Metropolis-Hasting

Introducción

Uno de los grandes problemas que existen en el mundo de la estadística es que hay distribuciones cuyas funciones de densidad son tan complejas que resultan difíciles de trabajar. Es por esto que muchas veces resulta de utilidad trabajar con muestras aleatorias, y a partir de estas responder determinadas preguntas. En la práctica, es común encontrarse con variables aleatorias con funciones de densidad cuyo muestreo directo no es simple. su Para estos casos existen distintas técnicas que nos permiten obtener muestras que, si bien no son tomadas de manera realmente independiente, se comportan de manera muy similar a como lo haría una muestra aleatoria independiente tomada de la función de densidad. Un método sencillo de emplear y que reporta buenos resultados es el algoritmo de *Metropolis-Hastings*.

, es por esto que el algortmo de Metropolis-Hastings es de tanta utilidad

En el campo de la estadistica bayesiana esto es especialmente util para obtener muestras de un parametro cuya funcion de densidad a posteriori es compleja.

Uno de los grandes problemas en el mundo de la estadistica es extraer muestras de funciones de densidad complejas que es difil de trabajar con estas

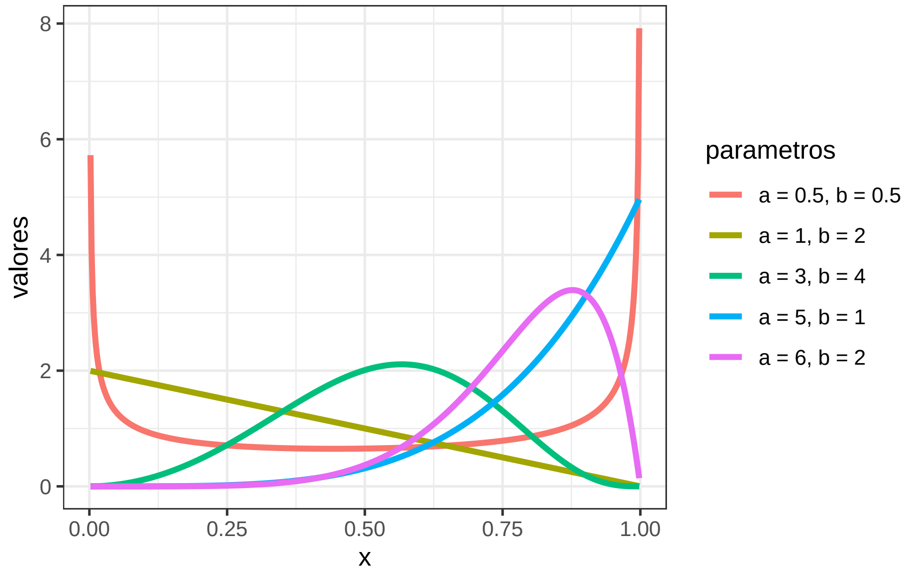
ES importante en la estadistica bayesiana poder extraer muestras de nuestro parametro estimado, pero que pasa cuando la distribucion a posteriori de este es compleja

Metropolis-Hasting en una dimensión

A continuación se presenta...

> **i** Algoritmo M-H univariado

Distribución de Kumaraswamy



Esta distribución puede ser utilizada en el ámbito de la estadística bayesiana a la hora de definir un prior para un parámetro con campo de variación en el intervalo (0, 1).

Por lo general la distribución elegida para estas situaciones suele ser la beta ya que presenta ventajas como ser una distribución conjugada de la binomial, lo cual puede facilitar mucho algunos cálculos. El problema es que para calcular la densidad de esta es que depende de la función gamma, la cual es una integral, y en algunas situaciones se puede complicar su cálculo.

La distribución de Kumaraswamy se comporta de manera muy similar a la beta, sin tener el problema de la dificultad del cálculo de la densidad.

