

Modelos Bayesianos Jerárquicos

José Luis Baroja ^{*}
Facultad de Psicología, UNAM

Supón que a lo largo del semestre registramos el número de canciones que cierta persona baila en diferentes fiestas. Al final del curso el registro puede verse así:

c : 5 3 4 7 4 5 5 4 5 7 7 6

en donde cada posición c_f del vector c corresponde con el número de canciones que la persona bailó en la fiesta f .

Supón también que estamos interesados en utilizar los datos que recolectamos para averiguar qué tanto le gusta bailar a la persona en observación. Una aproximación que permite utilizar las observaciones registradas para aprender sobre nuestro sujeto consiste en construir un modelo que especifica cómo se relaciona el rasgo *gusto por bailar* con el número de canciones que la persona bailó en cada fiesta del semestre.

En este capítulo mostraremos cómo podemos construir dicho modelo y cómo podemos extenderlo para aprender no sólo sobre una persona sino también sobre poblaciones de individuos. La aproximación y modelos que presentamos pueden utilizarse para aprender sobre un amplio conjunto de características psicológicas en diferentes poblaciones de organismos.

El plan del capítulo es el siguiente: primero construiremos un modelo para inferir el gusto por bailar de nuestra primera persona. Después mostraremos cómo podemos extender este modelo para aprender sobre varias personas. Posteriormente ampliaremos el modelo para varias personas de tal manera que también nos permita llegar a conclusiones sobre la población de la que las personas forman parte. Finalmente presentaremos una extensión adicional que permite aprender al mismo tiempo no sólo sobre cada persona y sobre la población de personas, sino también sobre cada fiesta y sobre la población de fiestas.

Para inferir el gusto por bailar de la primera persona comenzaremos con un supuesto central: Asumiremos que la probabilidad de bailar cierto número de canciones c_f es una función de cierto valor λ que representa el *gusto por bailar* de la persona. Nuestro modelo debe capturar la intuición de que si una persona tiene un valor λ alto es altamente probable que baile muchas canciones. Por el

^{*}Financiado por el proyecto PAPIIT **IN307214**

contrario, si la persona tiene un valor λ bajo entonces deberíamos esperar que baile pocas canciones por fiesta. Una función que cumple estas características es la distribución Poisson. Esta distribución está construida para modelar conteos de eventos que ocurren con cierta tasa a lo largo del tiempo: si sabemos que los taxis pasan aproximadamente cada minuto y medio en cierta calle, la distribución Poisson especifica qué tan probable es observar 0, 1, 2, o cada posible número de taxis en cierto intervalo de tiempo. Intuitivamente, entre menor sea la tasa de ocurrencia del evento, menor es el número esperado de ocurrencias. La Figura 1 ilustra cómo se comporta esta distribución. Cada curva en la Figura 1 representa a una persona con un valor λ particular. A la primera persona le gusta bailar poco, lo cual representamos con un valor $\lambda = 2$. Dado que la persona tiene un valor λ pequeño es altamente probable que baile pocas canciones y poco probable que baile muchas, como lo indica la curva que une los puntos blancos. La segunda persona, representada por la curva de puntos grises, tiene un valor de $\lambda = 5$. Como consecuencia, es altamente probable que esta persona baile entre 3 y 6 canciones por fiesta y poco probable que baile más de 8 o 9. La última persona tiene un valor $\lambda = 10$. Los puntos negros, que representan la distribución Poisson asociada a este valor λ , muestran que es altamente probable que la tercera persona baile un número elevado de canciones en la siguiente fiesta.

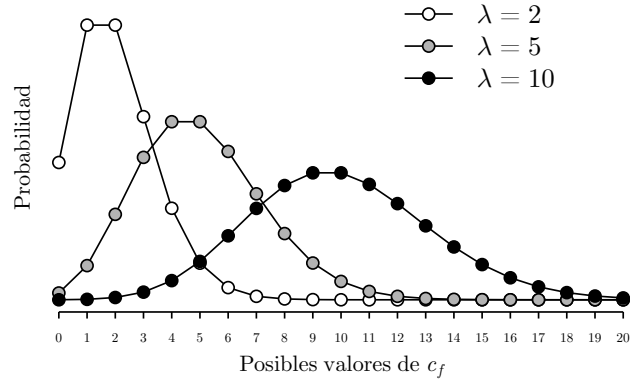


Figura 1: Distribuciones Poisson para tres valores λ diferentes.

