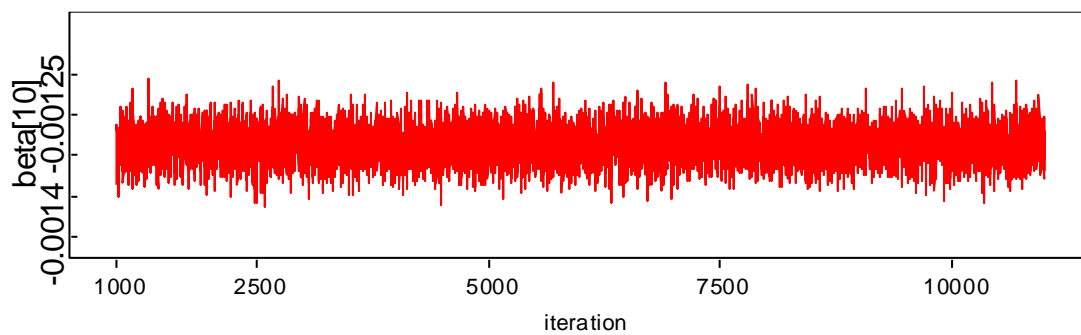
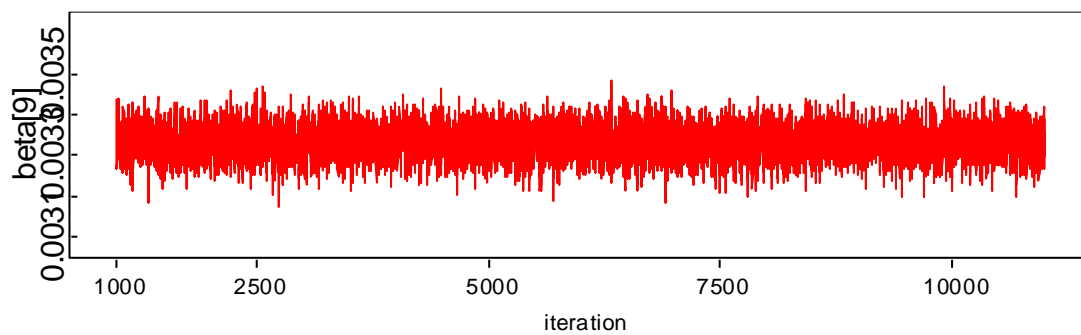
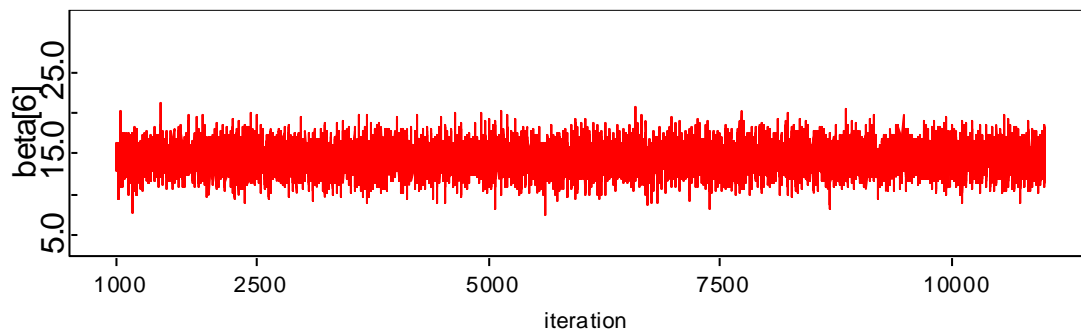
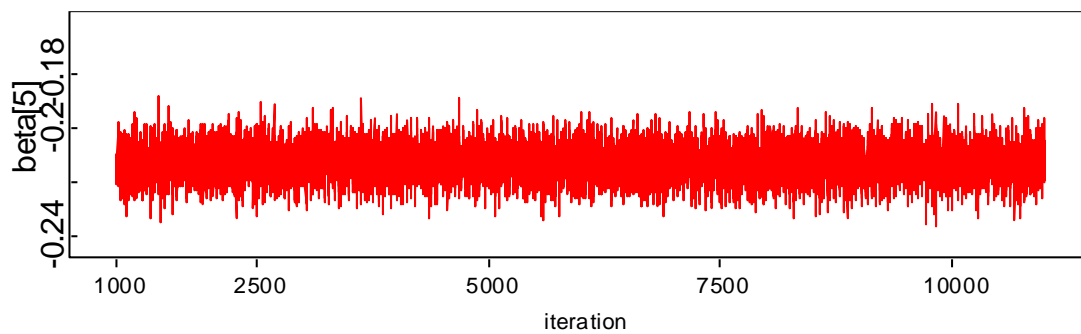


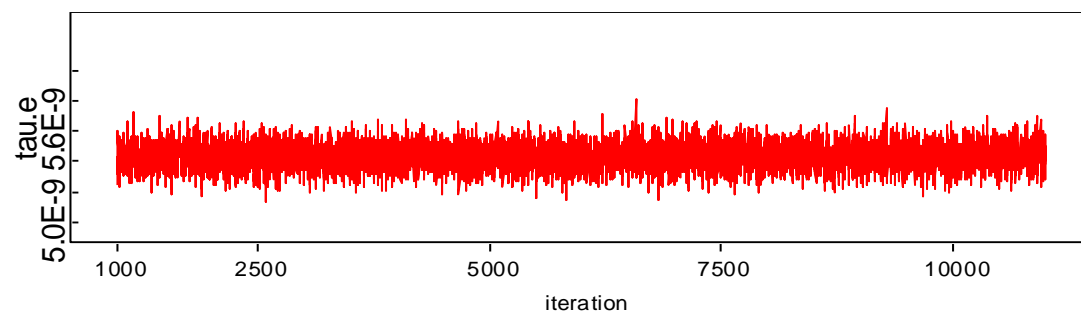
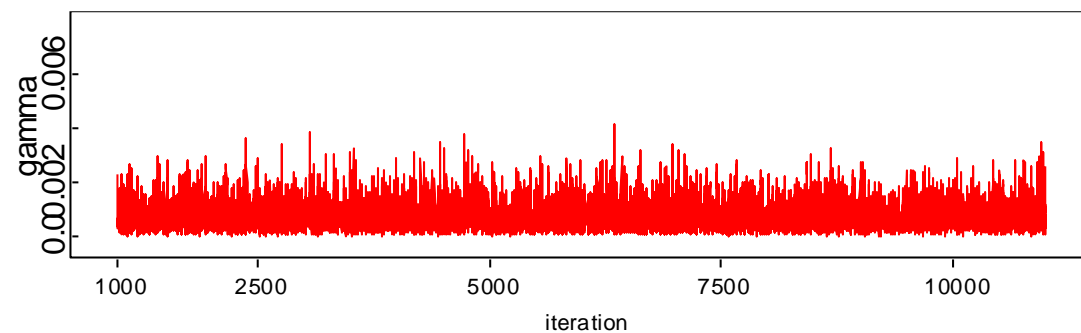
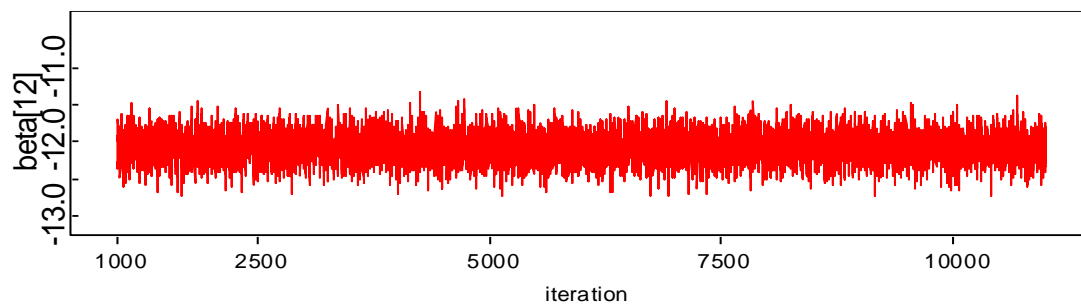
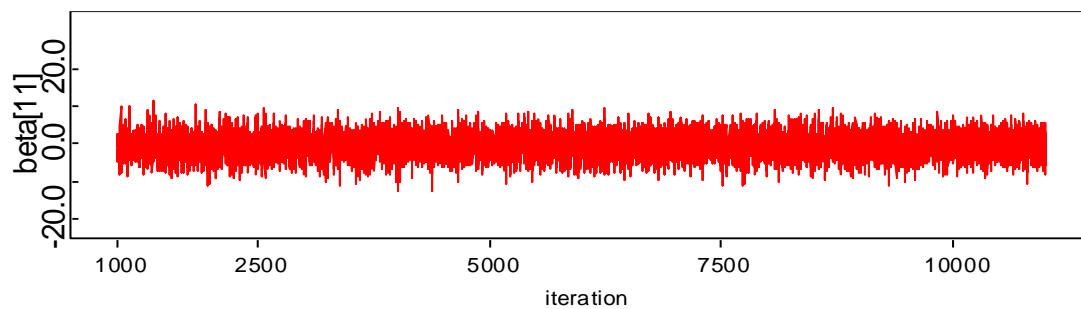


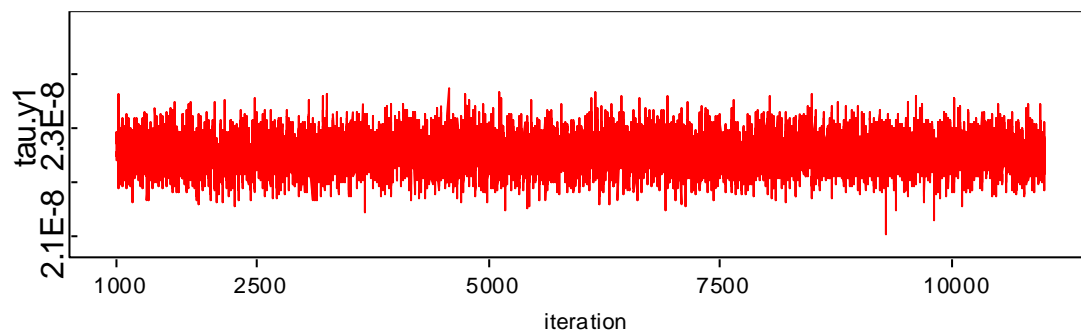


پ) مدل انتقال (Transition Model)

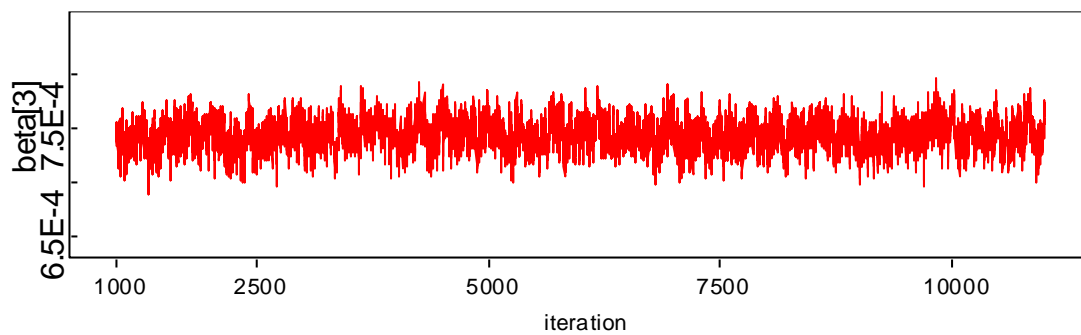
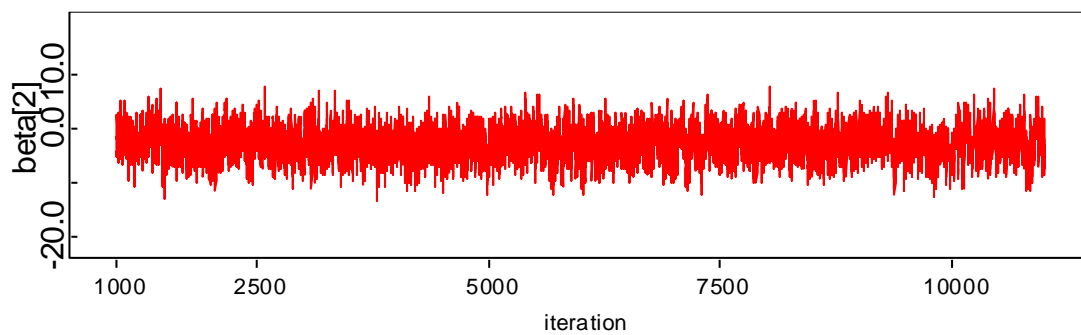
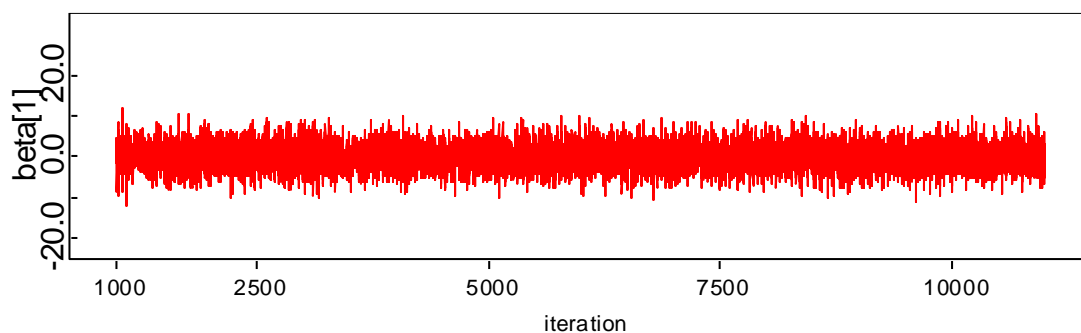


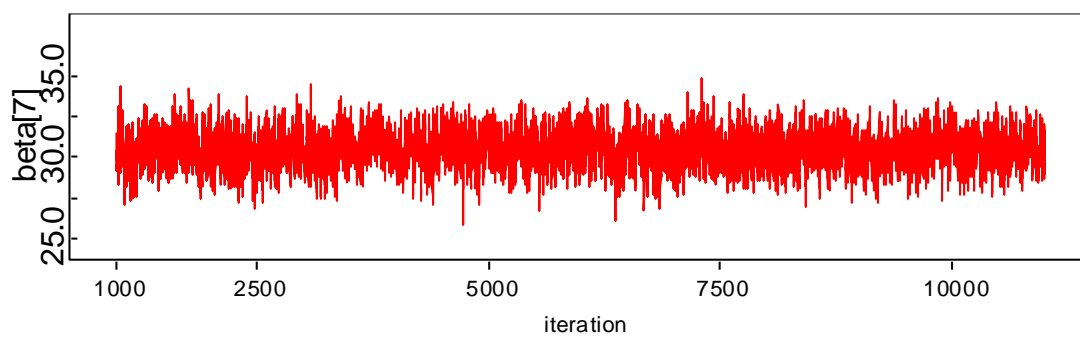
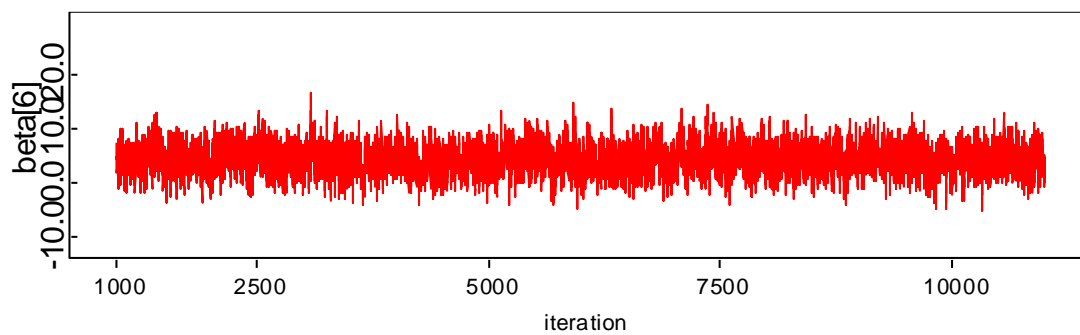
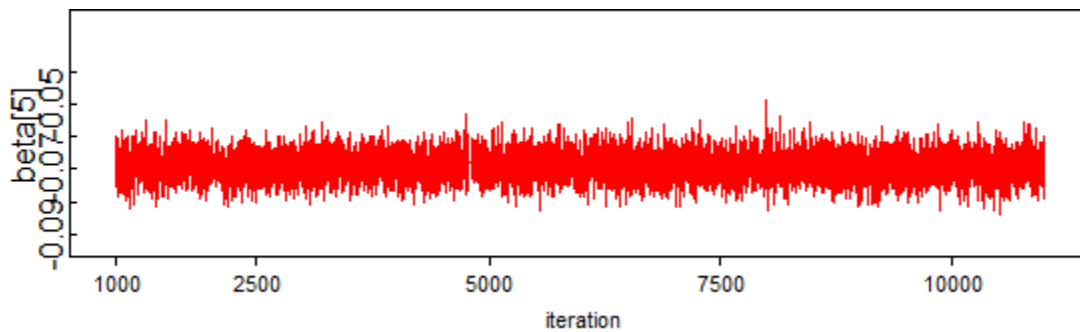
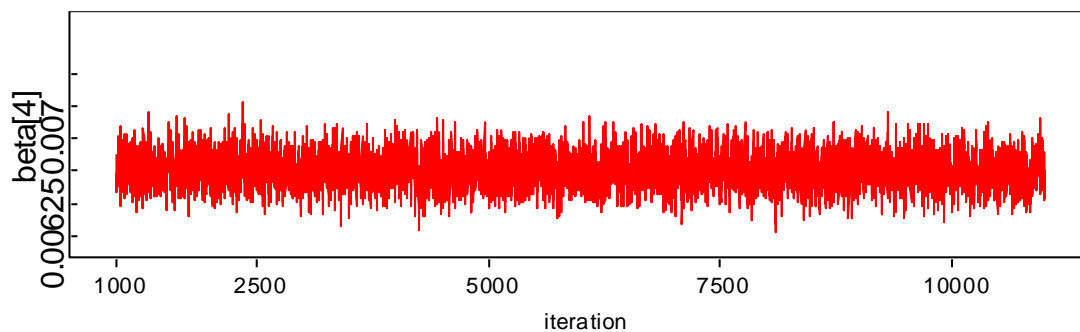