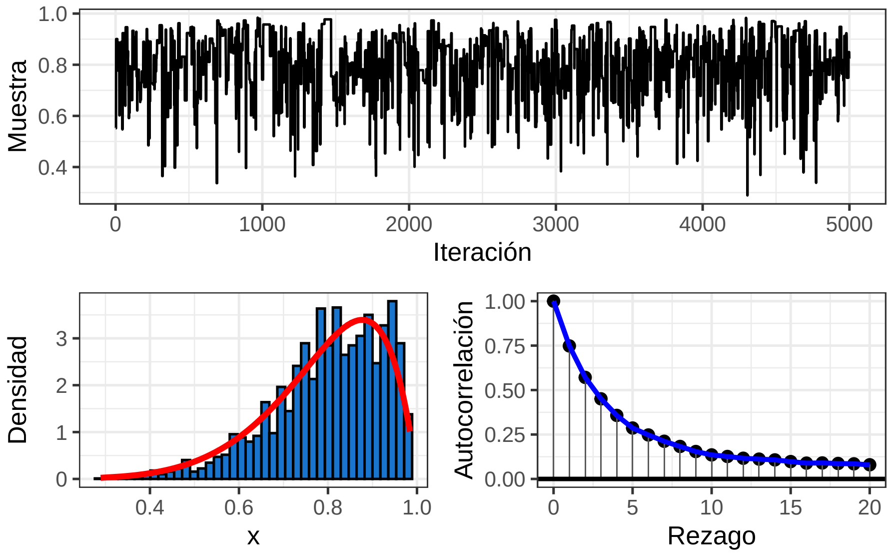


Figura 1: Muestreo por Metropolis-Hastings con concentación de 1

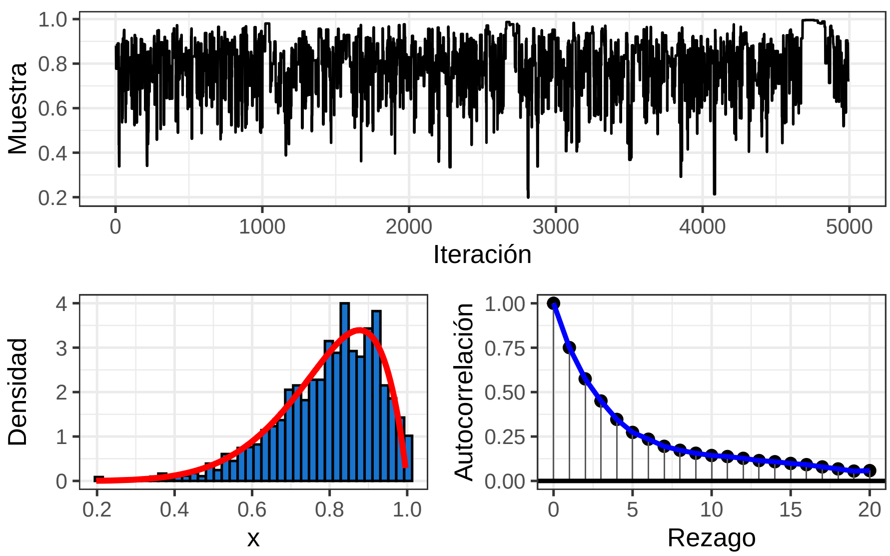


Figura 2: Muestreo por Metropolis-Hastings con concentación de 2

$f(x)$	κ	$\widehat{E(x)}$	$\widehat{q_{0.05}}$	$\widehat{q_{0.95}}$
X	1	0.802	0.571	0.959
	2	0.797	0.545	0.971
	5	0.799	0.534	0.969
$Logit(X)$	1	1.615	0.287	3.165
	2	1.636	0.182	3.528
	5	1.632	0.137	3.432