En otras palabras, la distribución Poisson permite calcular qué valores de c_f son más probables dado un valor λ fijo. Podemos representar la relación probabilística entre cada posición c_f y λ con la siguiente notación:

$$Pr(c_f|\lambda) \sim \text{Poisson}(\lambda), \quad (1)$$

que se lee “ c_f se distribuye Poisson con parámetro λ ”.

Resumiendo, asumiremos que la variable aleatoria c_f , que representa el número de canciones que una persona baila en una fiesta, se distribuye de acuerdo con una distribución Poisson en función de λ , donde λ representa el gusto por

bailar de la persona. Llamaremos a este primer conjunto de supuestos *modelo* \mathcal{M}_0 .

La idea del modelo \mathcal{M}_0 , que es la idea general de cualquier modelo probabilístico, es que, incluso si el parámetro λ es un valor fijo y estable, el número de canciones c_f que la persona baila en cada fiesta es una cantidad variable. Sin embargo, la variación de c_f muestra ciertas regularidades que dependen del valor λ : de acuerdo con la distribución Poisson, deberíamos esperar que una persona con un valor λ bajo baile por lo general pocas canciones por fiesta y que una persona con un valor λ alto baile un número de canciones elevado.

Si conocemos el valor λ de una persona, el modelo \mathcal{M}_0 permite calcular cuántas canciones es probable que la persona baile en la siguiente fiesta. El problema es que el gusto por bailar no es una característica observable y no podemos medir su valor directamente. Sin embargo, podemos *inferir* cuáles son los valores más probables de λ utilizando las observaciones que recolectamos del individuo y la relación probabilística entre λ y cada observación que compone al vector c . Este proceso de inferencia está basado en una identidad conocida como **Regla de Bayes** (Griffiths & Yuille, 2006):

$$Pr(\lambda|c) = Pr(c|\lambda)Pr(\lambda)/Pr(c), \quad (2)$$

en donde $Pr(\lambda|c)$ se conoce como **distribución posterior** y especifica qué valores de λ son más probables dado el conjunto de observaciones que hemos recolectado. De acuerdo con la Regla de Bayes, la distribución posterior depende de la función de verosimilitud, de la distribución a priori, y de la verosimilitud marginal. La **función de verosimilitud**, $Pr(c|\lambda)$, especifica qué tan probable es observar el vector de datos c bajo cada posible valor de λ y está completamente determinada por la ecuación (1). La **distribución a priori**, $Pr(\lambda)$, especifica qué tan probable es cada valor del parámetro λ antes de tomar en cuenta el vector de datos c y generalmente se utiliza para expresar supuestos previos sobre cada posible valor paramétrico en el modelo bajo estudio. Finalmente, la **verosimilitud marginal** especifica qué tan probable es observar el vector c bajo todos los posibles valores del parámetro λ , y también puede calcularse a partir de la distribución principal del modelo (ecuación (1), en este primer ejemplo).

En otras palabras, la Regla de Bayes permite calcular qué valores de λ son más probables dado cierto conjunto fijo de datos c , o bien, qué deberíamos concluir sobre el gusto por bailar de la persona después de observar el número de canciones que bailó en cada fiesta del semestre. En este sentido, la Regla de Bayes es una herramienta formal que especifica cómo actualizar nuestro conocimiento a priori sobre el gusto por bailar de la persona utilizando las observaciones que recolectamos durante el semestre.

Existen varios métodos para calcular distribuciones posteriores. En este capítulo aproximaremos las distribuciones posteriores de todos nuestros modelos utilizando un programa llamado **JAGS** (Just Another Gibbs Sampler; Plummer, 2003) y el paquete de cómputo estadístico **R** (R Core Team, 2015). Para inferir una distribución posterior con estos programas es necesario especificar

los tres componentes principales del proceso de inferencia probabilística:

- Un conjunto de datos. Como primer ejemplo utilizaremos el vector de observaciones c con el que comenzamos el capítulo.
- Un modelo que especifica la relación probabilística entre los datos y ciertos parámetros desconocidos. Como primer ejemplo utilizaremos el modelo \mathcal{M}_0 , en donde λ es el único parámetro desconocido.
- Una distribución de probabilidad sobre cada parámetro desconocido del modelo. Como primer ejemplo, asumiremos que cualquier valor de λ entre 0 y 50 es igualmente probable.