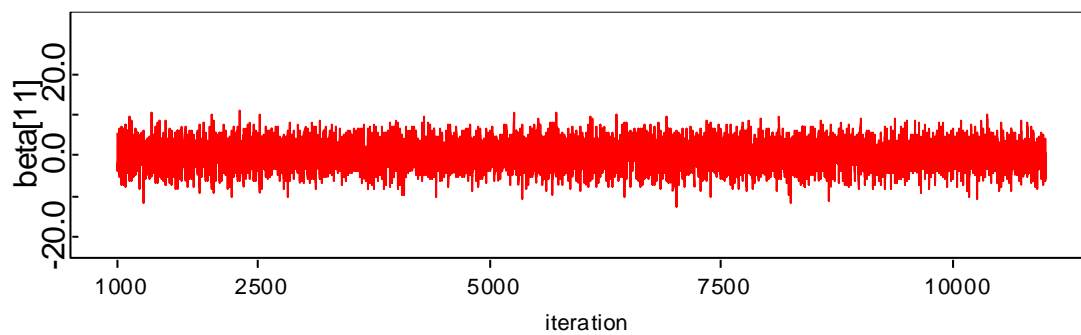
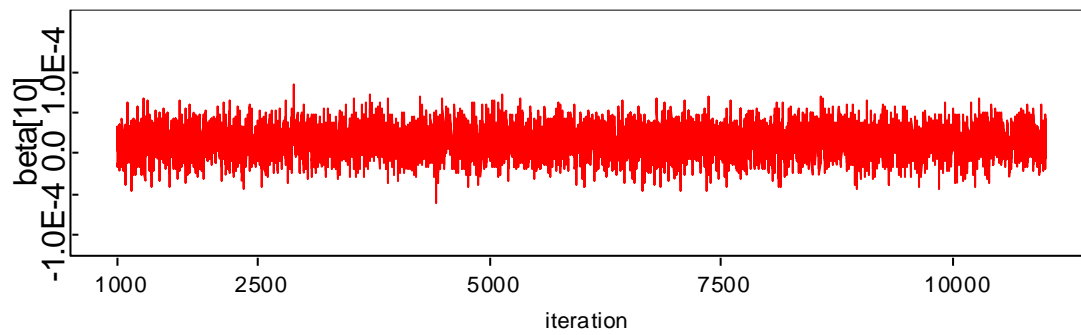
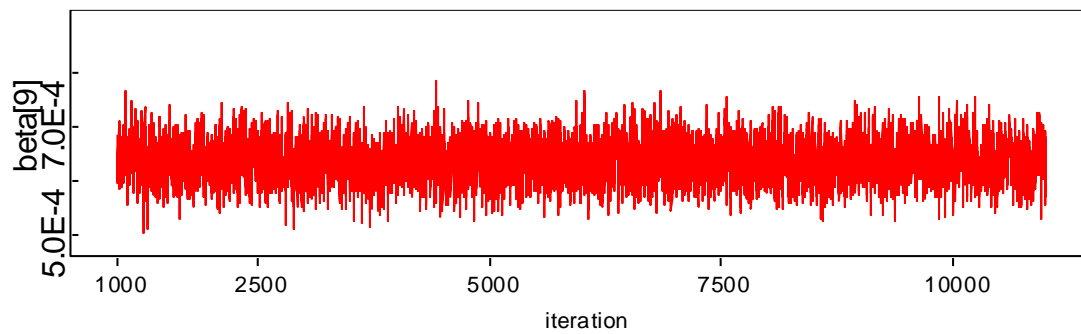
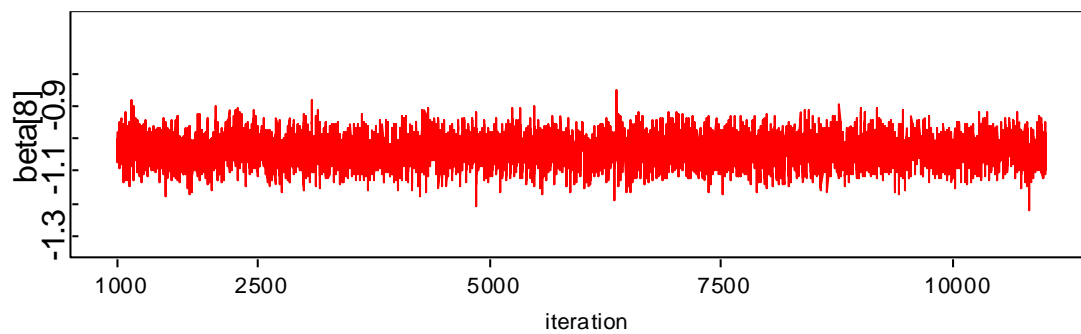


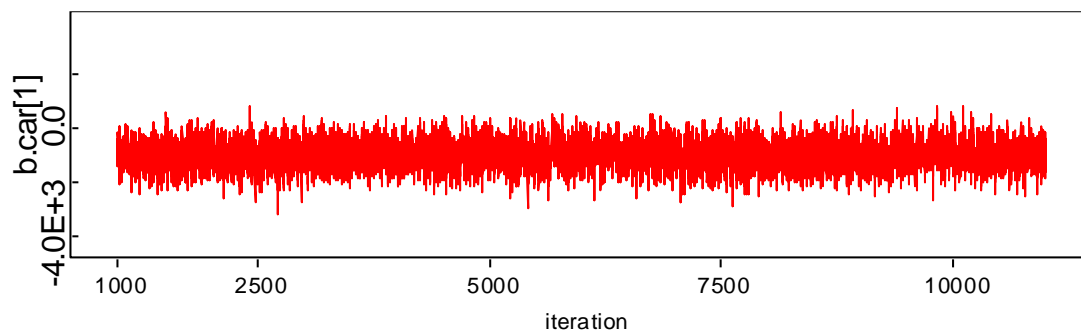
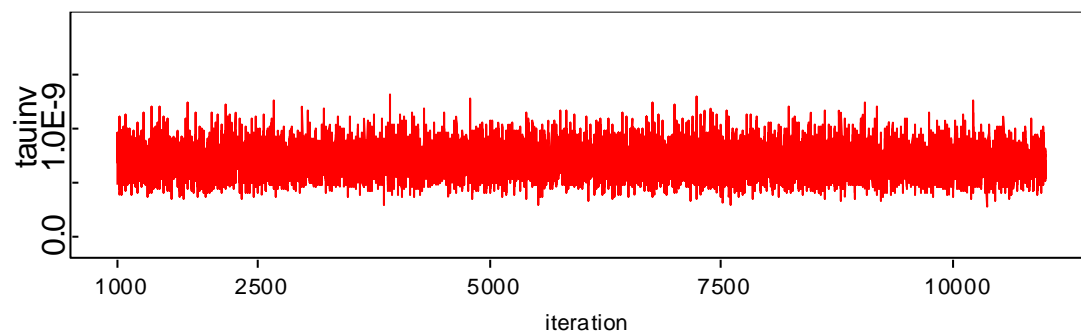
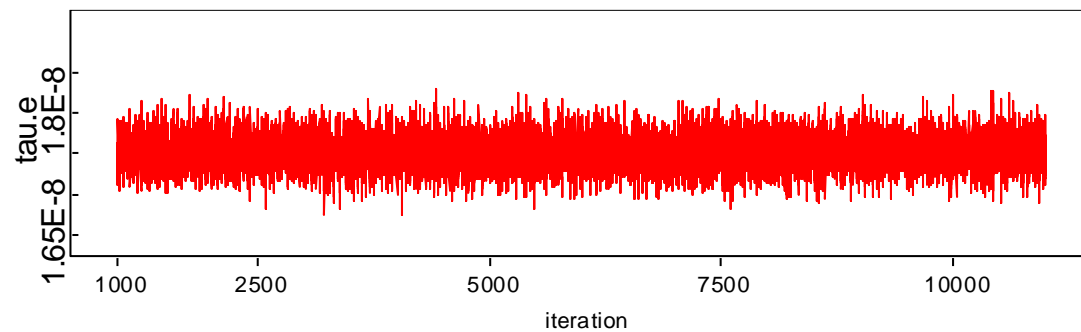
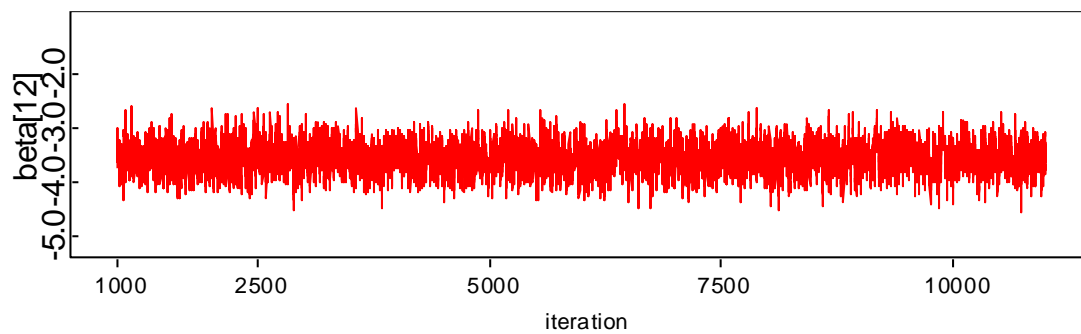


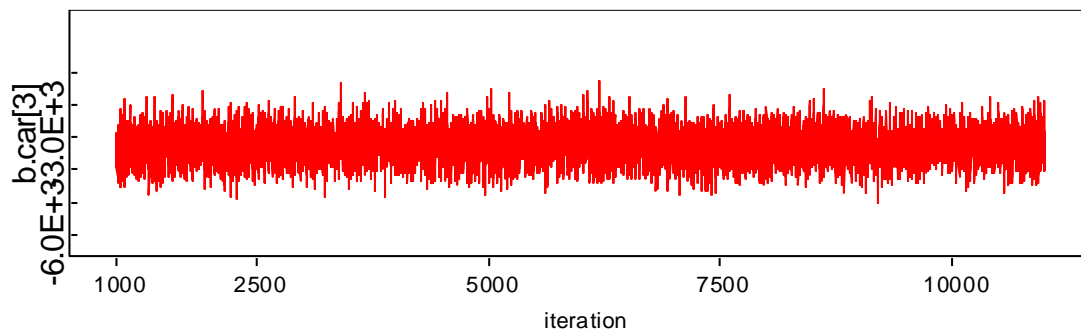
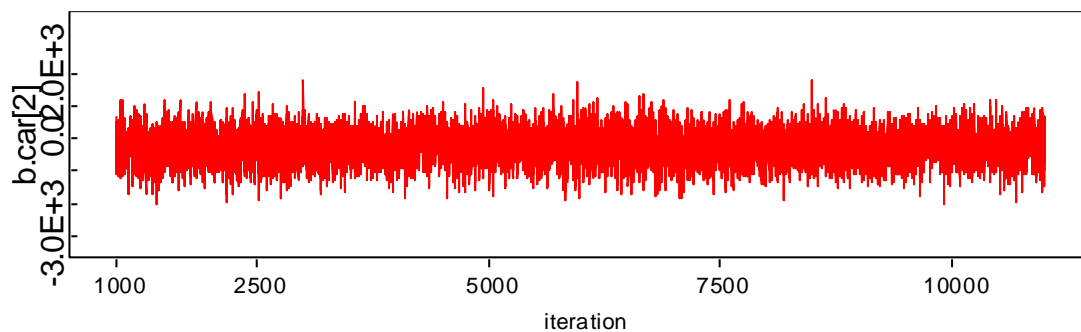
ت) مدل فضایی (Spatial Model)



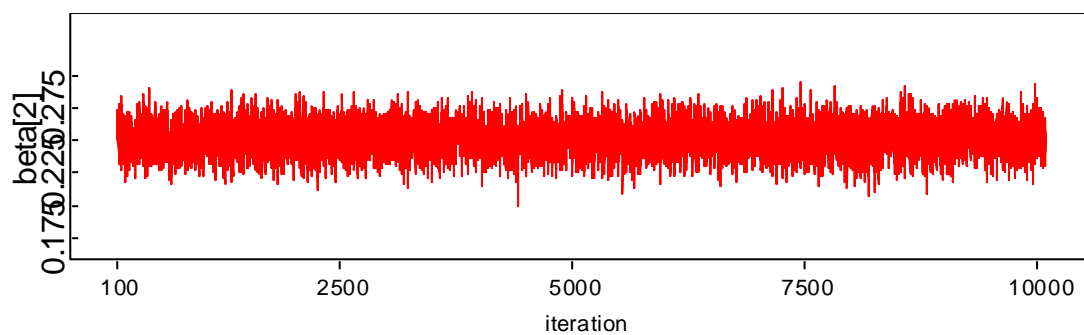
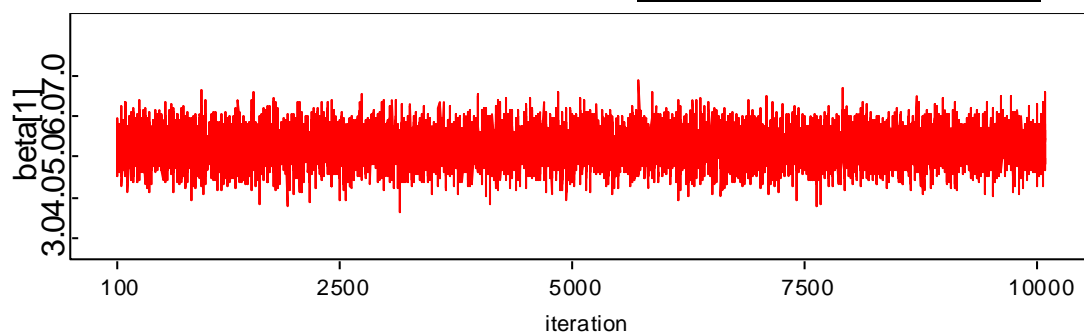


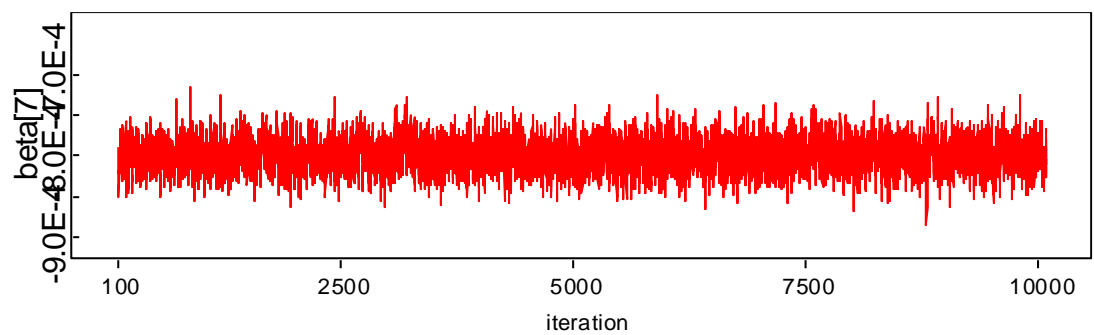
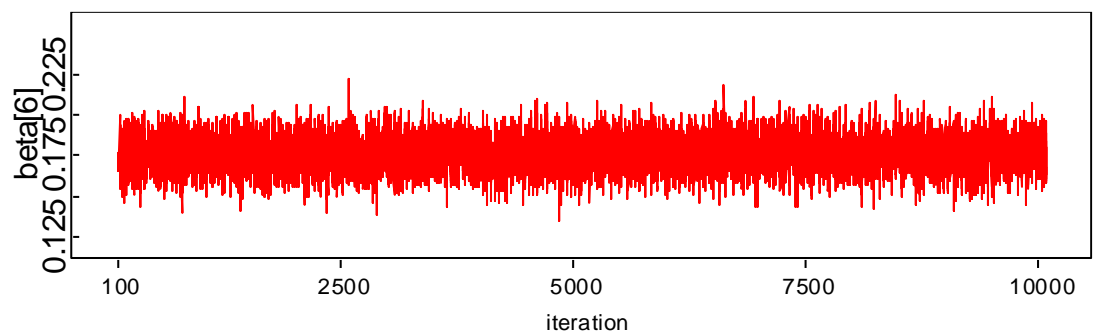
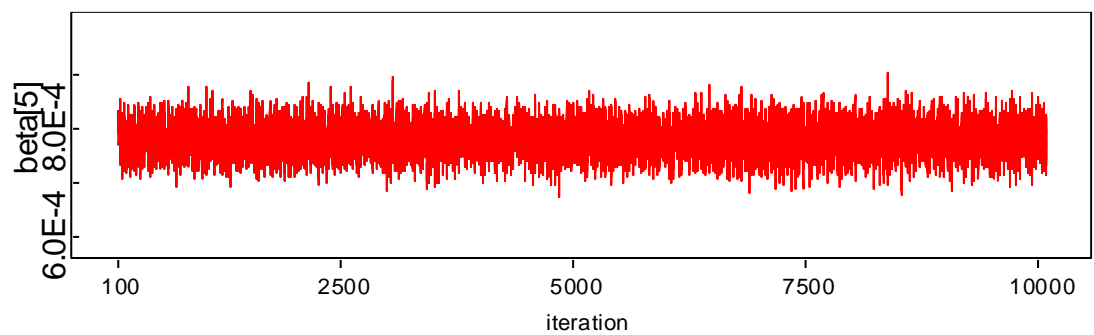
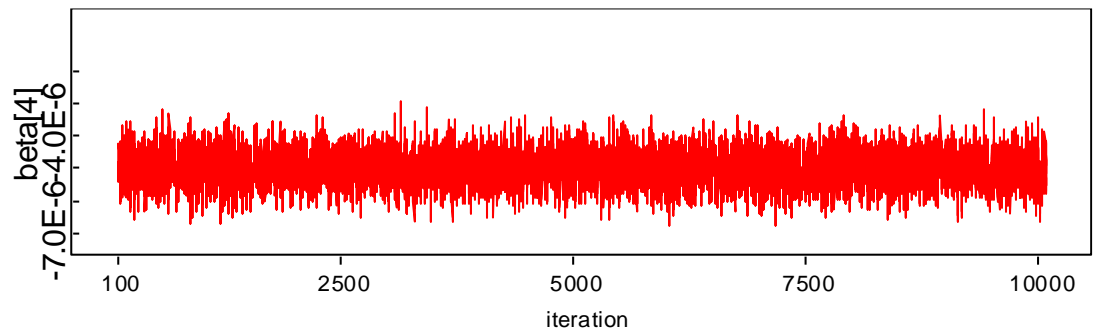
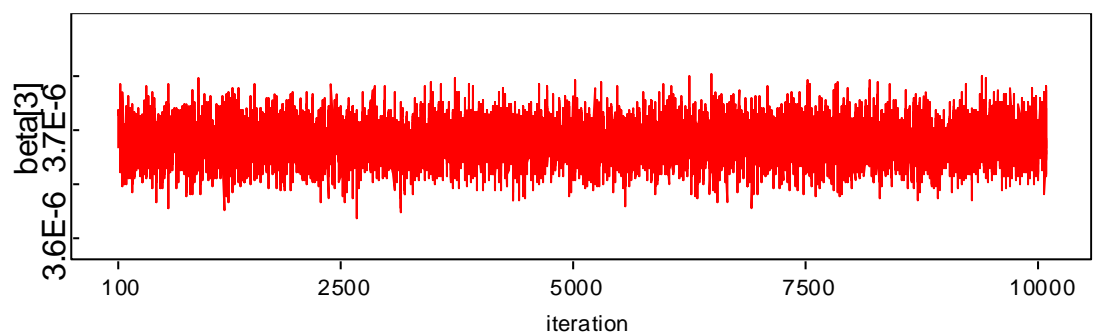