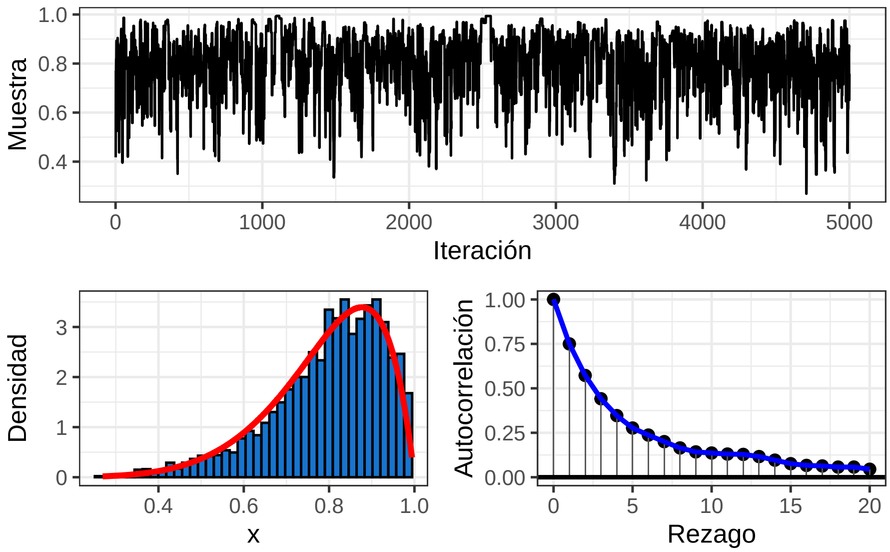


Figura 3: Muestreo por Metropolis-Hastings con concentación de 5

Metropolis-Hasting en dos dimensiónes

> **Nota**

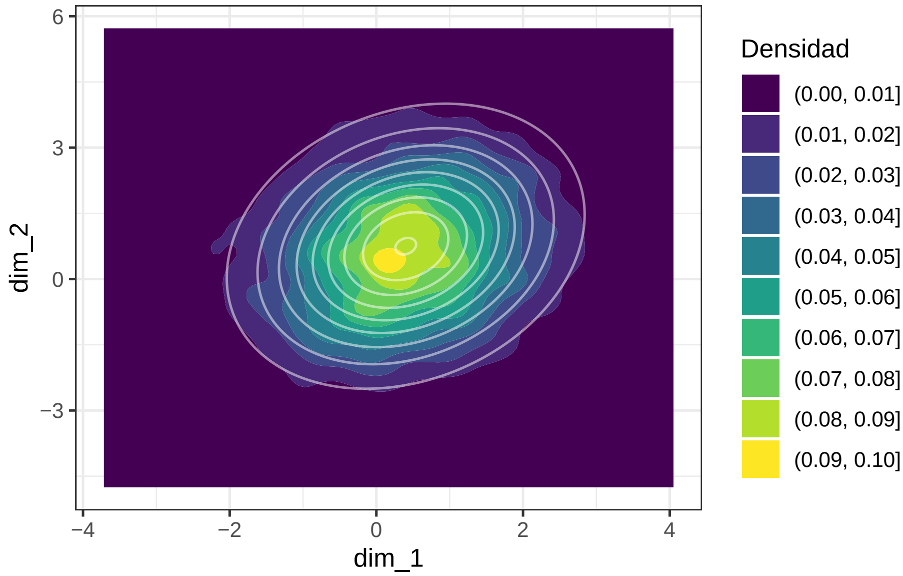
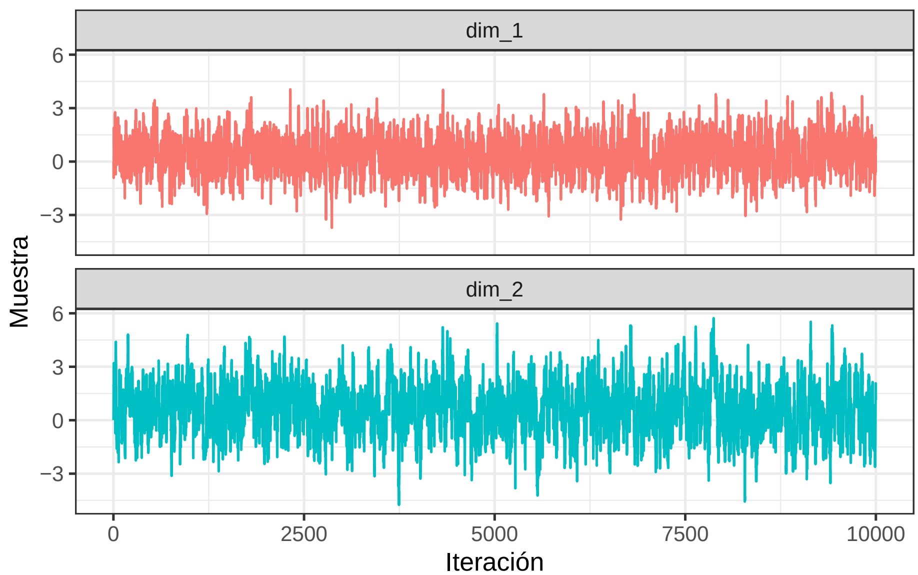