Podemos resumir estos tres componentes y las relaciones entre ellos utilizando notación gráfica (Vincent, en prensa; Lee, 2008). La Figura 2 presenta al modelo \mathcal{M}_0 escrito en esta notación: los nodos blancos representan variables o parámetros desconocidos; los grises a las variables observadas o conocidas. Las variables discretas son representadas como nodos cuadrados y las continuas como nodos circulares. Cuando un nodo tiene más de un elemento, como en el caso del vector c en este ejemplo, se coloca dentro de un plato para indicar que cada elemento de dicho nodo es una replicación independiente del mismo proceso probabilístico, o bien, que el número de canciones c_f que el participante bailó en cada fiesta depende de un parámetro λ único que caracteriza a la persona. Aparte de la relación entre cada elemento c_f y el nodo desconocido λ , el modelo incluye la distribución prior sobre λ , que captura los supuestos iniciales sobre este parámetro antes descritos.

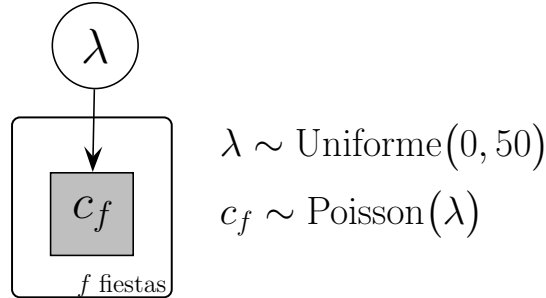


Figura 2: Modelo \mathcal{M}_0 expresado en notación gráfica.

Una vez especificado el conjunto de datos y el modelo probabilístico, el paso siguiente para hacer inferencia Bayesiana consiste en traducir el modelo gráfico a código y dejar que los programas calculen las distribuciones posteriores del

modelo¹. El resultado que JAGS y R devuelven es una serie de muestreos que provienen de la distribución posterior de cada nodo desconocido en el modelo. En el caso del modelo \mathcal{M}_0 , la distribución posterior sobre λ calculada por JAGS aparece en la Figura 3. La zona gris corresponde con la densidad² posterior sobre el nodo λ , que especifica qué tan probable es cada posible valor del parámetro λ dado el conjunto de datos c , de acuerdo con el modelo \mathcal{M}_0 y la Regla de Bayes. Podemos resumir cualquier distribución posterior utilizando diferentes medidas descriptivas. En la Figura 3 hemos incluido la *media posterior*, cuyo valor es igual a 5.25 y está señalada por la línea punteada, y el *intervalo de máxima densidad posterior (MDP)* al 95 %³. Este intervalo indica que podemos estar 95 % seguros de que el valor del parámetro λ de la primera persona en observación se encuentra entre 4.02 y 6.69.