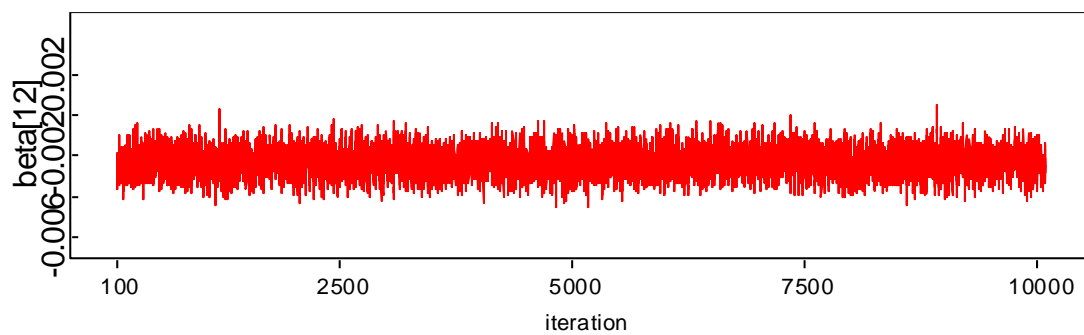
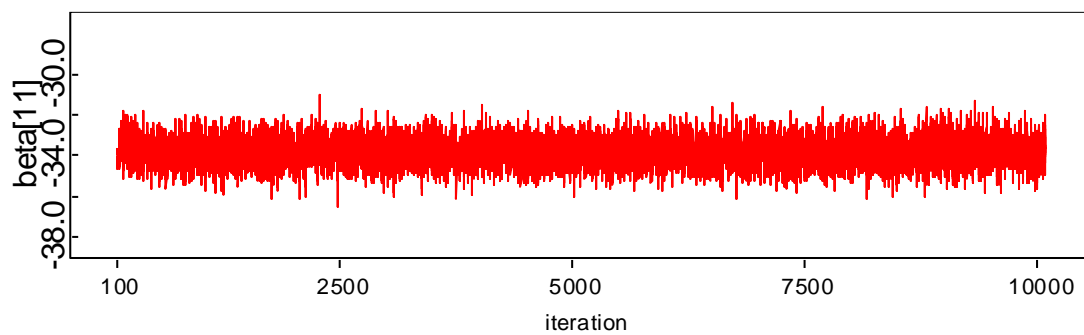
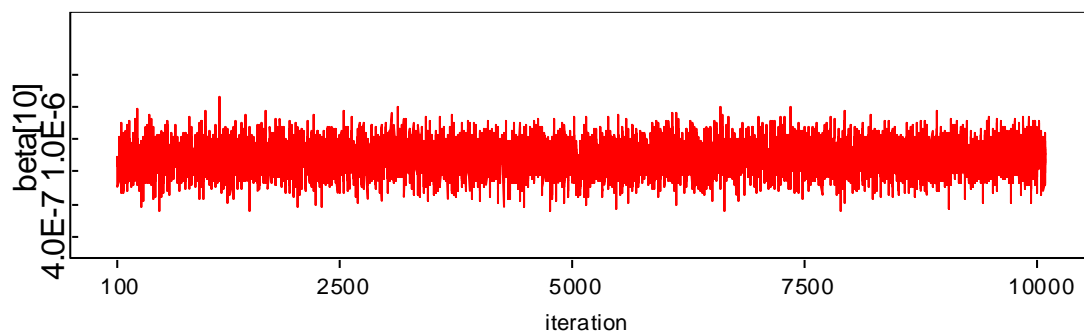
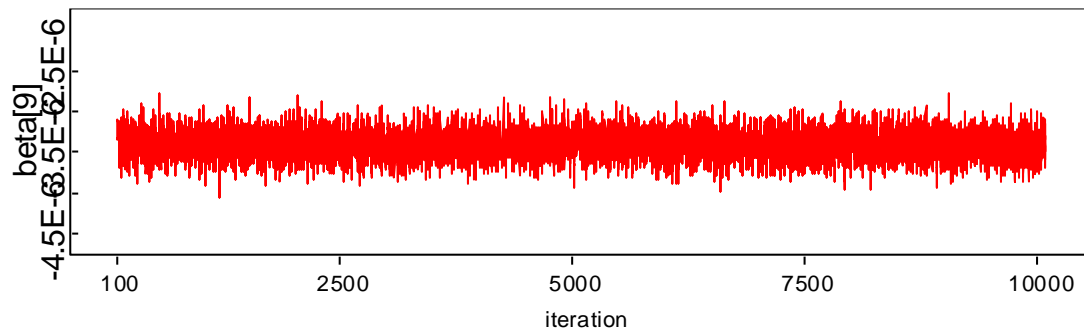
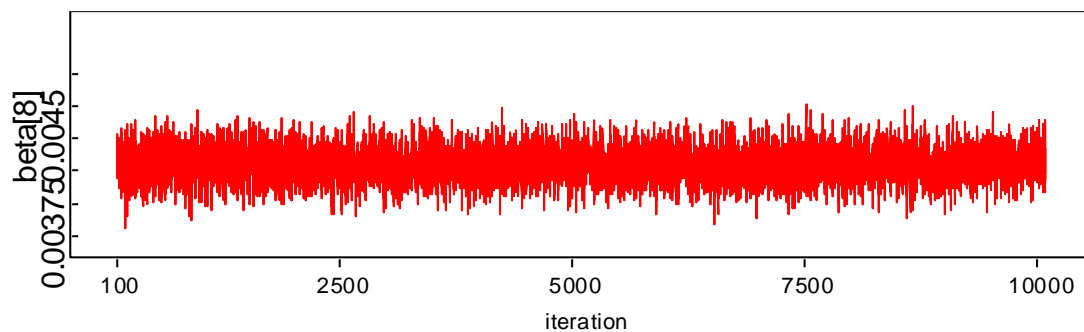


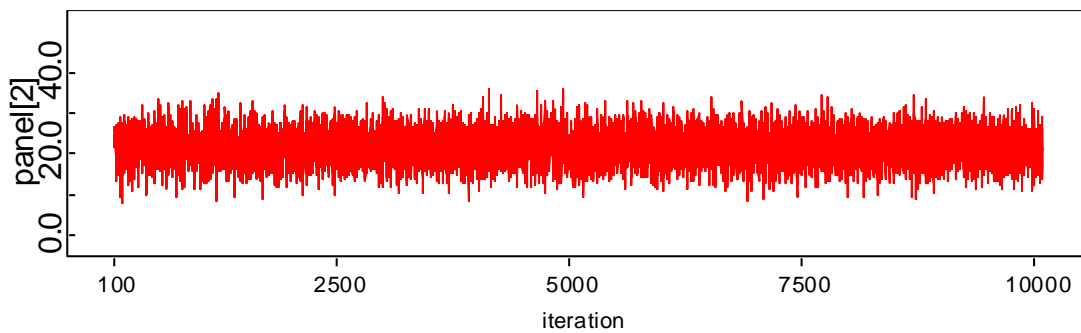
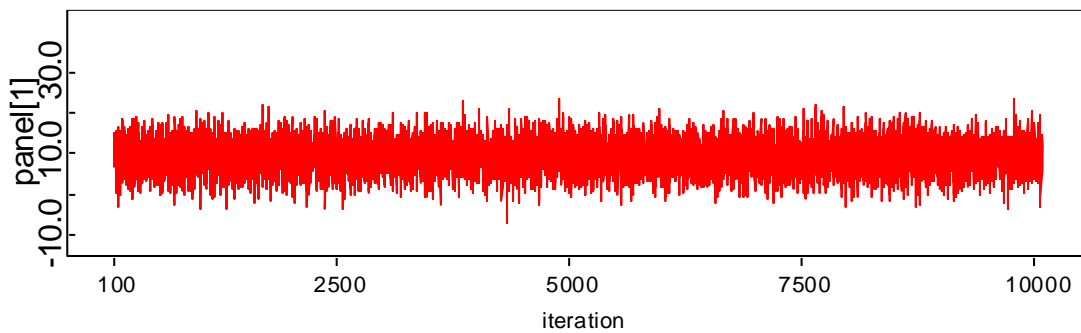
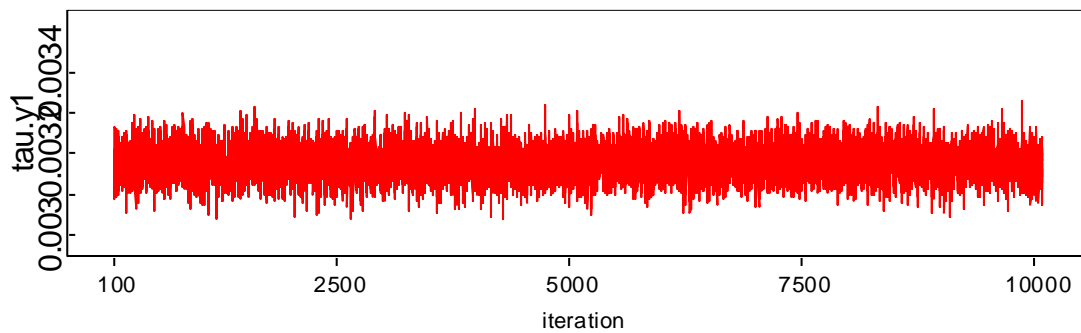
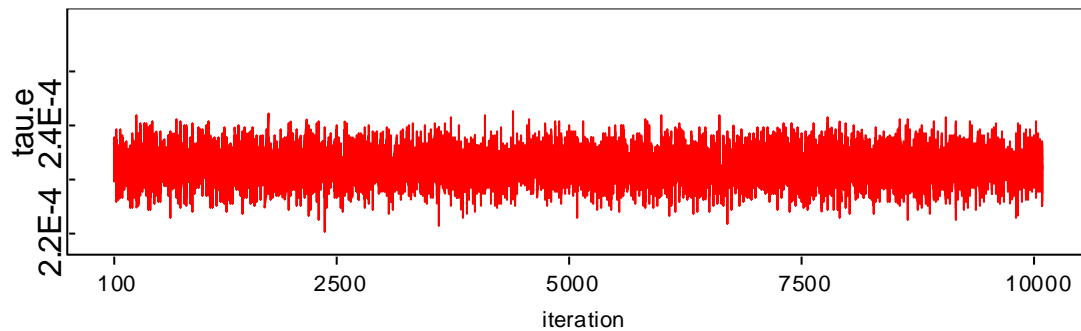
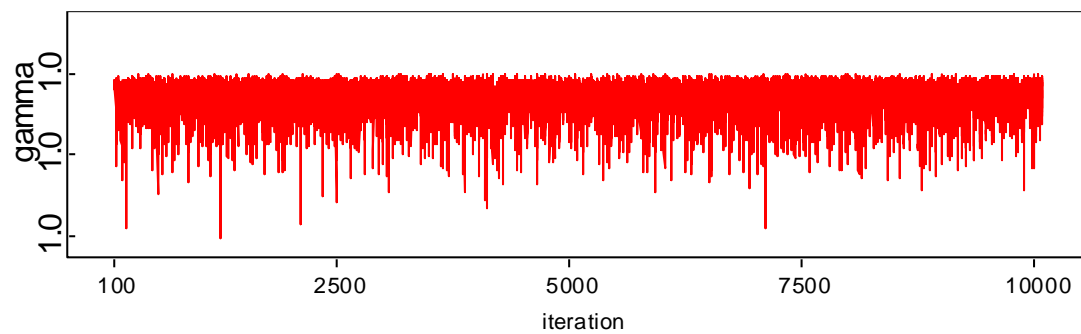


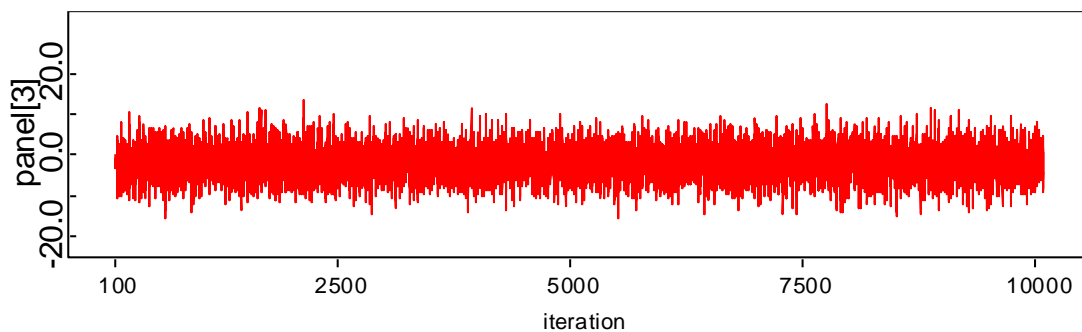
ث) مدل توام انتقال و اثرات آمیخته



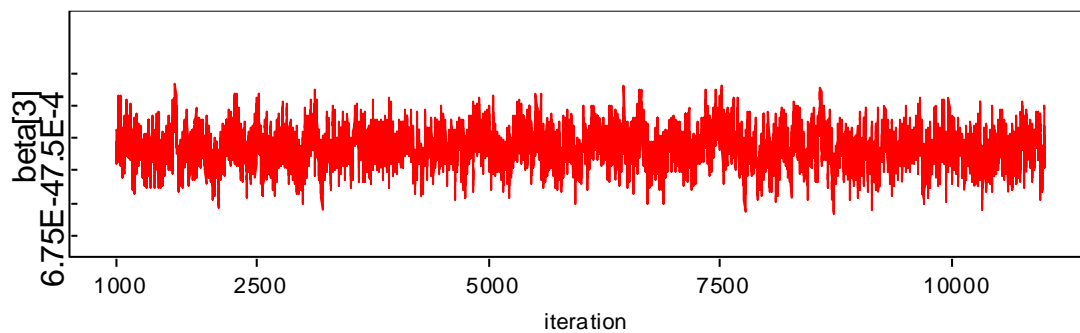
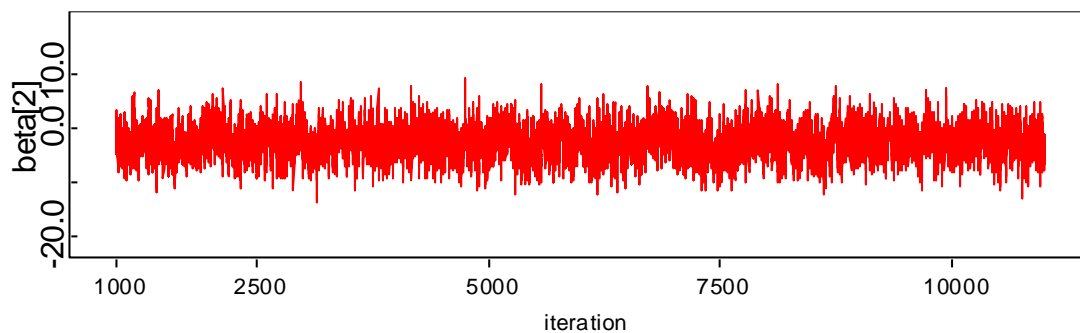
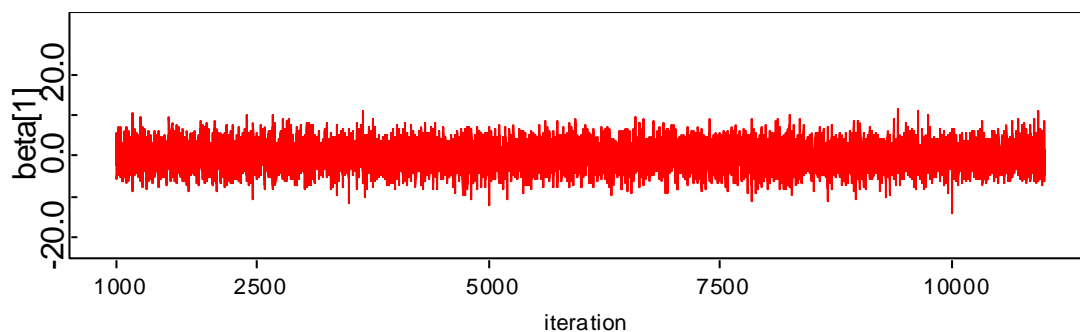


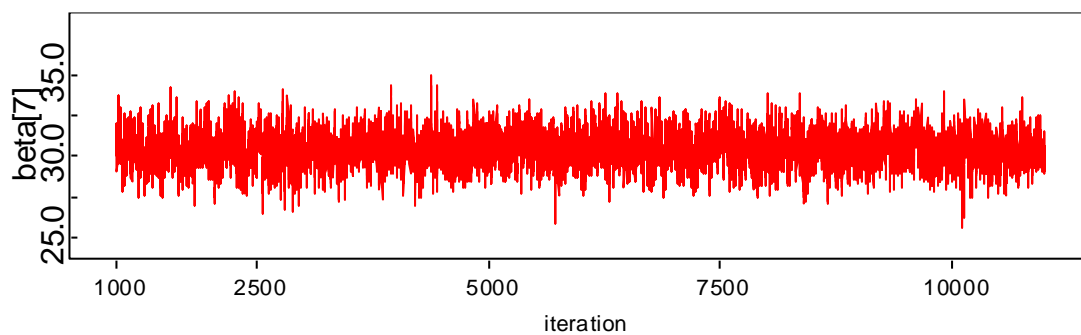
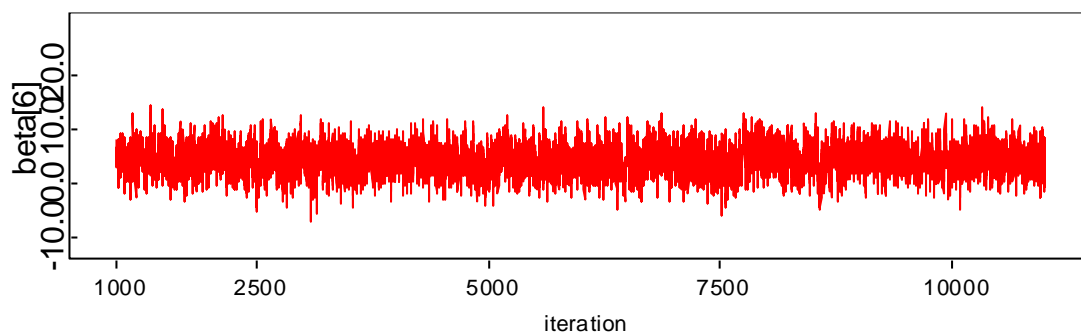
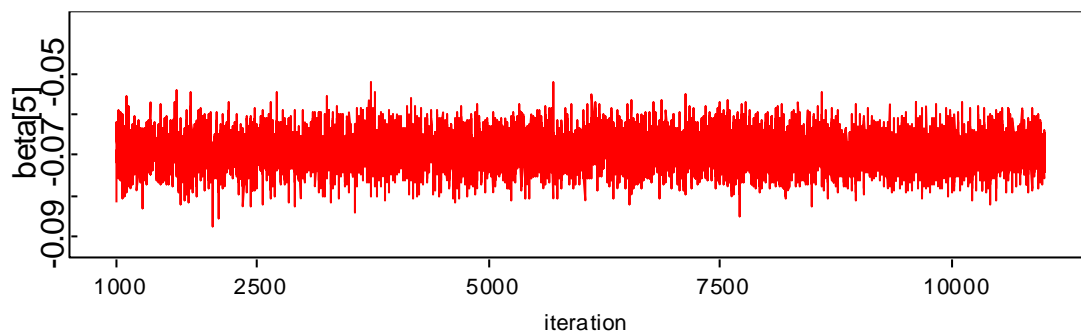
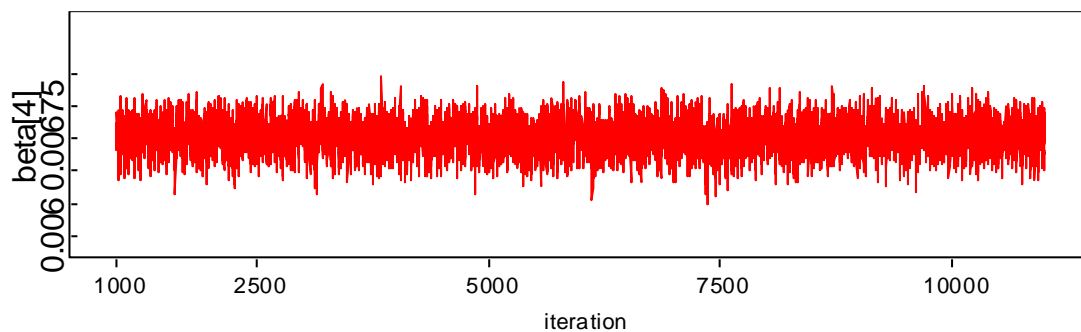