Figura 4: lallala

Titulos



Probabilidades

```
[1] 0.0796
```

```
[1] 0.0694
```

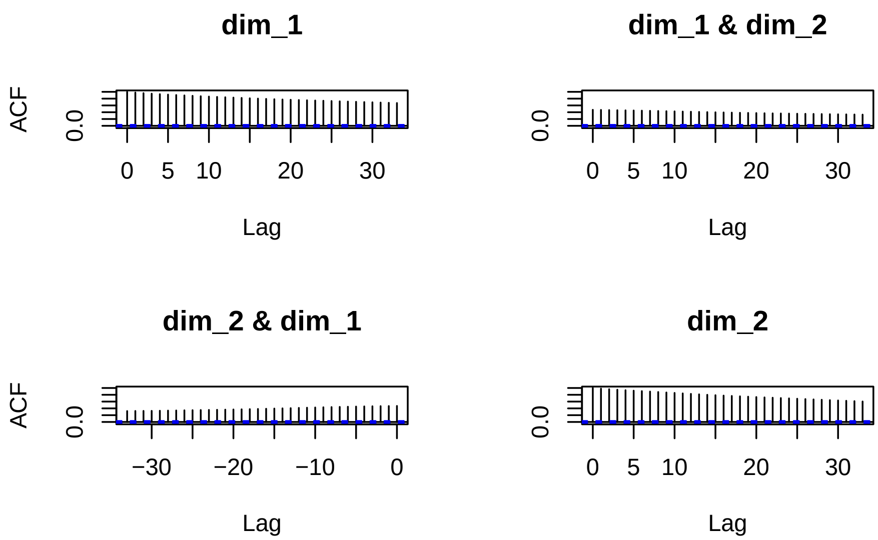
```
[1] 0.2501
```

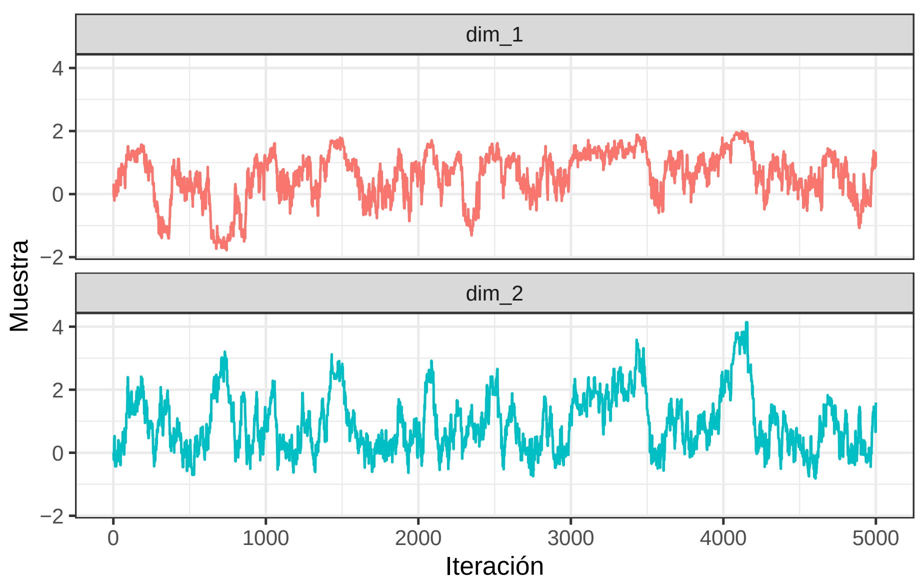
```
[1] 0.06825141
```

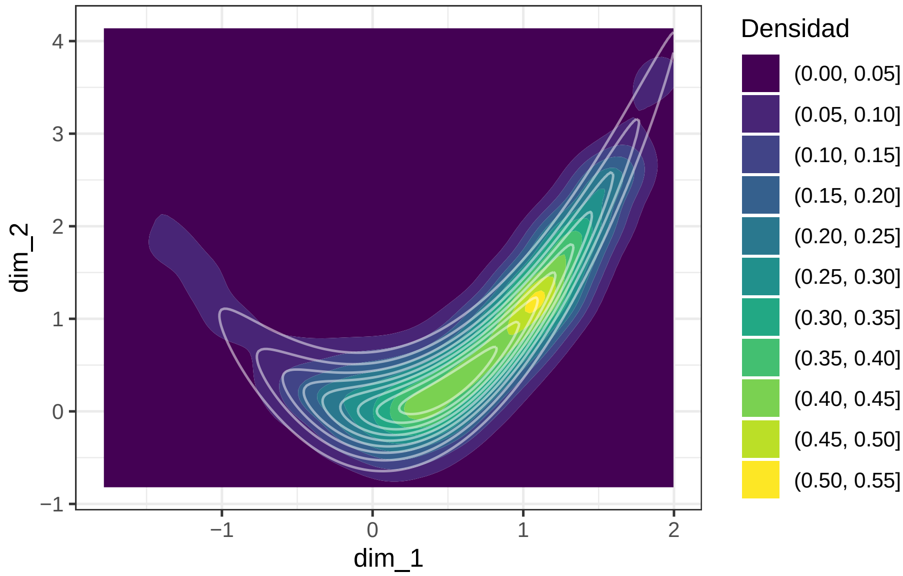
```
[1] 0.08700867
```

```
[1] 0.2856655
```

```
[1] 0.4398
```