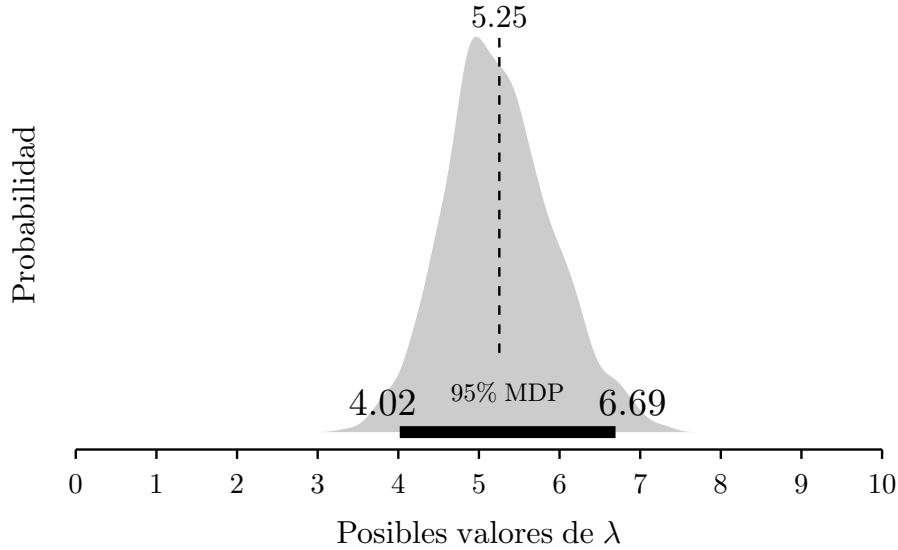


Figura 3: Distribución posterior del parámetro λ de acuerdo con el modelo \mathcal{M}_0 .

En resumen, el modelo \mathcal{M}_0 supone que existe una variable latente λ que refleja el gusto por bailar de una persona. De acuerdo con este modelo, existe una relación probabilística entre λ y el número de canciones c_f que la persona puede bailar en una fiesta, lo que quiere decir que aunque λ sea una característica constante el número de canciones que la persona baila de fiesta en fiesta es una

¹Los datos y todo el código necesario para implementar los análisis de este capítulo están disponibles en: <https://gist.github.com/JLBaroja/0d047481975c01c453a5>

²Al discutir los resultados de los modelos siguientes, utilizaremos los términos *distribución*, *probabilidad*, y *densidad* indistintamente.

³Presentamos el nivel de confianza = 95 % porque este valor es comúnmente empleado en inferencia estadística, aunque podemos calcular el intervalo de MDP con cualquier nivel de confianza deseado (p. ej., 90 %, 99 %).

cantidad variable. Utilizando las observaciones que recolectamos a lo largo del semestre, el modelo \mathcal{M}_0 , y la Regla de Bayes, calculamos los valores del gusto por bailar λ más probables de la primera persona en nuestro estudio.

Ahora extenderemos el modelo \mathcal{M}_0 para inferir el gusto por bailar de varias personas. Como estamos interesados en aprender sobre varios individuos necesitamos obtener observaciones de cada uno. La Figura 4 presenta la cantidad de canciones que 15 personas bailaron en las 12 primeras fiestas del semestre.

Una inspección rápida de la Figura 4 sugiere que las personas son diferentes respecto al número de canciones que bailaron en cada fiesta. Los participantes 4 y 5, por ejemplo, bailaron pocas canciones en las fiestas del semestre, mientras que los sujetos 7 y 1 bailaron una cantidad de canciones elevada. Aunque cada persona bailó un número diferente de canciones en cada fiesta, la cantidad de canciones que cada persona bailó a lo largo del semestre parece relativamente estable, es decir, las personas que bailaron pocas canciones en las primeras fiestas también bailaron pocas canciones en las últimas, y quienes bailaron muchas canciones al inicio del semestre también bailaron muchas al final.

		Personas														
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
Fiestas	1	6	8	2	2	3	1	10	3	3	2	6	10	7	5	2
	2	8	8	6	1	1	5	12	4	5	3	9	2	4	3	3
	3	8	9	4	1	2	4	17	6	7	1	10	14	5	4	3
	4	9	13	10	2	2	5	17	9	3	3	13	8	8	7	4
	5	7	8	4	0	1	4	9	7	2	1	5	5	0	4	3
	6	11	7	5	1	2	3	11	8	6	2	5	6	3	5	0
	7	6	11	9	2	2	4	18	11	6	2	10	11	3	5	1
	8	6	9	5	1	2	2	10	3	3	2	9	6	6	4	3
	9	10	8	8	3	5	5	13	7	4	5	11	10	5	5	1
	10	13	12	7	1	2	8	20	8	7	6	16	8	10	7	3
	11	13	10	9	5	4	3	17	10	5	4	9	6	5	7	9
	12	15	8	7	1	0	5	16	11	6	5	13	11	7	6	6

Figura 4: Conjunto de datos de todas las personas. Cada columna corresponde con una persona y cada renglón con una fiesta. Cada posición c_{fp} de la matrix c es el número de canciones que la persona p bailó en la fiesta f .