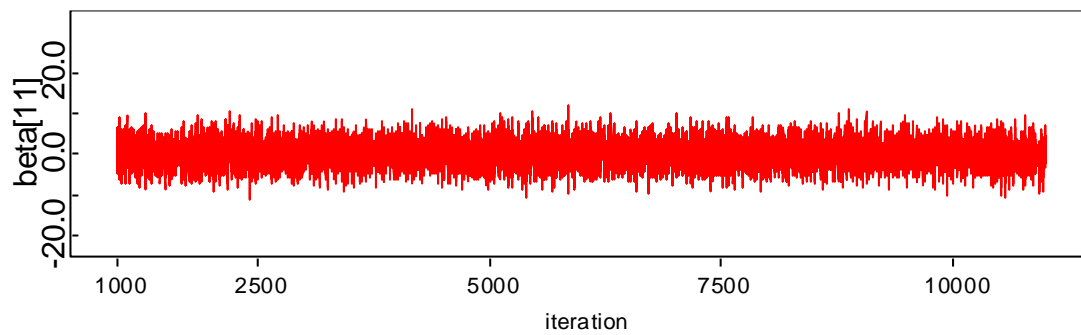
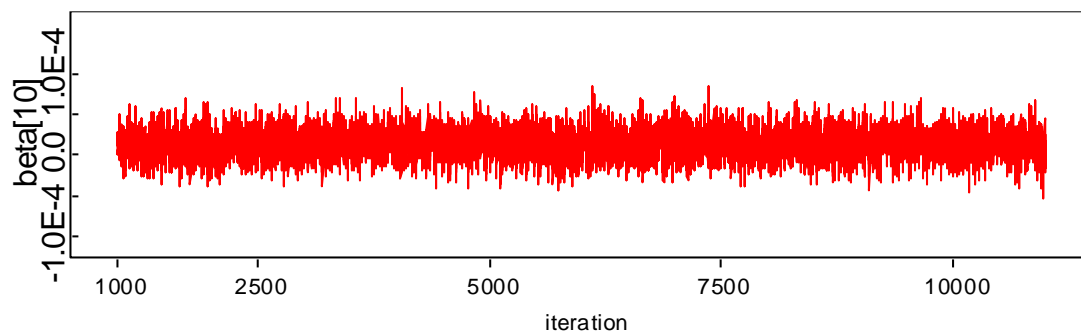
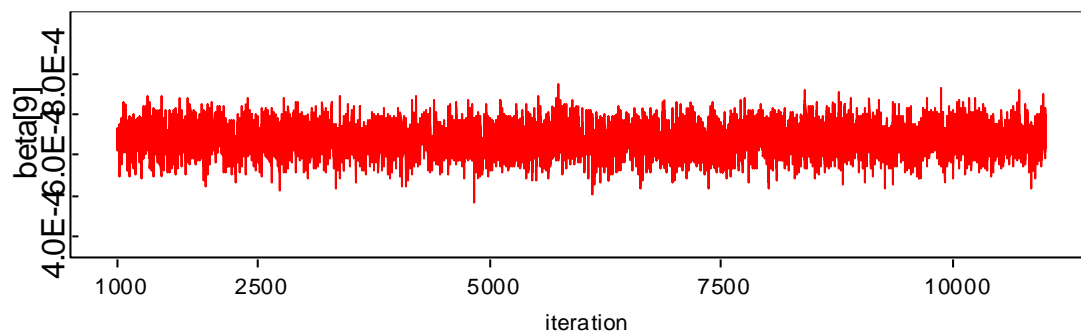
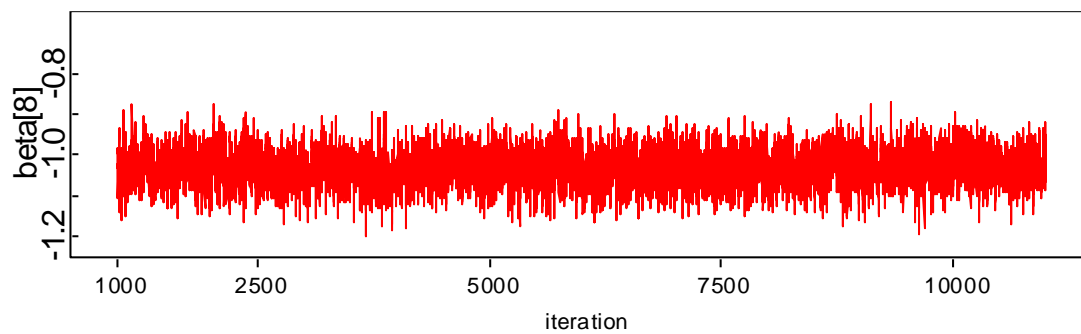


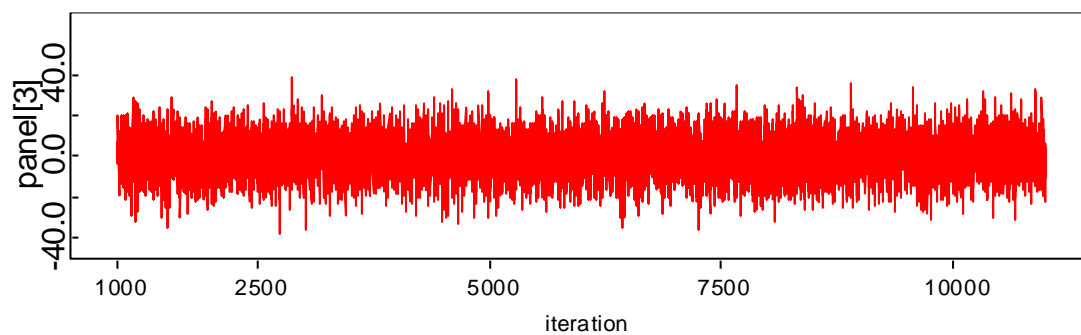
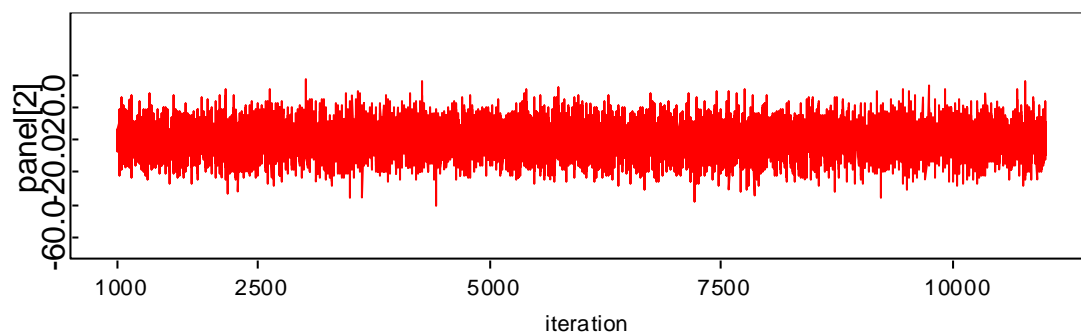
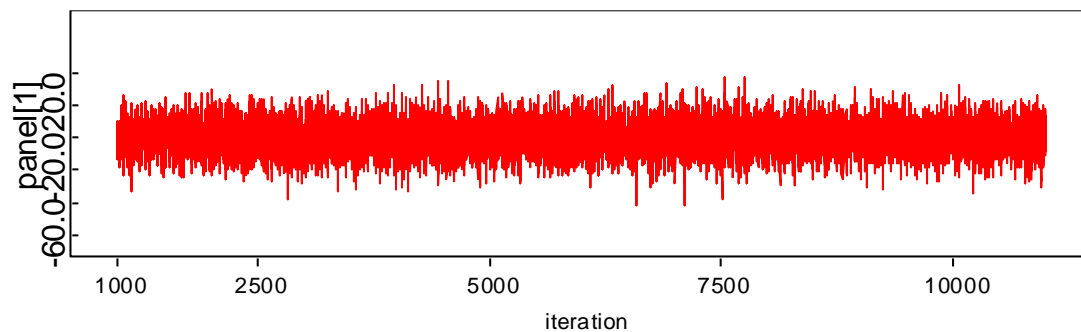
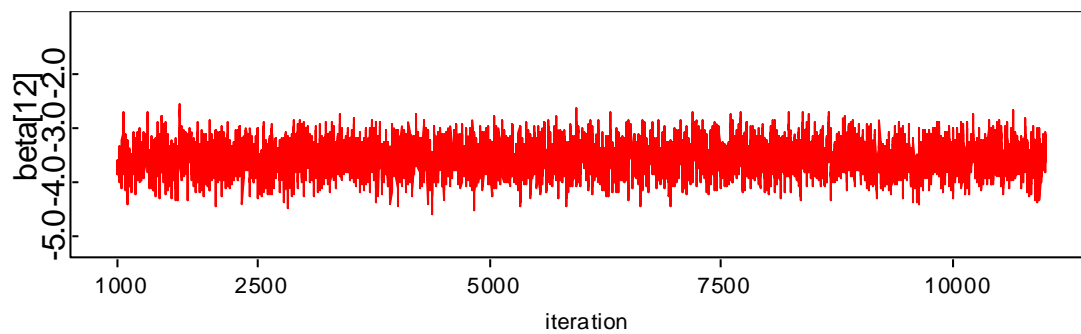


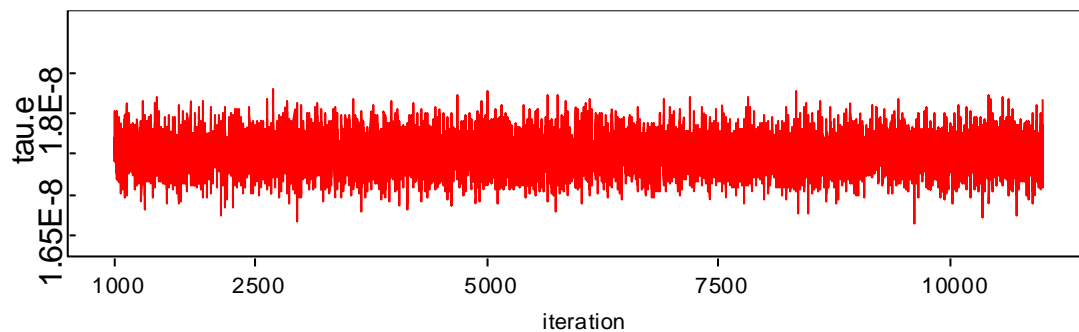
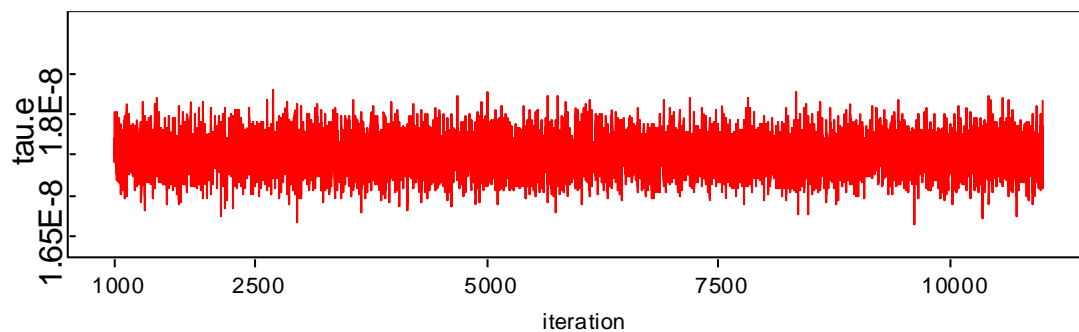
ج) مدل توام فضایی با اثرات آمیخته



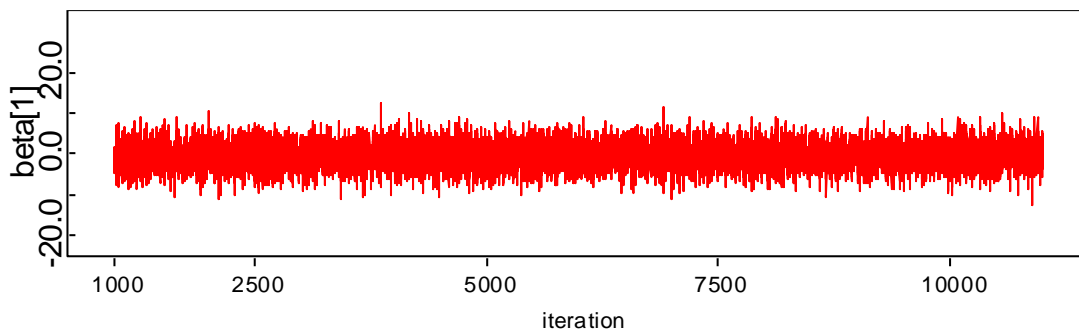


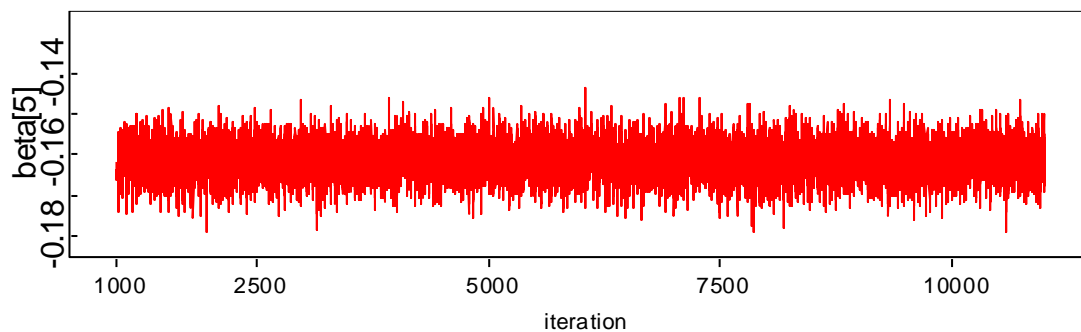
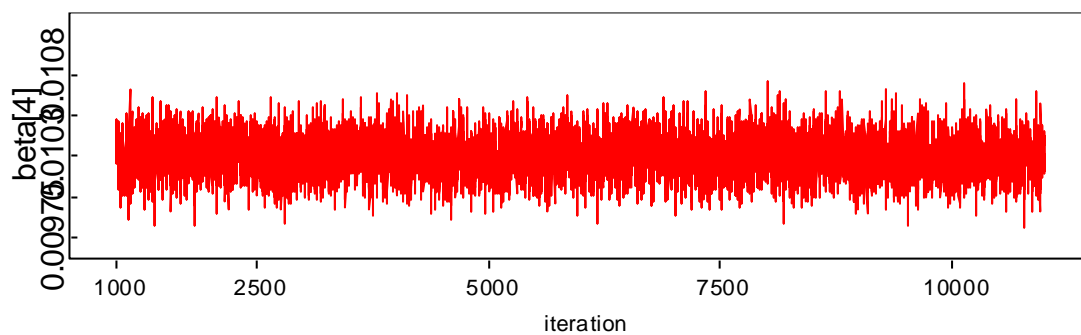
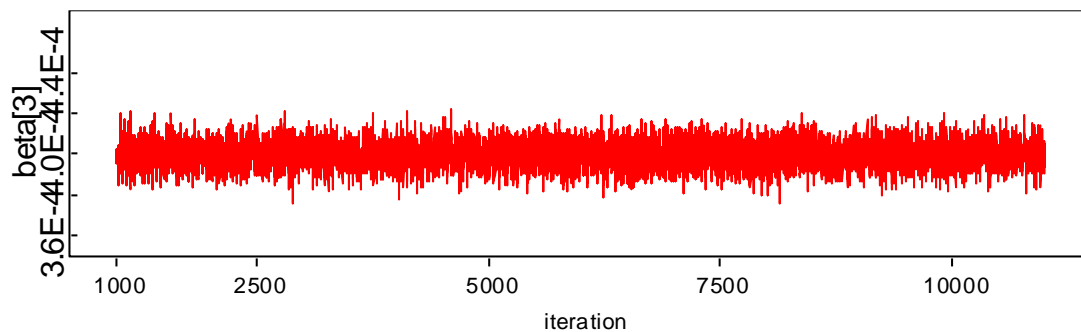
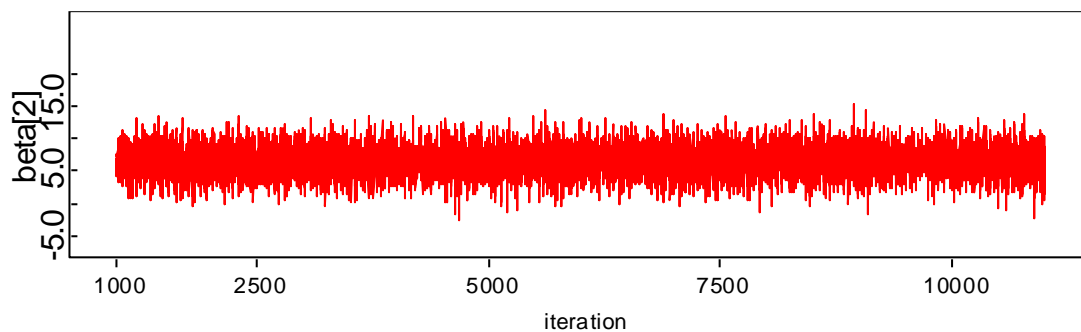