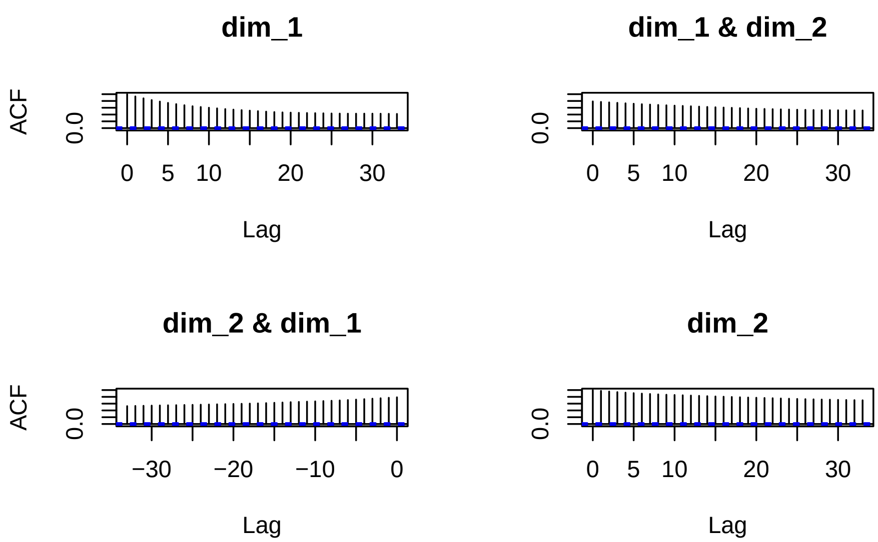




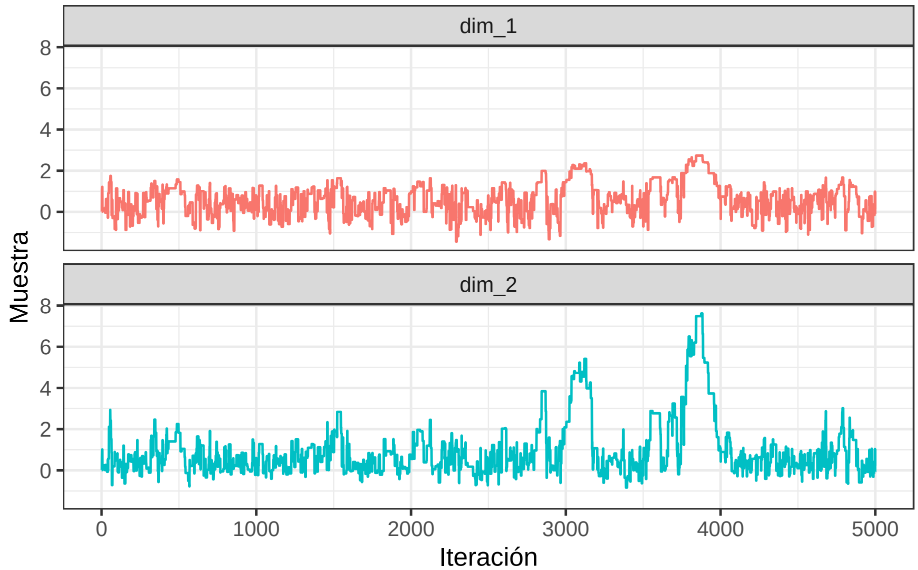


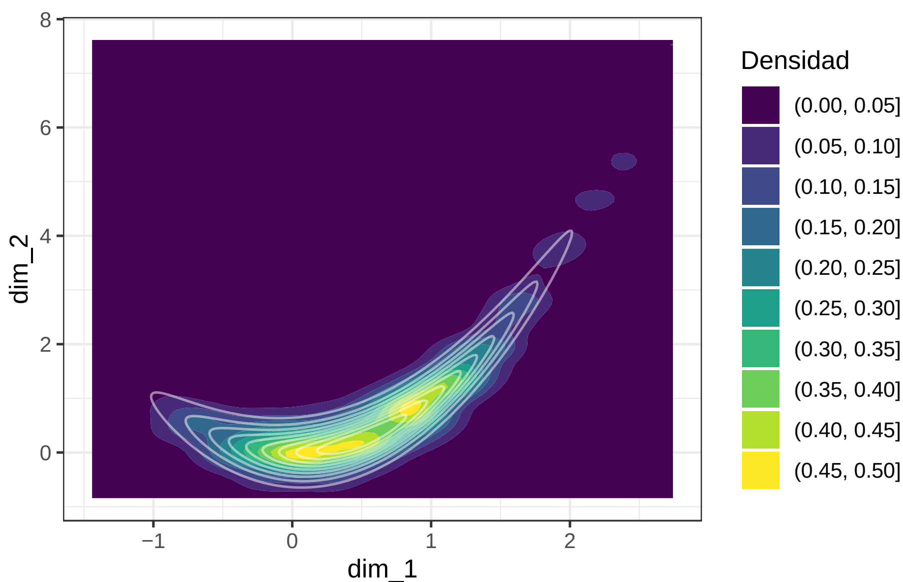
Densidad
(0.00, 0.05]
(0.05, 0.10]
(0.10, 0.15]
(0.15, 0.20]
(0.20, 0.25]
(0.25, 0.30]
(0.30, 0.35]
(0.35, 0.40]
(0.40, 0.45]
(0.45, 0.50]
(0.50, 0.55]
dim_1
dim_2


```
[1] 0.8012
```