Podemos extender el modelo \mathcal{M}_0 para inferir el valor del gusto por bailar de cada persona p , que denotamos como λ_p . La extensión simplemente consiste en suponer que cada persona tiene un valor λ_p particular, potencialmente diferente de las demás personas. Esta extensión, a la que llamaremos \mathcal{M}_1 , aparece en

notación gráfica en la Figura 5. Como puede apreciarse al examinar los modelos gráficos correspondientes, la única diferencia entre los modelos \mathcal{M}_0 y \mathcal{M}_1 es un nuevo plato que indexa personas. En otras palabras, el modelo \mathcal{M}_1 conserva la misma relación probabilística entre cada nodo λ_p y la columna de la matriz c correspondiente a la persona p , pero a diferencia del modelo \mathcal{M}_0 , el modelo \mathcal{M}_1 supone que hay varias personas, cada una con un valor λ_p propio.

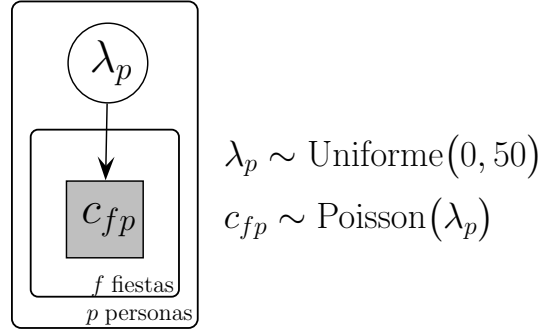


Figura 5: Modelo \mathcal{M}_1 expresado en notación gráfica.

Los resultados del modelo \mathcal{M}_1 aparecen en la Figura 6. En el panel superior de la Figura presentamos las distribuciones posteriores sobre el parámetro λ_p de cada participante p . Dado que el modelo \mathcal{M}_1 asume que hay tantas personas como columnas en la matriz c , \mathcal{M}_1 devuelve tantas distribuciones posteriores sobre λ como columnas en c . Al examinar las distribuciones posteriores sobre el nodo λ_p podemos apreciar que el modelo \mathcal{M}_1 concluye que, aunque hay algunos participantes que se parecen entre sí, la mayoría de los participantes son diferentes respecto a su gusto por bailar, lo cual se refleja en el rango de variación de las diferentes distribuciones posteriores sobre λ_p . Al asumir que pueden existir diferencias individuales en el parámetro λ_p el modelo \mathcal{M}_1 permite identificar a los participantes extremos P4 y P7, que resaltamos en el panel superior.

En el panel central y en el inferior presentamos en detalle las distribuciones posteriores sobre λ_p de los participantes 4 y 7, quienes, de acuerdo con \mathcal{M}_1 , tienen el menor y el mayor gusto por bailar, respectivamente. La línea punteada en cada distribución corresponde a la media posterior, y la línea gruesa nuevamente señala el intervalo de MDP. Las conclusiones de \mathcal{M}_1 sobre los participantes 4 y 7 parecen consistentes con los datos de ambos individuos: Los participantes 4 y 7 fueron quienes bailaron menos y más canciones durante el semestre, respectivamente.

Una forma útil de evaluar la capacidad descriptiva y predictiva de un modelo consiste en analizar la **distribución posterior predictiva** del modelo. La distribución posterior predictiva es una distribución de probabilidad que especifica los datos que el modelo espera observar con base en los que ya han sido

observados. En la Figura 7 mostramos la distribución posterior predictiva del modelo \mathcal{M}_1 . El tamaño de cada círculo negro corresponde exactamente con el número de canciones que la persona p bailó en la fiesta f (ver Figura 4). Esta representación visual permite identificar rápidamente a los participantes que bailan más, a los que bailan menos, y a los que bailan una cantidad de canciones intermedia, y también permite tener una idea clara del tamaño de las diferencias entre ellos.