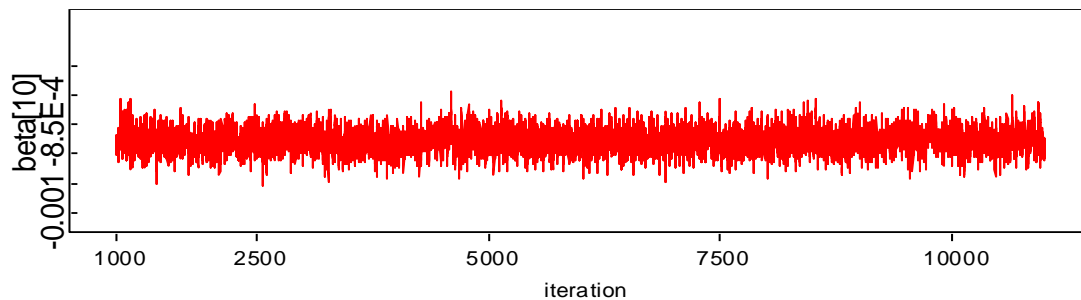
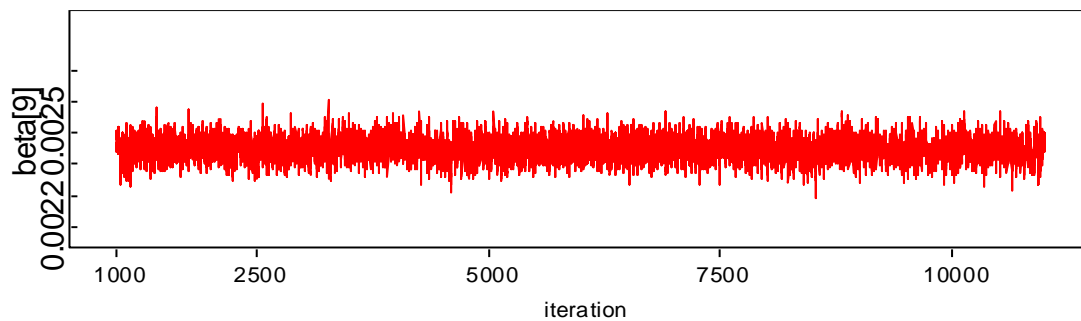
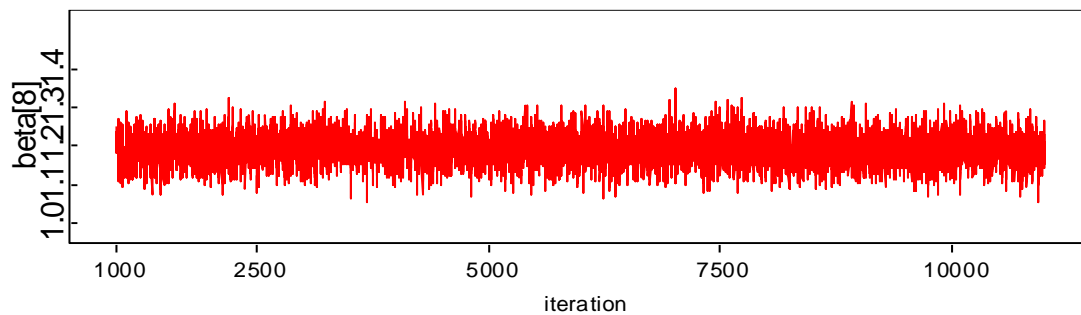
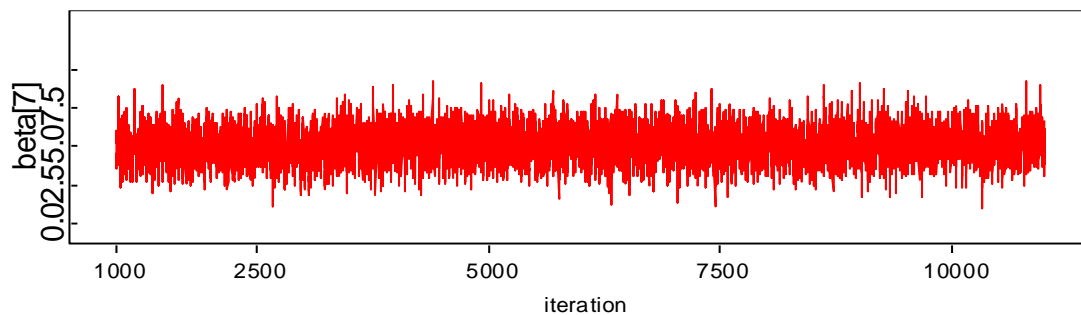
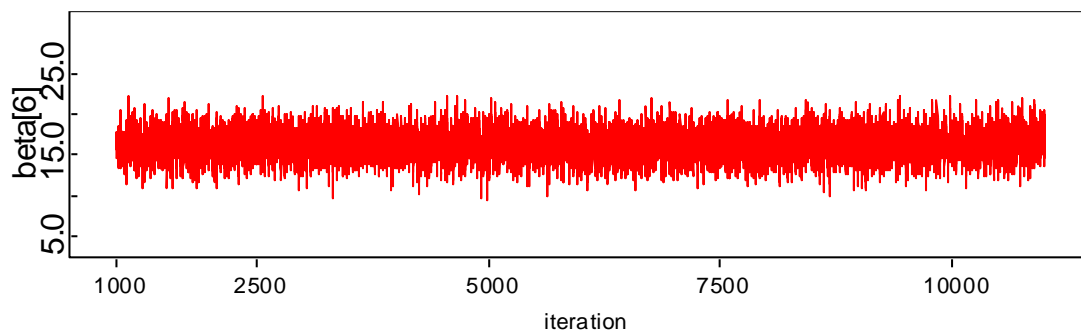


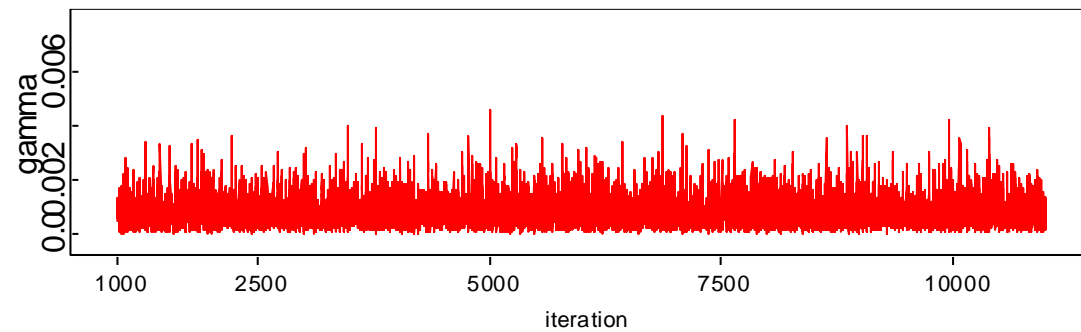
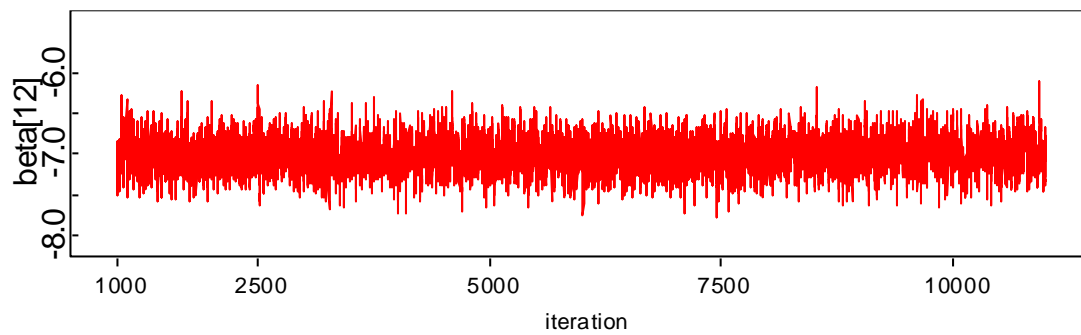
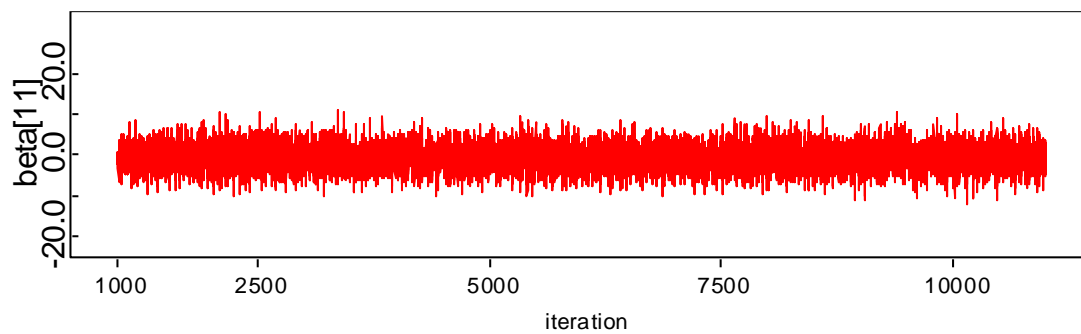


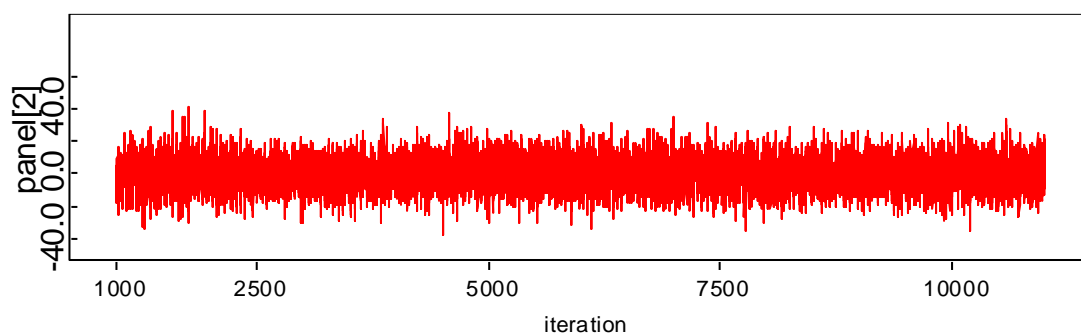
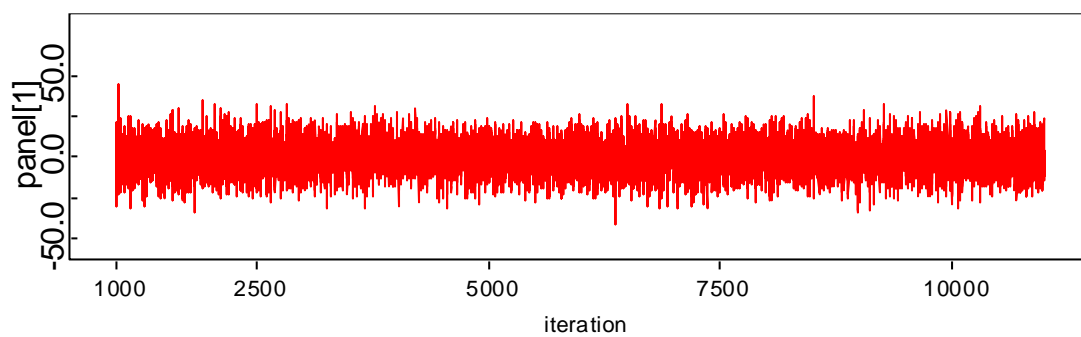
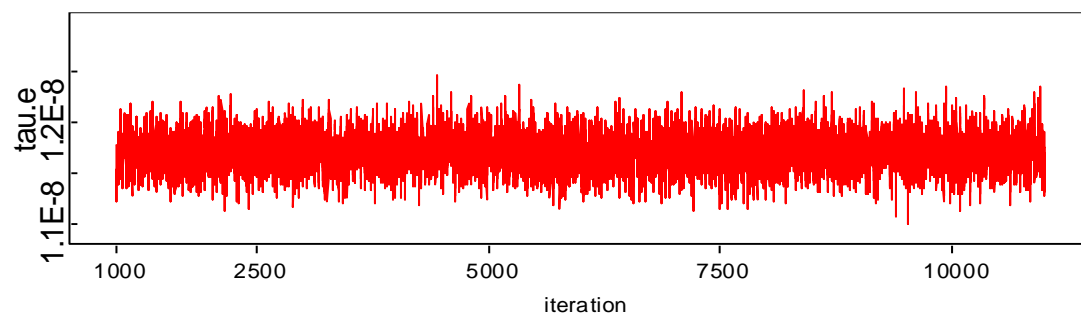
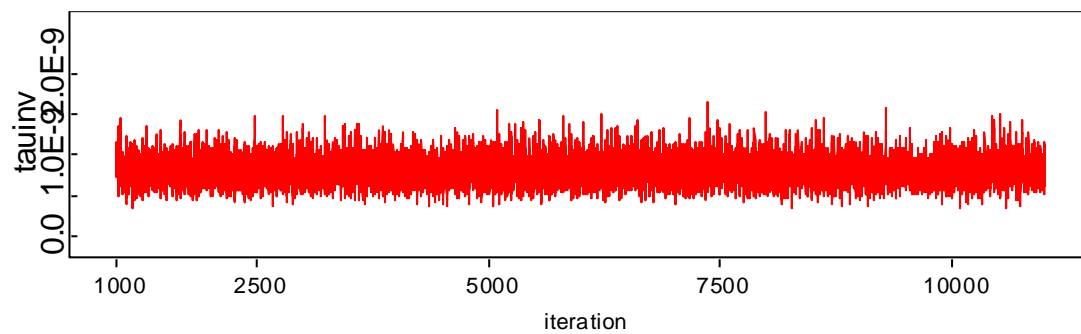
ه) مدل توام فضایی زمانی با اثرات آمیخته

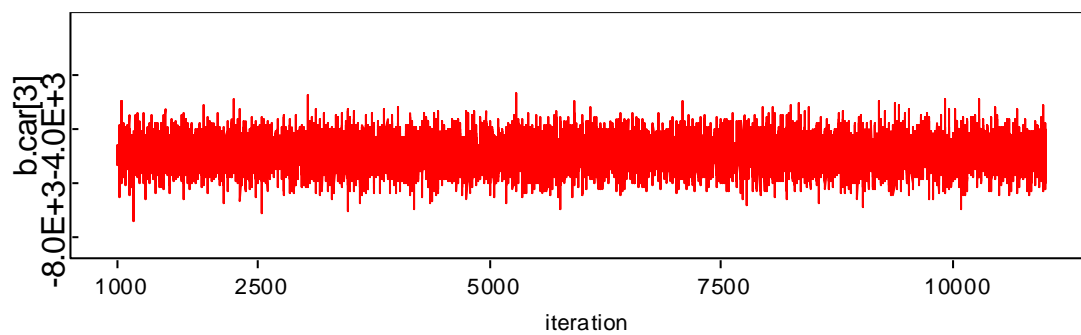
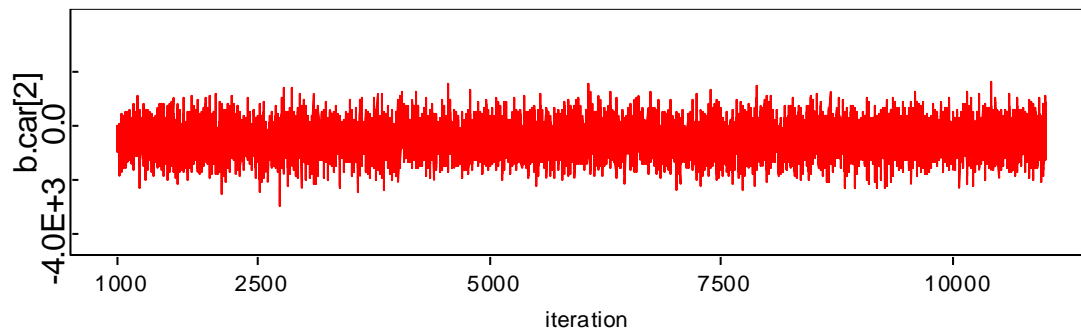
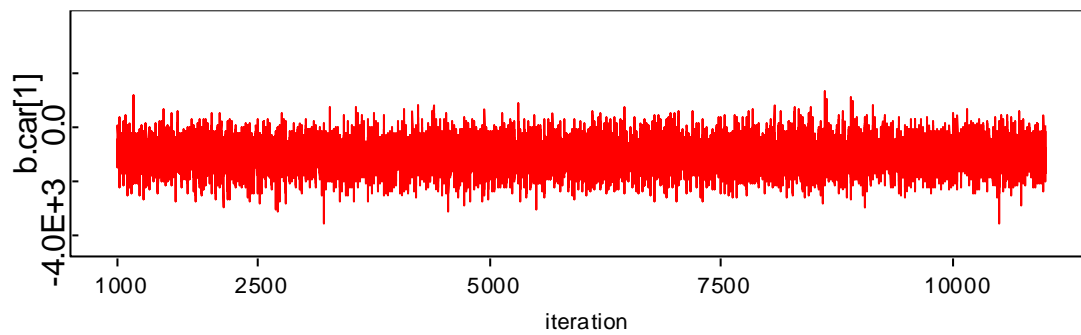
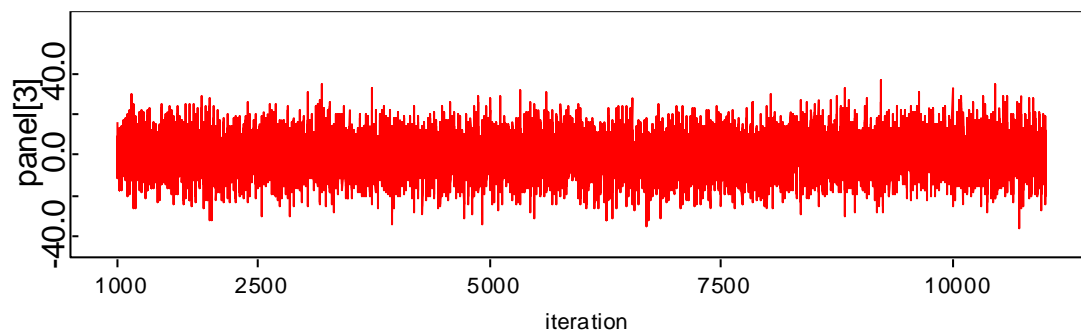