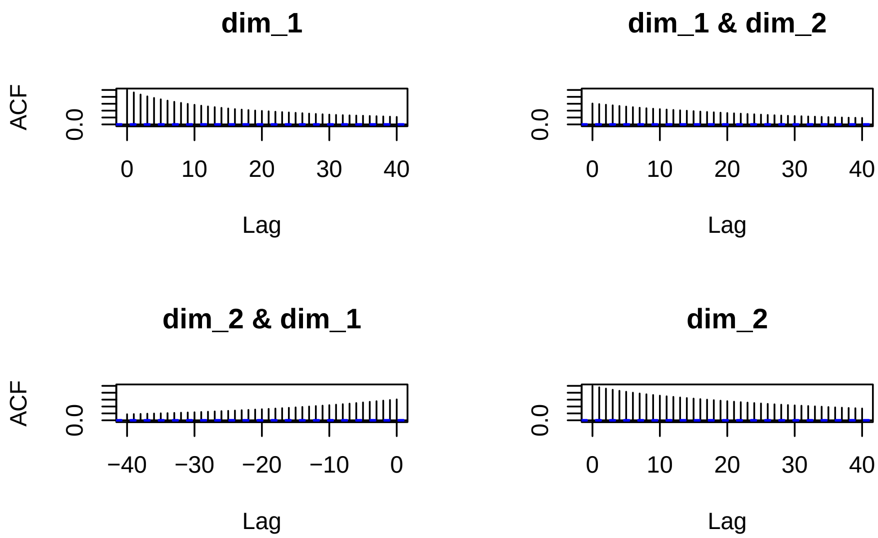


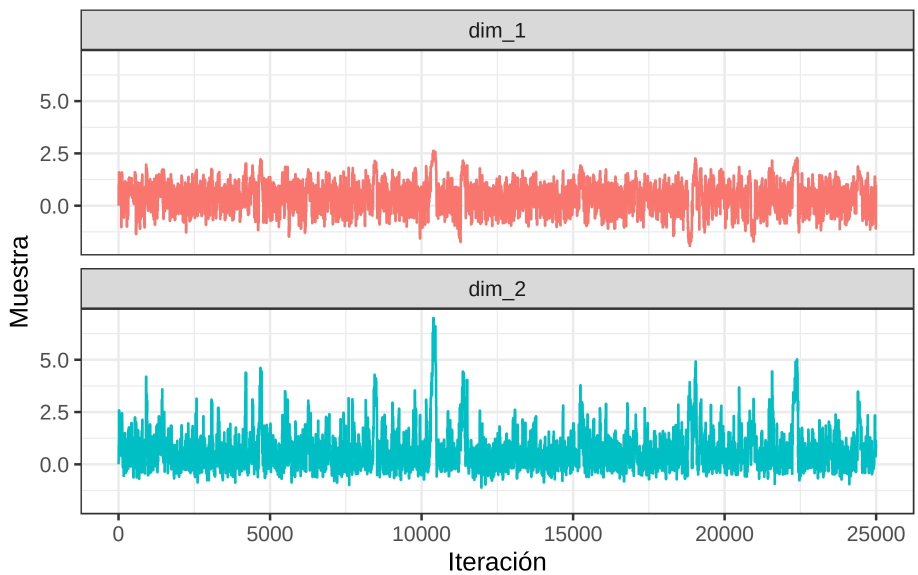
dim_1
dim_1 & dim_2
dim_2 & dim_1
dim_2
ACF
Lag

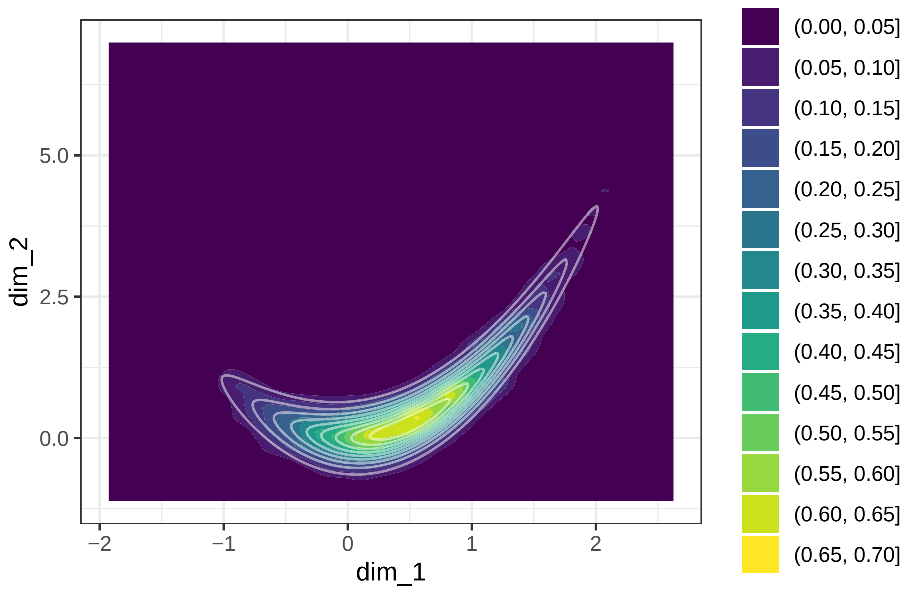

dim_1
dim_2
Muestra
Iteración
0
1000
2000
3000
4000
5000
0
2
4
6
8


Densidad
(0.00, 0.05]
(0.05, 0.10]
(0.10, 0.15]
(0.15, 0.20]
(0.20, 0.25]
(0.25, 0.30]
(0.30, 0.35]
(0.35, 0.40]
(0.40, 0.45]
(0.45, 0.50]
dim_1
dim_2
−1
0
1
2
0
2
4
6
8

```
[1] 0.70944
```


dim_1
dim_1 & dim_2
dim_2 & dim_1
dim_2
ACF
0.0
Lag
0
10
20
30
40
−40
−30
−20
−10


dim_1
dim_2
Muestra
5.0
2.5
0.0
0
5000
10000
15000
20000
25000
Iteración




```
[1] 0.38096
```

```
[1] 0.14172
```

```
[1] 0.05012
```

```
[1] 0.5137135
```

```
[1] 0.2021936
```

```
[1] 0.08382305
```

Preguntas y propuestas

Agregar n_eff en mh univarido Preguntar por la probabilidad de salto en mh_multivariado comparar las probabilidades tmb por monte carlo