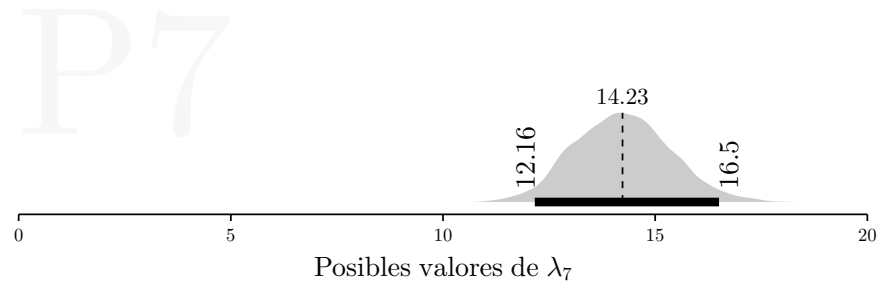
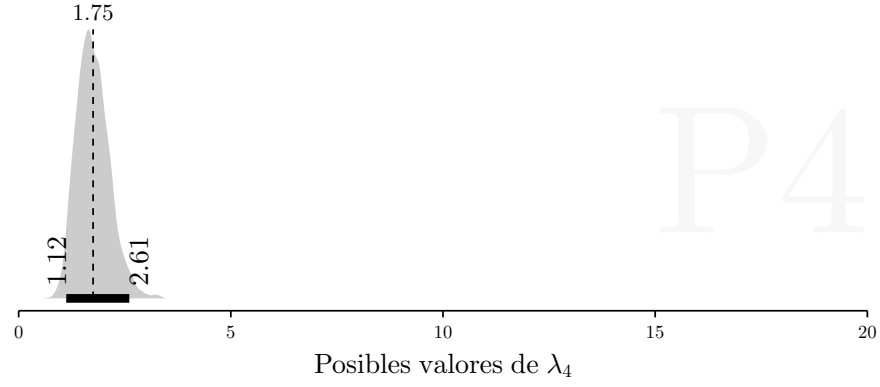
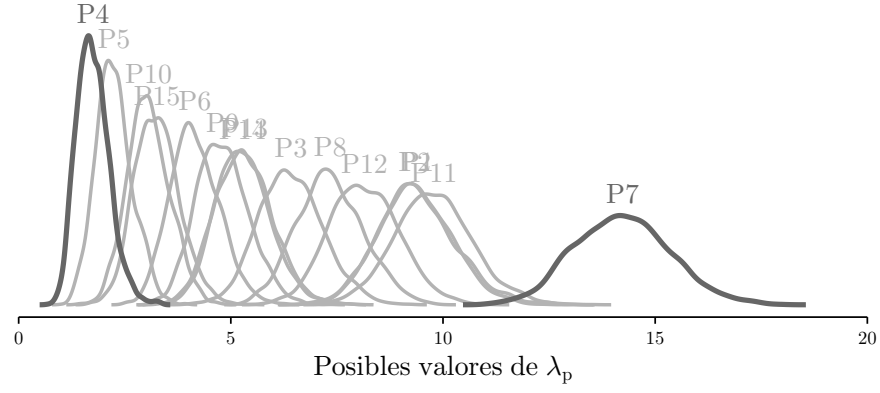


Figura 6: Distribuciones posteriores del nodo λ_p de acuerdo con el modelo \mathcal{M}_1 . Cada curva en la gráfica superior corresponde con la densidad posterior del parámetro λ_p de cada participante. La gráfica central y la inferior detallan la distribución posterior sobre λ de los participantes extremos (P4 y P7, respectivamente).