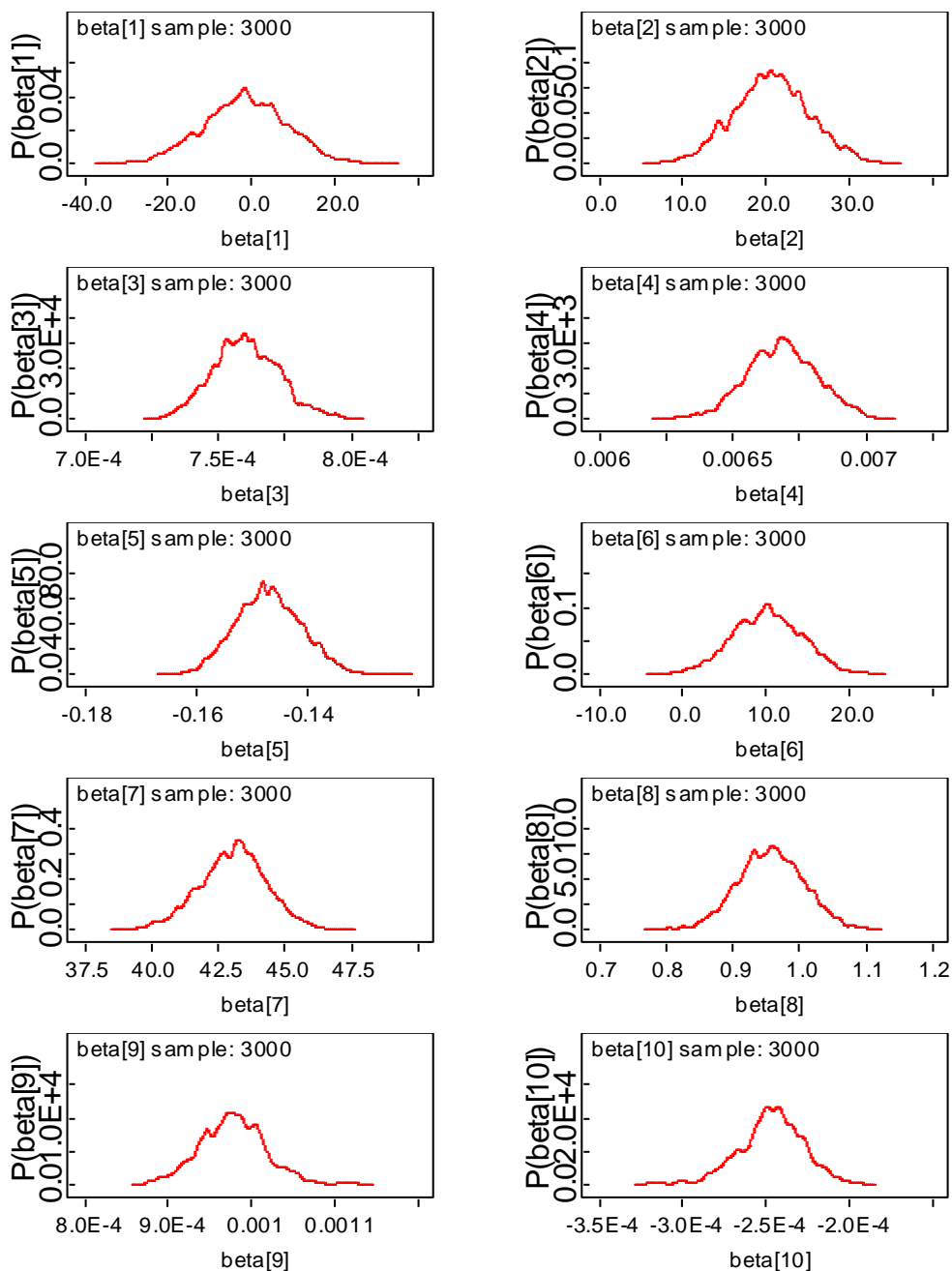


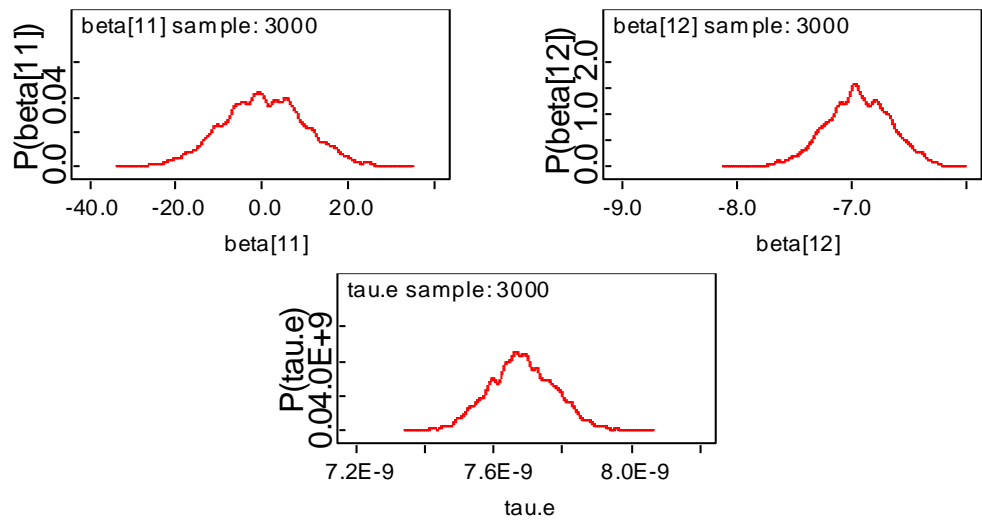




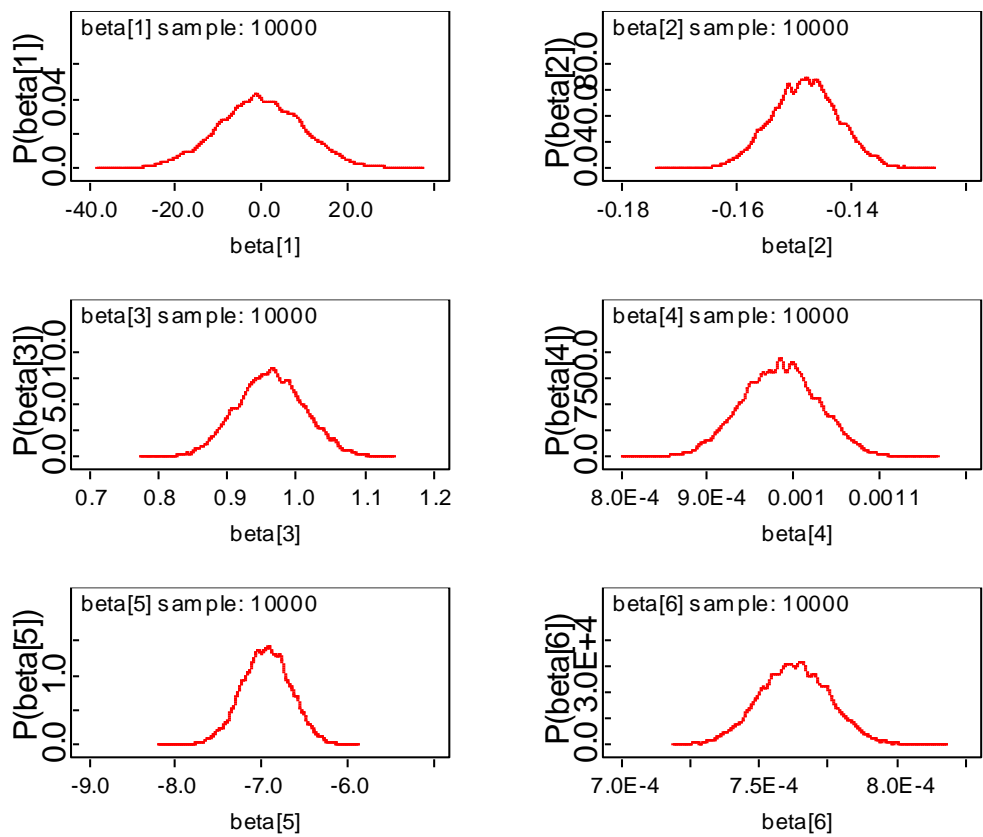
۲) نمودار توزیع مدل ها

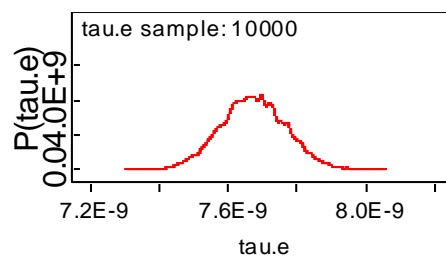
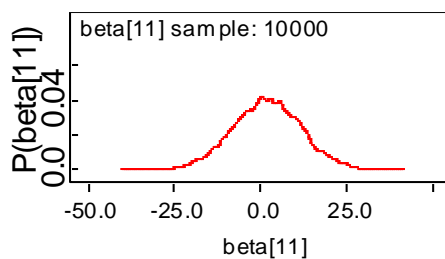
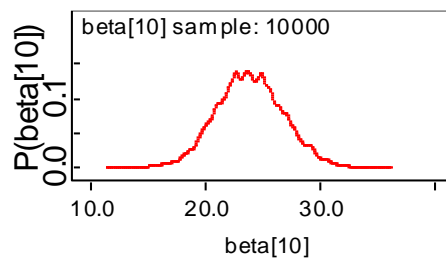
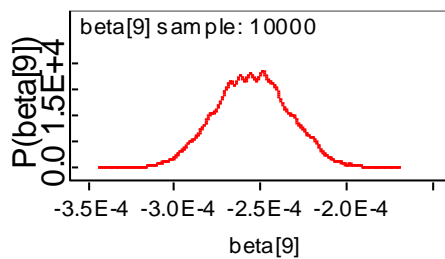
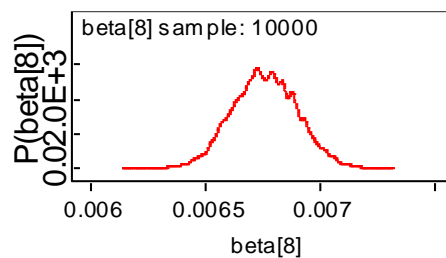
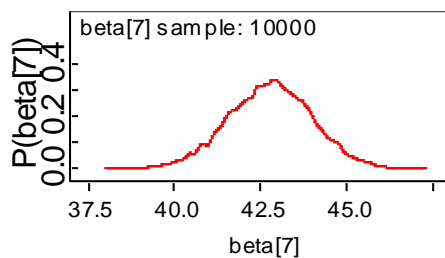
آ) مدل رگرسیونی ساده (نرمال تک متغیره)



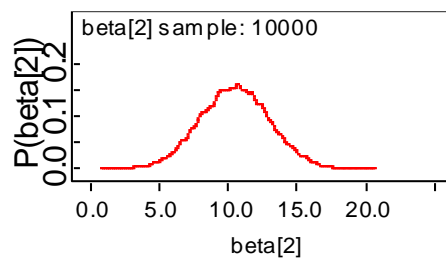
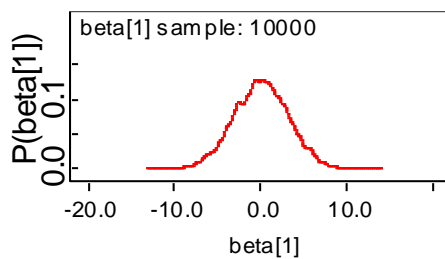


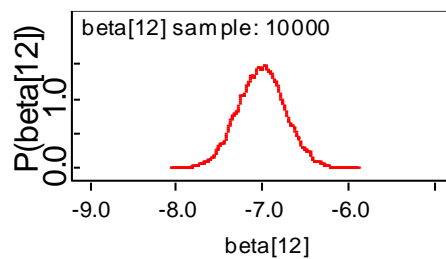
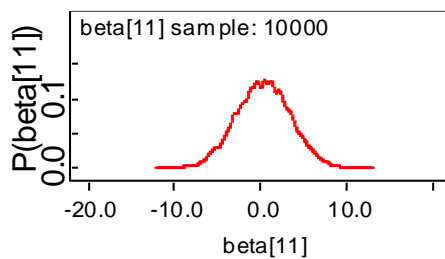
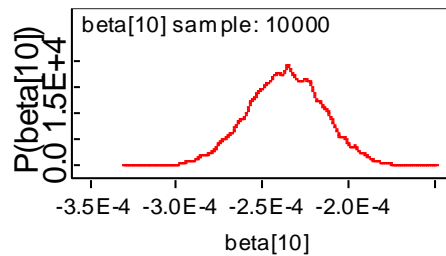
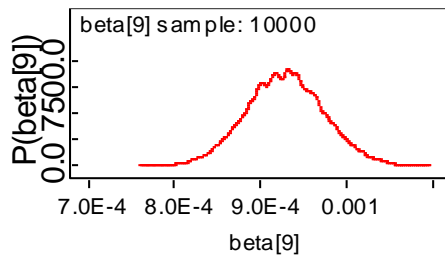
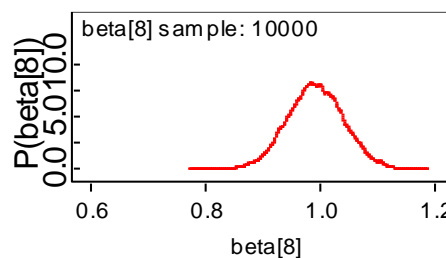
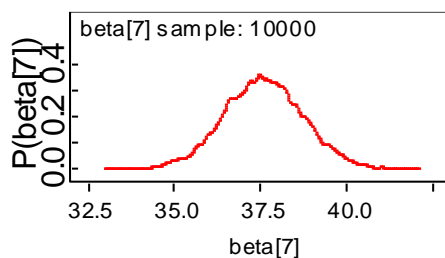
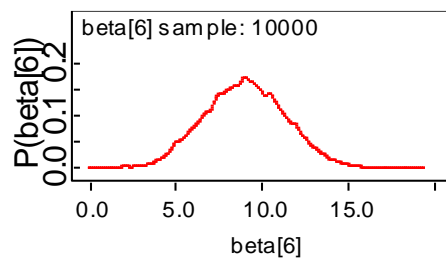
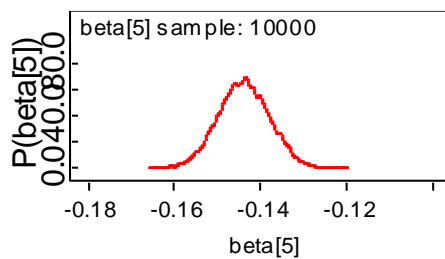
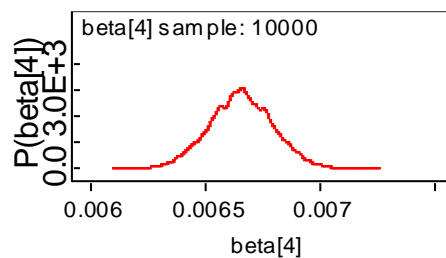
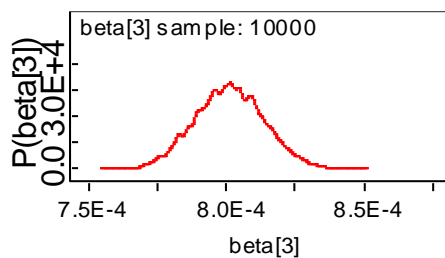
مدل رگرسیونی ساده (نرمال تک متغیره)

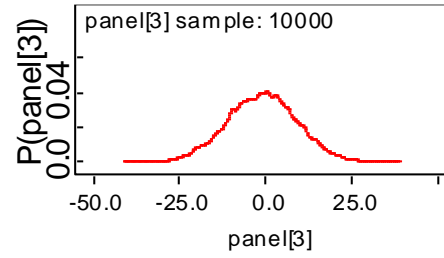
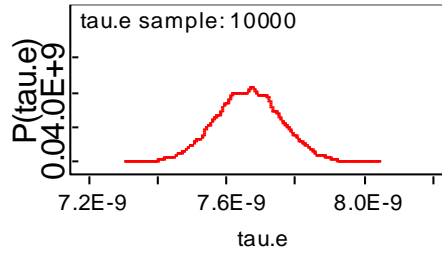
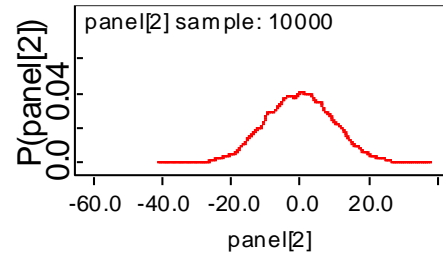
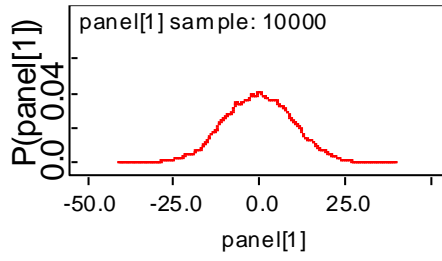




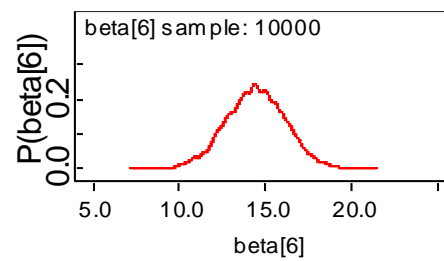
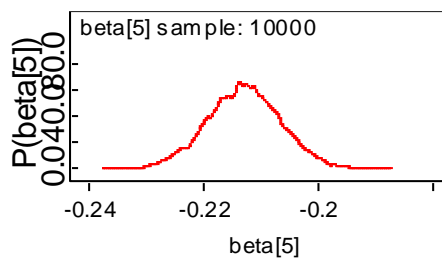
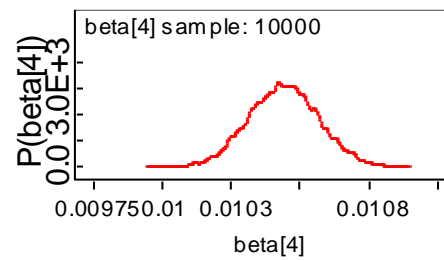
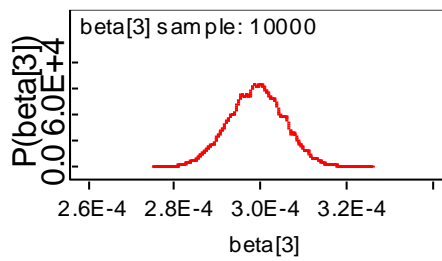
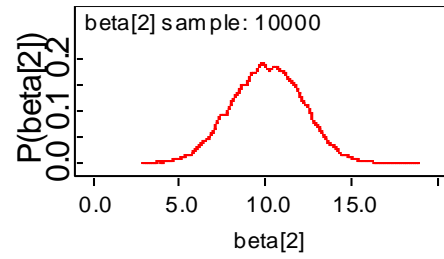
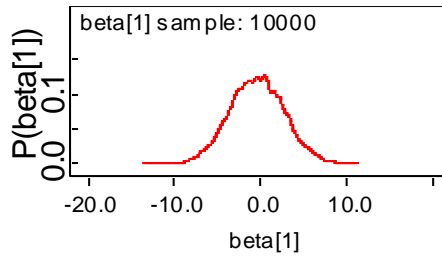
ب) مدل رگرسیونی با اثرات آمیخته

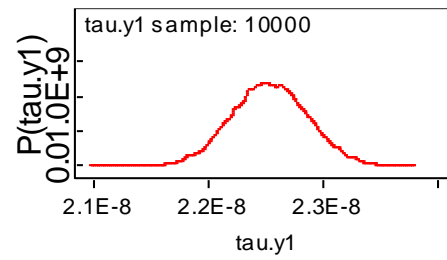
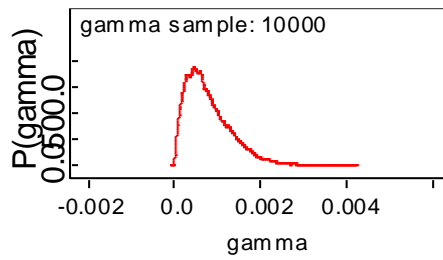
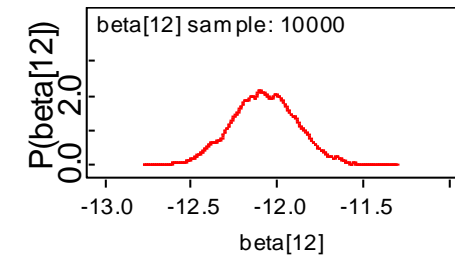
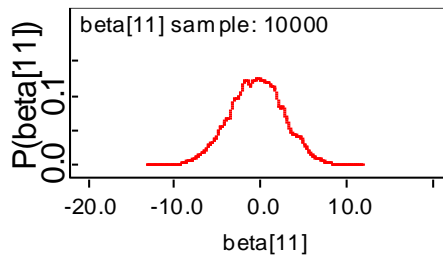
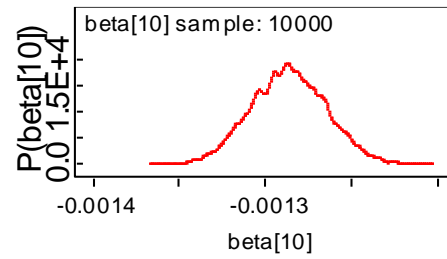
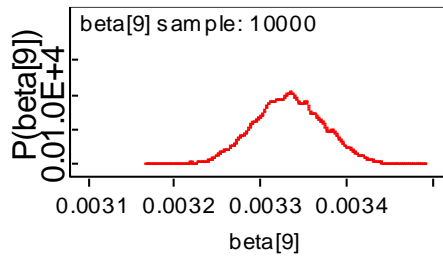
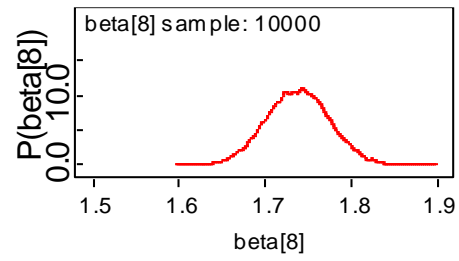
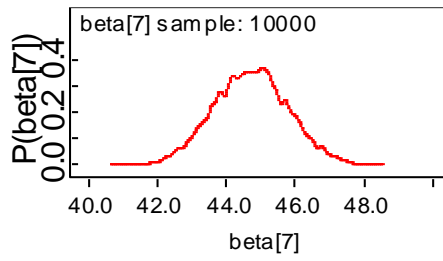




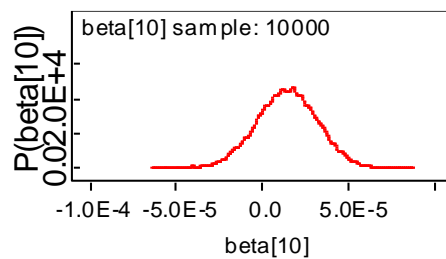
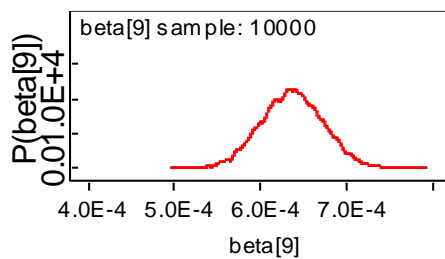
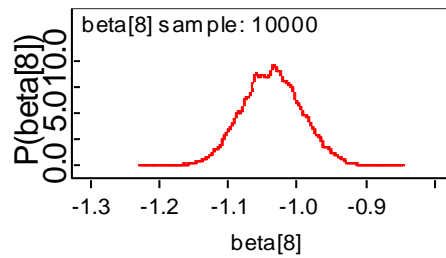
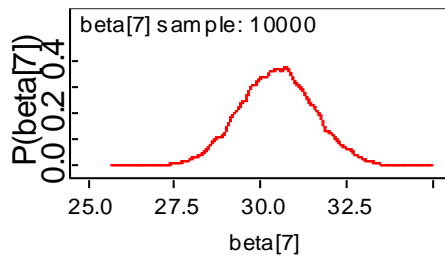
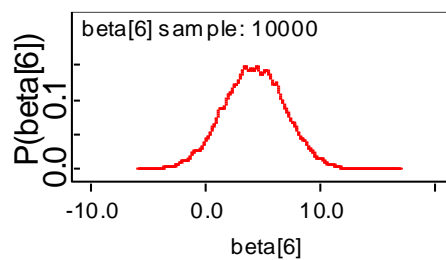
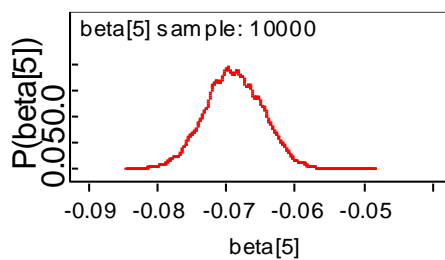
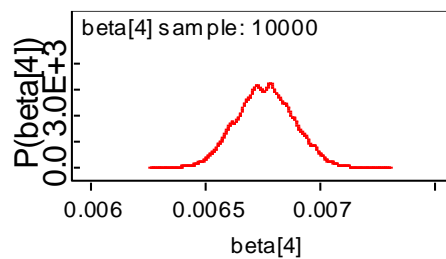
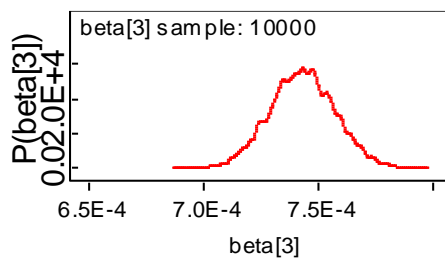
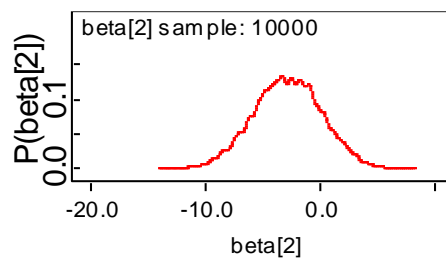
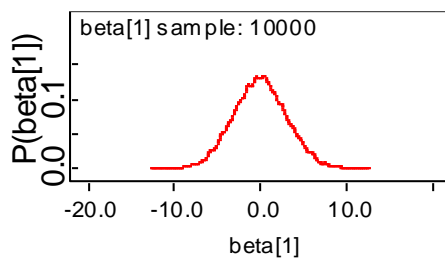


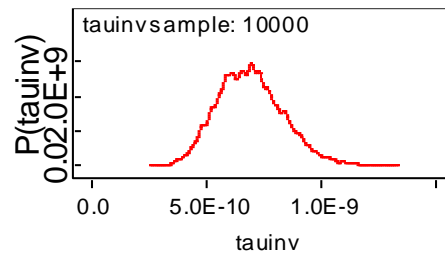
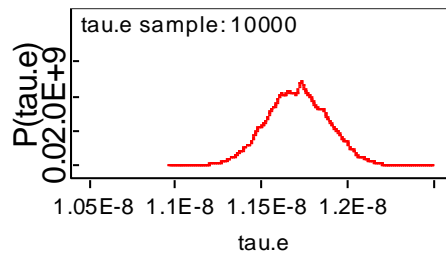
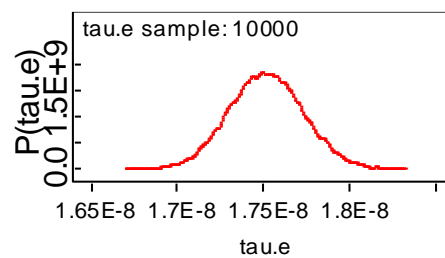
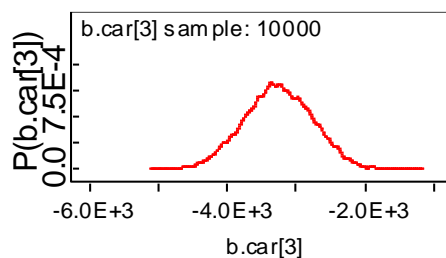
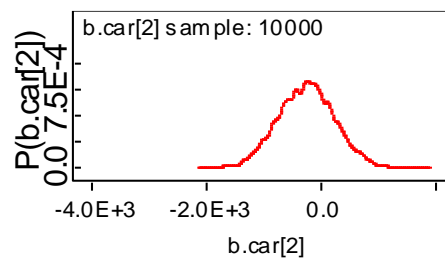
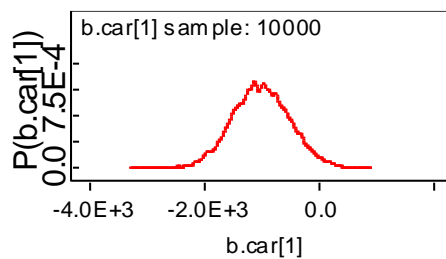
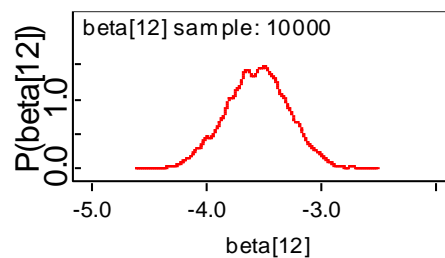
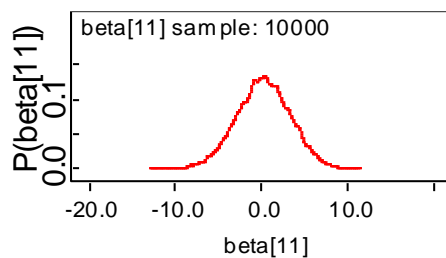
پ) مدل انتقال (Transition Model)



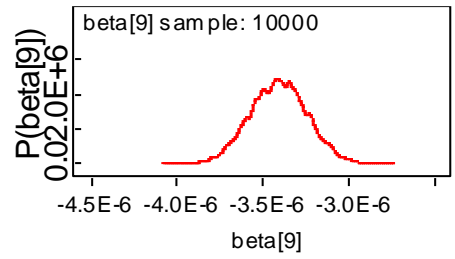
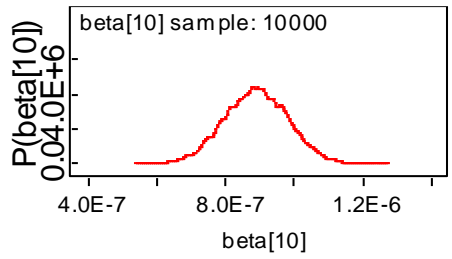
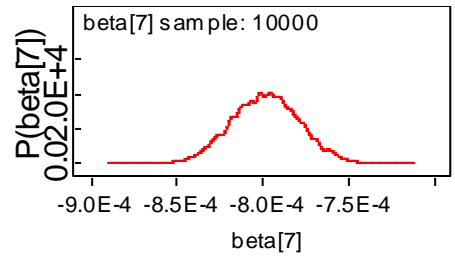
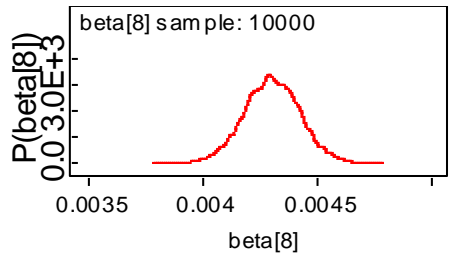
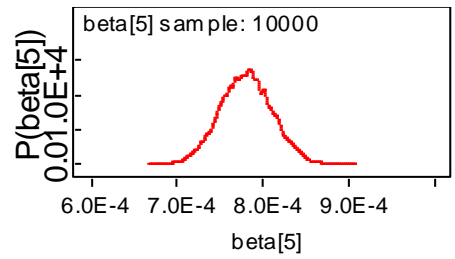
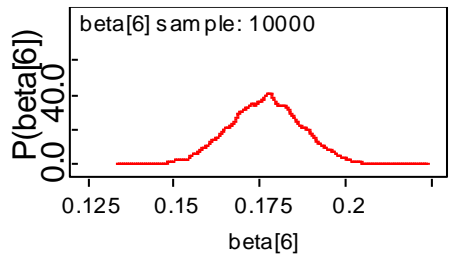
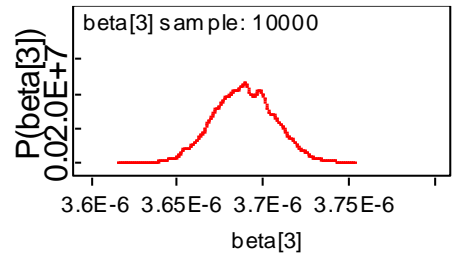
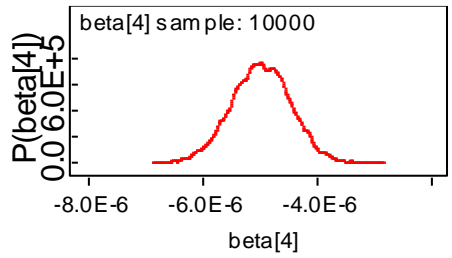
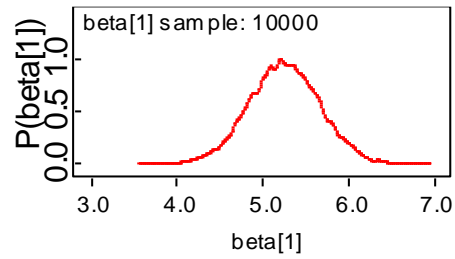
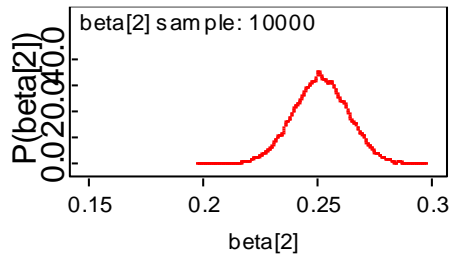


ت) مدل فضایی (Spatial Model)

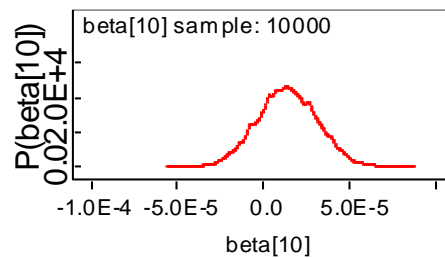
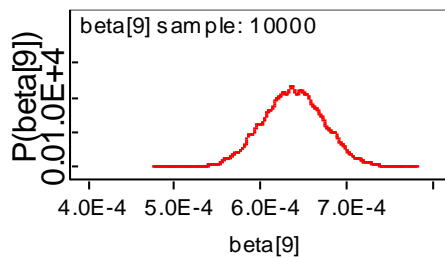
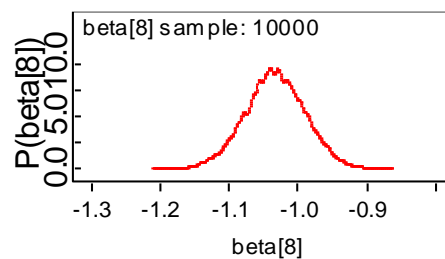
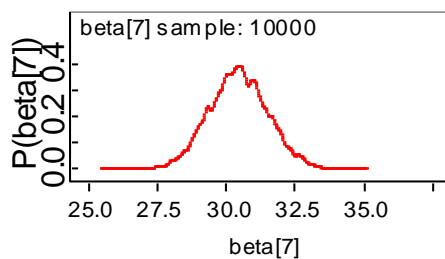
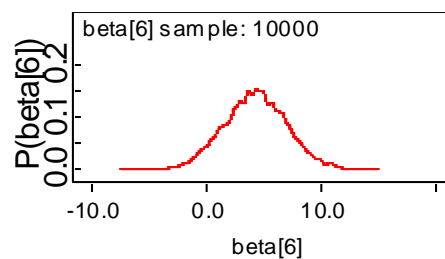
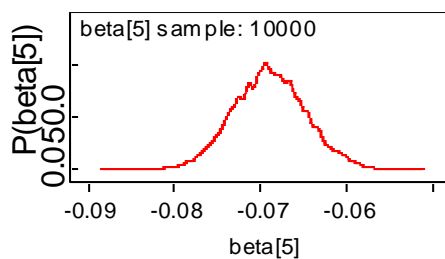
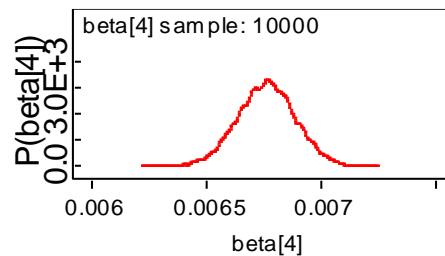
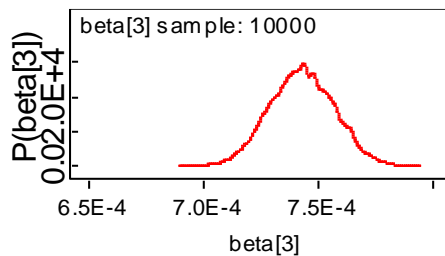
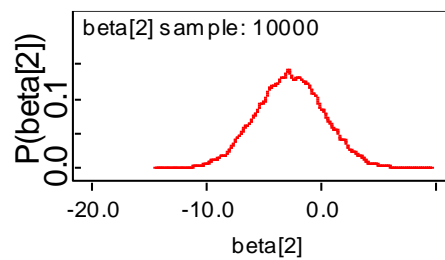
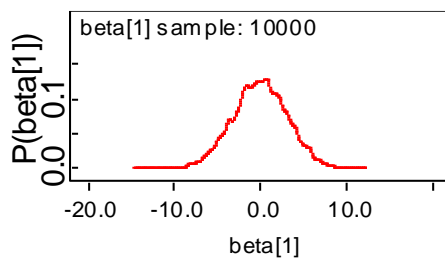


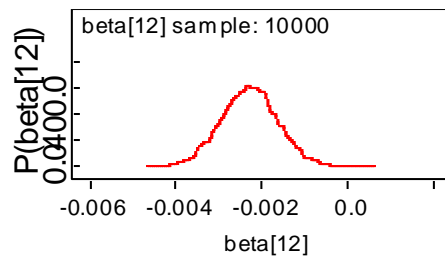
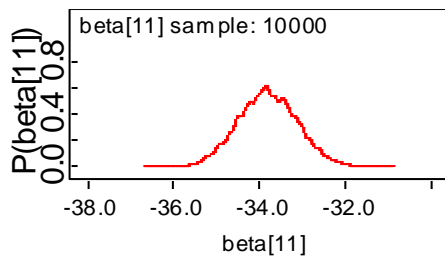
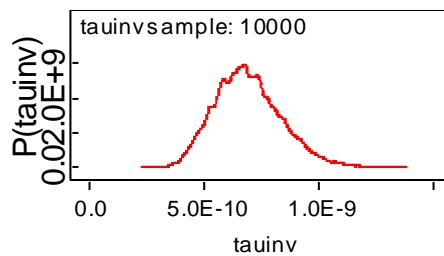
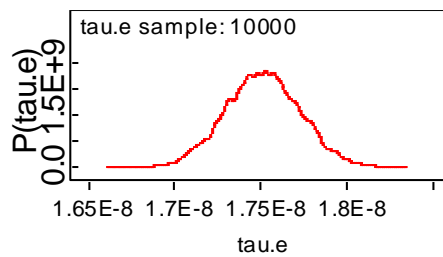
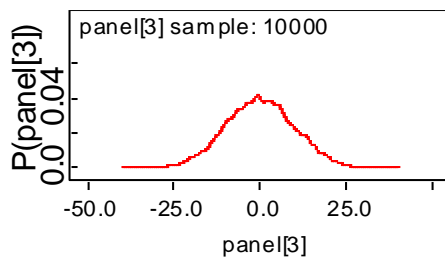
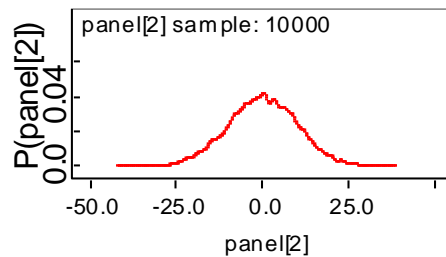
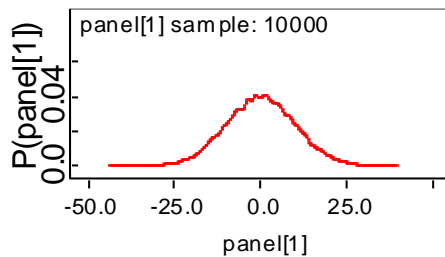
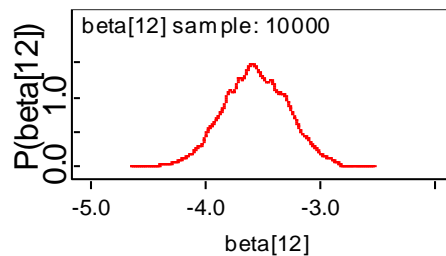
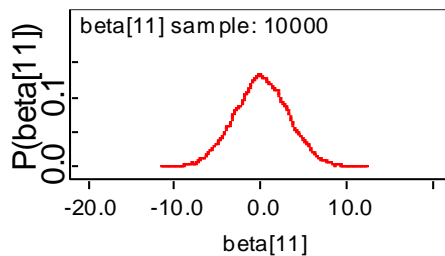