Los círculos grises en la Figura 7 señalan el intervalo de MDP de la distribución posterior predictiva de \mathcal{M}_1 sobre cada nodo c_{fp} .⁴ Para evaluar la *capacidad descriptiva* de \mathcal{M}_1 podemos comparar cada círculo negro contra el círculo gris en la posición c_{fp} correspondiente. Desde la perspectiva Bayesiana, un modelo describe adecuadamente el conjunto de datos recolectados en la medida que los datos observados (círculos negros) se ubican *dentro* del intervalo de MDP de la distribución posterior predictiva (círculos grises). Al comparar los datos observados contra los esperados por \mathcal{M}_1 aparecen algunas deficiencias importantes. En general, parece que algunos datos de cada participante se ubican dentro de los círculos grises mientras que otros se ubican en algún extremo. En el caso del participante 1, por ejemplo, el modelo describe adecuadamente las observaciones en las fiestas 6 y 9 porque los círculos negros se ubican en el centro de las zonas grises correspondientes. Sin embargo, \mathcal{M}_1 espera ver que el participante 1 baile más canciones que las de hecho observadas en las fiestas 7 y 8 porque los círculos negros se ubican en la frontera interior de las zonas grises, y espera ver menos que las observadas en las fiestas 10, 11 y 12 porque en estas fiestas el círculo negro se ubica en la frontera exterior de la distribución posterior predictiva. Este patrón se repite en todos los participantes: Aunque en promedio las predicciones de \mathcal{M}_1 se ajustan a las observaciones de cada persona, el modelo espera ver más canciones bailadas que las observadas en algunas fiestas, y espera ver menos canciones bailadas que las observadas en otras.

⁴Al implementar cualquier modelo dentro del marco Bayesiano, el resultado es una distribución posterior sobre cada nodo del modelo. En este caso, el modelo termina con una distribución completa sobre los posibles números de canciones bailadas para cada persona p en cada fiesta f .

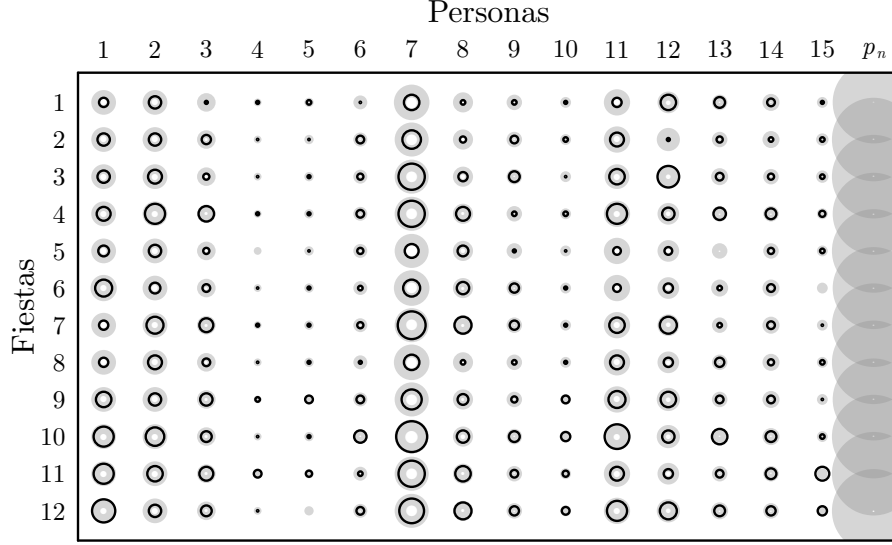


Figura 7: Datos comparados contra la distribución posterior predictiva del modelo \mathcal{M}_1 . Los círculos grises representan la distribución posterior predictiva del modelo y los círculos negros reflejan los datos observados. Aparte de que el ajuste entre los datos y las predicciones \mathcal{M}_1 es cuestionable, la deficiencia principal del \mathcal{M}_1 es que no puede hacer predicciones razonables sobre cómo lucirá un participante nuevo, representado en la columna p_n .

Un problema todavía más grave del modelo \mathcal{M}_1 es su limitada *capacidad predictiva*. En la Figura 7 hemos incluido una columna adicional, p_n , en la que presentamos los datos que el modelo \mathcal{M}_1 espera ver en un participante nuevo. Las distribuciones posteriores predictivas de dicha columna sugieren que \mathcal{M}_1 considera igualmente probable que el participante nuevo baile pocas o muchas canciones, incluso en rangos que ninguno de los participantes observados ha presentado hasta el momento. El tamaño de los círculos grises en la columna p_n , en relación a la escala de la figura, sugiere que el modelo considera probable que el nuevo participante hubiera bailado desde 0 hasta 30 o quizá 40 canciones en cada fiesta del semestre (ver Figura 4). ¿Por qué deberíamos esperar que un nuevo participante baile 30 o 40 canciones cuando ninguno de los observados ha bailado más de 20? \mathcal{M}_1 hace esta extraña predicción porque, aunque ha aprendido algo sobre cada participante, no ha aprendido nada sobre *la población* de participantes. Como consecuencia, cuando \mathcal{M}_1 tiene que predecir cómo se comportará una persona nueva no puede utilizar el conocimiento que ha ganado sobre todas las personas que ha observado anteriormente y la predicción resulta poco informativa. Idealmente, un buen modelo debería aprender sobre cada persona y también sobre la población de personas para predecir adecuadamente cómo lucirá cada sujeto observado en las situaciones observadas e idealmente en situaciones nuevas (p. ej., la siguiente fiesta).