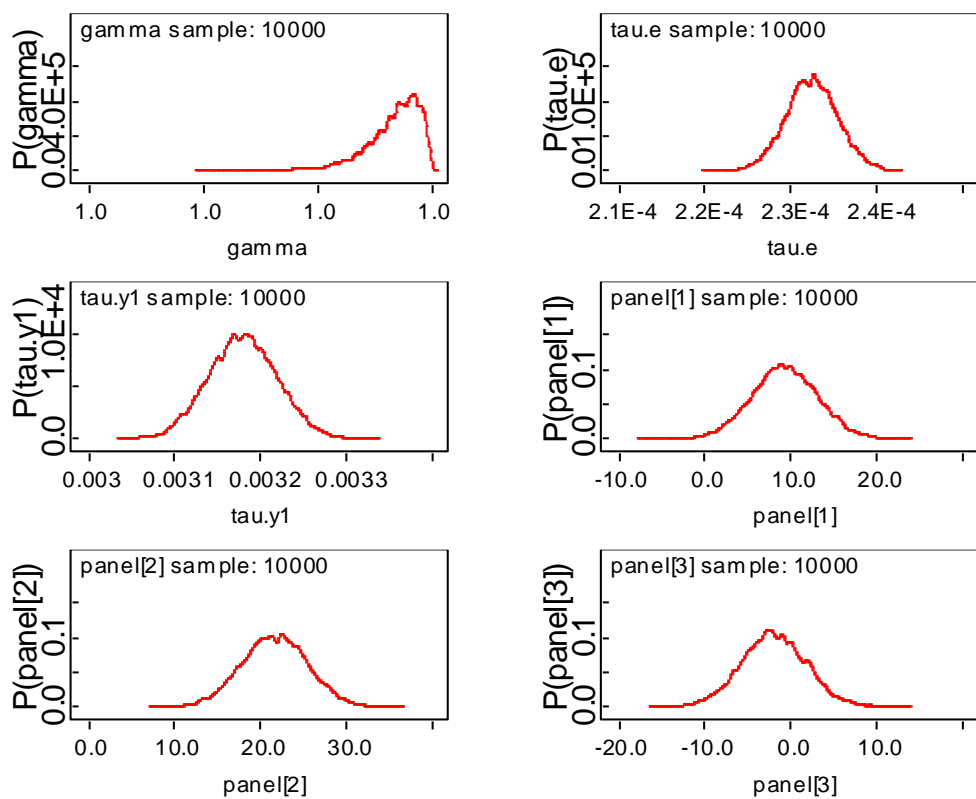
ث) مدل توام انتقال و اثرات آمیخته



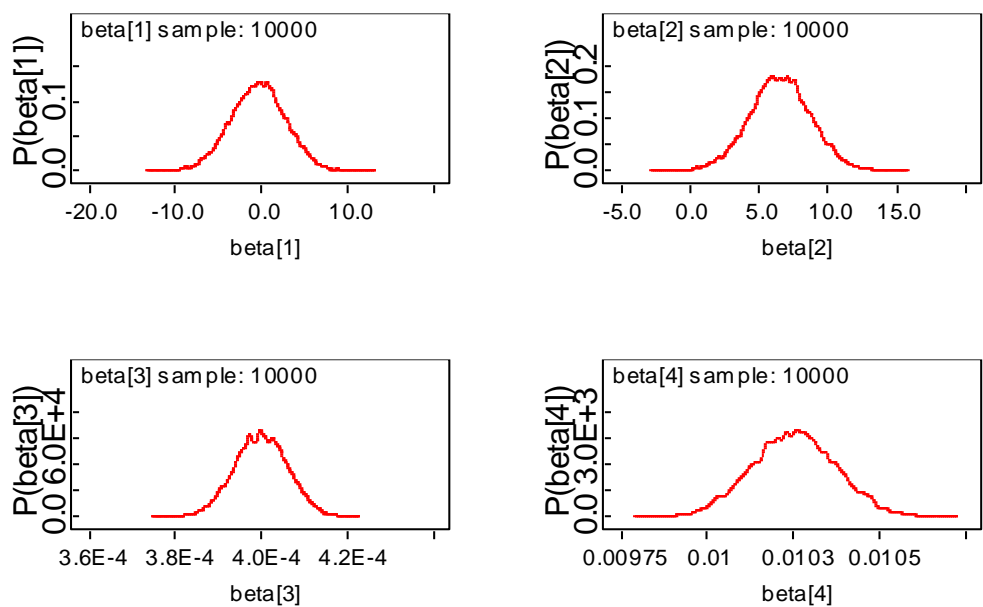
ج) مدل توام فضایی با اثرات آمیخته

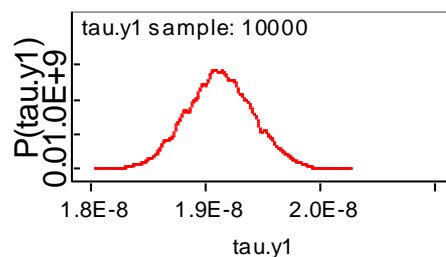
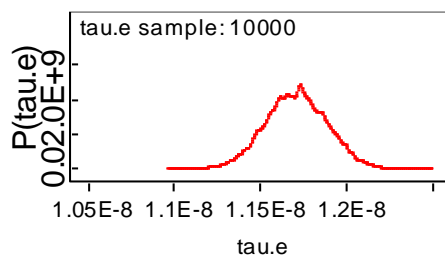
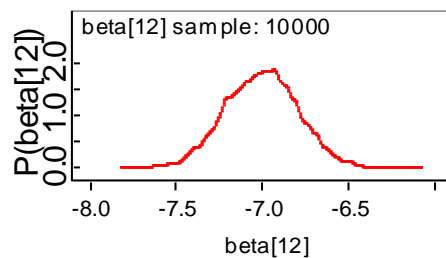
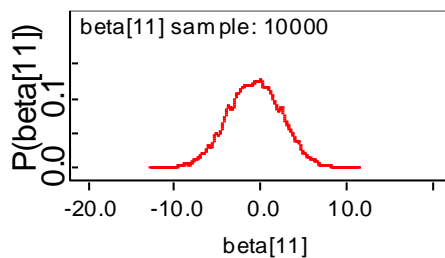
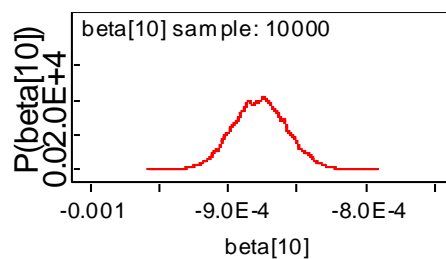
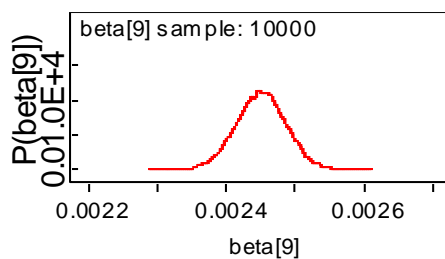
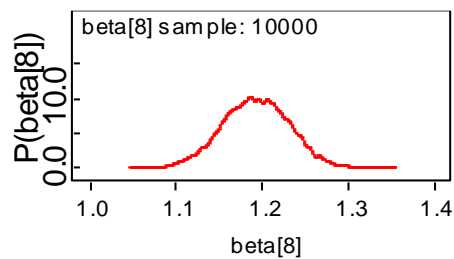
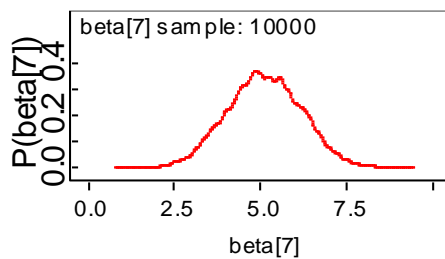
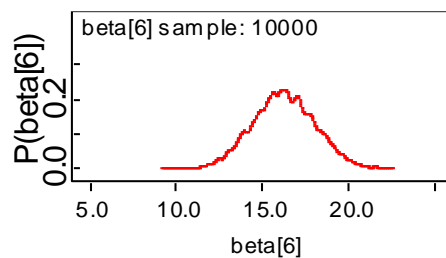
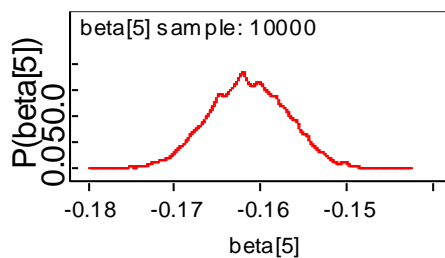


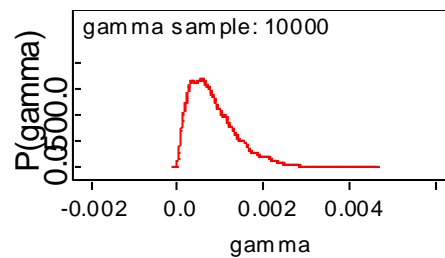
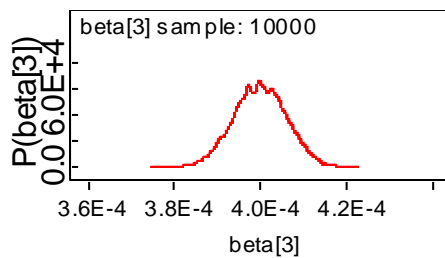
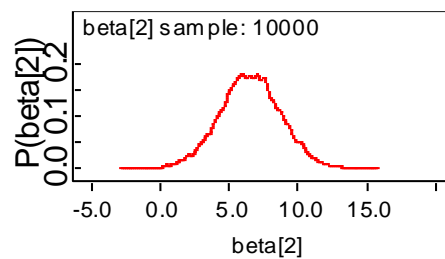
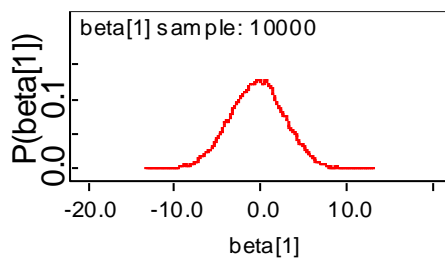
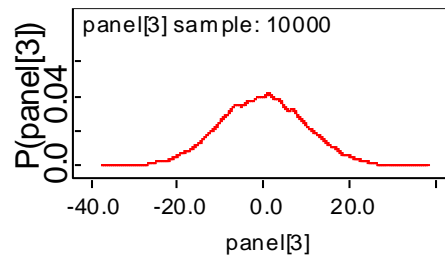
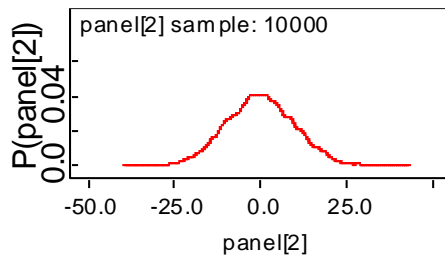
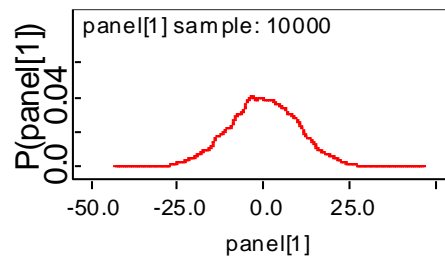
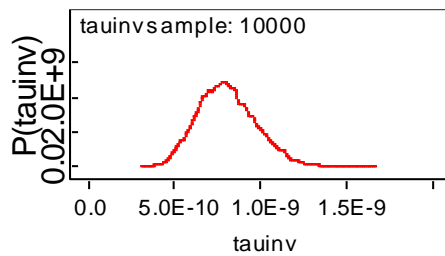




ه) مدل توام فضایی زمانی با اثرات آمیخته







پیوست دوم

	mean	sd	MC_error	val2.5pc	median	val97.5pc
b.car[1]	-3.411	10.49	0.3712	-24.61	-3.208	16.47
b.car[2]	10.78	10.61	0.3992	-10.25	10.86	31.4
b.car[3]	-16.21	10.54	0.3677	-36.69	-16.28	4.613
b.car[4]	-15.5	10.37	0.3341	-35.52	-15.67	5.109
b.car[5]	12.18	11.03	0.3993	-9.108	12.12	33.85
b.car[6]	9.479	10.71	0.4102	-11.86	9.717	30.05
b.car[7]	1.714	10.55	0.3892	-19.01	1.701	22.29
b.car[8]	-11.81	10.83	0.3515	-32.99	-11.8	9.246
b.car[9]	2.322	10.38	0.3806	-17.93	2.288	22.98
b.car[10]	-14.85	11.12	0.3949	-36.66	-14.86	6.577
b.car[11]	-127.7	10.73	0.3641	-148.8	-127.7	-107.1
b.car[12]	-97.49	10.27	0.2919	-117.3	-97.51	-77.39
b.car[13]	-20.17	10.35	0.3305	-40.2	-20.24	-0.2846
b.car[14]	13.06	10.37	0.3562	-7.247	13.31	33.2
b.car[16]	28.6	10.81	0.3541	7.942	28.64	49.7
b.car[17]	-9.59	10.81	0.362	-30.38	-9.617	11.68
b.car[19]	-82.96	10.53	0.3458	-103.4	-82.96	-62.54
b.car[21]	4.354	10.76	0.4116	-16.53	4.563	24.87
b.car[22]	12.9	10.84	0.4135	-8.432	12.94	33.59
b.car[23]	6.951	10.36	0.3228	-13.39	6.95	27.07
b.car[24]	1.068	10.94	0.359	-21.25	1.288	22.17
b.car[25]	14.94	10.58	0.3799	-5.907	14.87	35.98
b.car[27]	9.299	10.59	0.3545	-11.37	9.213	30.37
b.car[28]	10.63	10.5	0.3796	-9.473	10.45	31.51
b.car[29]	-47.6	10.77	0.3603	-68.45	-47.63	-26.25
b.car[30]	-9.196	10.61	0.359	-30.08	-9.221	11.37
b.car[31]	2.706	10.38	0.3345	-17.06	2.594	23.32
b.car[32]	-25.03	11.06	0.4028	-47.06	-24.72	-3.75
b.car[33]	6.785	10.95	0.3242	-14.32	6.691	28.68
b.car[34]	-1.847	10.41	0.3401	-22.0	-1.797	18.83
b.car[35]	2.634	10.61	0.3183	-18.59	2.535	23.0
b.car[36]	-0.7705	10.55	0.329	-21.43	-0.8891	20.42
b.car[37]	-78.88	10.73	0.3252	-100.0	-78.81	-58.15
b.car[38]	-20.77	10.44	0.3614	-40.75	-20.85	0.3759
b.car[39]	-16.13	10.71	0.3761	-37.07	-16.29	4.515
b.car[40]	-76.34	11.19	0.4179	-98.53	-76.45	-54.9
b.car[41]	9.956	10.76	0.3608	-11.66	9.904	31.04
b.car[42]	-18.12	10.54	0.3606	-39.12	-17.99	2.073

b.car[43]	-16.14	10.47	0.3924	-37.21	-16.17	4.436
b.car[44]	21.88	10.85	0.3639	0.3911	21.86	43.22
b.car[46]	50.83	13.74	0.2242	24.1	50.97	77.77
b.car[49]	6.958	10.64	0.3806	-14.04	7.085	27.6
b.car[50]	50.84	10.49	0.3661	30.27	50.84	71.8
b.car[52]	-52.17	14.28	0.2578	-80.31	-52.22	-24.0
b.car[53]	85.7	10.47	0.3482	65.33	85.83	105.7
b.car[54]	386.1	11.36	0.4224	364.3	386.2	408.5
beta[1]	5.246	0.4084	0.004387	4.446	5.242	6.04
beta[2]	0.2559	0.01212	1.6E-4	0.2324	0.2559	0.2798
beta[3]	3.65E-6	1.867E-8	2.7E-10	3.614E-6	3.649E-6	3.687E-6
beta[4]	-6.132E-6	5.394E-7	8.761E-9	-7.197E-6	-6.132E-6	-5.084E-6
beta[5]	8.055E-4	3.015E-5	3.158E-7	7.46E-4	8.055E-4	8.641E-4
beta[6]	0.1747	0.01058	1.112E-4	0.154	0.1747	0.1957
beta[7]	-7.344E-4	2.361E-5	5.647E-7	-7.808E-4	-7.343E-4	-6.897E-4
beta[8]	0.004275	1.256E-4	1.623E-6	0.00403	0.004275	0.004527
beta[9]	-3.99E-6	1.763E-7	3.013E-9	-4.327E-6	-3.992E-6	-3.639E-6
beta[10]	1.228E-6	9.694E-8	1.504E-9	1.035E-6	1.228E-6	1.414E-6
beta[11]	-33.75	0.6893	0.009828	-35.1	-33.76	-32.39
beta[12]	-1.515E-4	7.053E-4	1.126E-5	-0.001533	-1.551E-4	0.001229
gamma	1.0	1.652E-6	2.504E-8	1.0	1.0	1.0
panel[1]	12.31	9.718	0.3437	-6.187	12.04	31.9
panel[2]	12.52	9.855	0.3686	-6.955	12.48	31.81
panel[3]	11.89	9.842	0.342	-7.445	12.0	30.81
panel[4]	12.61	9.704	0.3144	-6.5	12.71	31.6
panel[5]	12.55	10.23	0.3672	-7.377	12.51	32.22
panel[6]	11.77	9.96	0.3816	-7.489	11.56	31.69
panel[7]	12.04	9.788	0.3568	-7.094	12.1	31.42
panel[8]	11.69	10.08	0.3272	-7.844	11.72	31.41
panel[9]	10.85	9.656	0.3644	-8.03	10.81	30.1
panel[10]	10.74	10.3	0.3621	-9.204	10.7	30.87
panel[11]	9.634	9.729	0.3243	-8.849	9.537	29.03
panel[12]	10.03	9.324	0.2737	-8.251	10.06	28.31
panel[13]	12.81	9.61	0.3026	-5.889	12.88	31.24
panel[14]	12.21	9.635	0.3332	-6.538	12.05	30.88
panel[15]	-4.754	3.759	0.038	-12.13	-4.729	2.594
panel[16]	12.04	10.01	0.3314	-7.384	11.99	31.48
panel[17]	11.77	10.02	0.3294	-7.682	11.68	31.38
panel[18]	-4.559	3.738	0.03744	-11.83	-4.568	2.889
panel[19]	10.66	9.561	0.2979	-8.06	10.72	29.37
panel[20]	-4.794	3.873	0.04029	-12.41	-4.794	2.811

panel[21]	10.3	9.988	0.3829	-8.958	10.23	29.8
panel[22]	11.97	10.05	0.3856	-7.197	12.06	32.01
panel[23]	11.04	9.598	0.2974	-7.979	10.94	29.97
panel[24]	12.81	10.13	0.331	-6.809	12.63	33.23
panel[25]	12.13	9.846	0.3497	-7.179	12.22	31.6
panel[26]	11.84	3.829	0.04031	4.338	11.84	19.36
panel[27]	12.36	9.83	0.3274	-7.128	12.31	31.5
panel[28]	11.47	9.735	0.3545	-7.959	11.44	30.09
panel[29]	11.85	10.02	0.3387	-7.918	11.93	31.53
panel[30]	10.47	9.813	0.3332	-8.494	10.49	30.02
panel[31]	11.63	9.572	0.3071	-7.52	11.67	30.11
panel[32]	12.23	10.31	0.3776	-7.313	12.06	32.81
panel[33]	12.07	10.19	0.304	-8.299	12.19	31.63
panel[34]	11.92	9.662	0.3165	-7.343	11.86	30.65
panel[35]	11.82	9.924	0.3024	-7.22	11.77	31.57
panel[36]	12.2	9.817	0.2996	-7.472	12.36	31.54
panel[37]	11.46	9.877	0.2956	-7.761	11.38	30.99
panel[38]	11.28	9.76	0.3342	-8.187	11.34	30.34
panel[39]	11.93	9.92	0.3509	-7.264	12.04	31.34
panel[40]	11.97	10.01	0.3779	-7.544	12.0	31.24
panel[41]	11.87	9.973	0.3338	-7.586	11.81	31.75
panel[42]	11.06	9.77	0.3357	-7.406	10.9	30.45
panel[43]	10.6	9.719	0.3673	-8.309	10.59	29.95
panel[44]	11.58	10.11	0.3366	-8.228	11.47	31.62
panel[45]	-9.356	3.798	0.04258	-16.86	-9.349	-1.86
panel[46]	1.623	9.731	0.1641	-17.47	1.653	20.4
panel[47]	12.98	3.771	0.03542	5.53	12.96	20.34
panel[48]	16.9	7.268	0.06442	2.551	16.86	31.1
panel[49]	11.39	9.911	0.3504	-7.662	11.26	30.93
panel[50]	12.17	9.763	0.3382	-7.015	12.26	31.69
panel[51]	11.78	3.768	0.03685	4.474	11.71	19.19
panel[52]	1.09	9.841	0.1686	-18.38	1.054	20.5
panel[53]	12.08	9.769	0.3215	-6.398	11.97	30.98
panel[54]	21.09	10.08	0.3654	1.45	21.18	40.71
tau.e	2.39E-4	3.059E-6	3.216E-8	2.329E-4	2.389E-4	2.45E-4
tau.y1	0.003165	4.077E-5	4.329E-7	0.003085	0.003165	0.003247
tauinv	2.573E-5	5.645E-6	8.083E-8	1.587E-5	2.53E-5	3.802E-5