Una posible extensión que permite aprender sobre individuos y poblaciones de individuos al mismo tiempo consiste en suponer que, aunque cada persona tiene un valor λ_p particular, los valores λ_p de todas las personas provienen de una población común. La notación gráfica de este nuevo modelo, denominado \mathcal{M}_2 , aparece en la Figura 8.

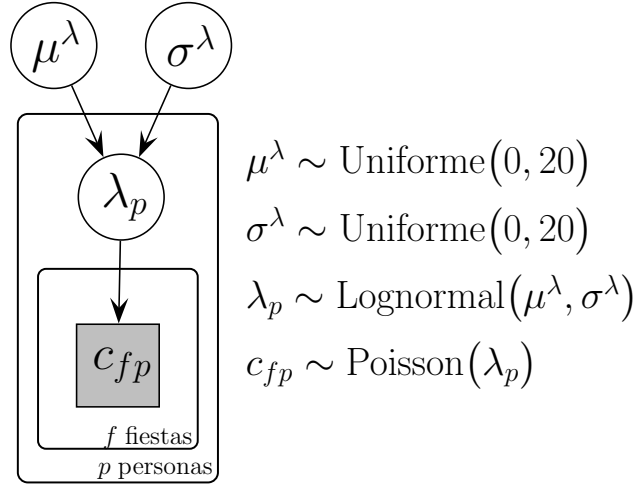


Figura 8: Modelo \mathcal{M}_2 expresado en notación gráfica.

Similar a sus predecesores, el modelo \mathcal{M}_2 conserva el supuesto central que relaciona cada nodo λ_p con las observaciones c_{fp} correspondientes, y también supone de que cada persona tiene un valor λ_p propio. Sin embargo, \mathcal{M}_2 adicionalmente supone que todos los parámetros λ_p provienen de una distribución poblacional común, definida por los parámetros μ^λ y σ^λ , que corresponden con la media y la desviación estándar poblacionales⁵, respectivamente. Este supuesto adicional vuelve al modelo \mathcal{M}_2 un *modelo jerárquico*.

En general, un modelo jerárquico asume que los nodos desconocidos en cierto nivel provienen de una distribución definida en un nivel superior. Las extensiones jerárquicas pueden incluir varios niveles y, como mostraremos más adelante, pueden definirse no sólo respecto a participantes sino también respecto a estímulos o condiciones experimentales.

La Figura 9 permite comparar los datos observados contra la distribución posterior predictiva del modelo \mathcal{M}_2 . En la figura podemos observar que el ajuste

⁵Utilizamos la distribución Log-normal como distribución jerárquica porque los valores de λ_p son mayores que cero por definición. Esta restricción vuelve inadecuado modelar la variación en λ_p con distribuciones definidas sobre todos los números reales (p.ej., la distribución normal) (ver Limpert et al., 2001).

de \mathcal{M}_2 es similar al ajuste de \mathcal{M}_1 , es decir, ambos modelos muestran una relación similar entre los datos observados y los predichos. Sin embargo, el modelo \mathcal{M}_2 muestra mejor capacidad de predicción comparada con la del modelo \mathcal{M}_1 . En particular, la predicción que \mathcal{M}_2 hace sobre un participante nuevo parece más razonable que la sugerida por el modelo anterior. \mathcal{M}_2 puede hacer una predicción sensible sobre el nuevo participante porque tiene información sobre cómo se comporta la población de participantes observados y puede usar dicha información para inferir cuál será el valor λ_{p_n} de un participante nuevo.

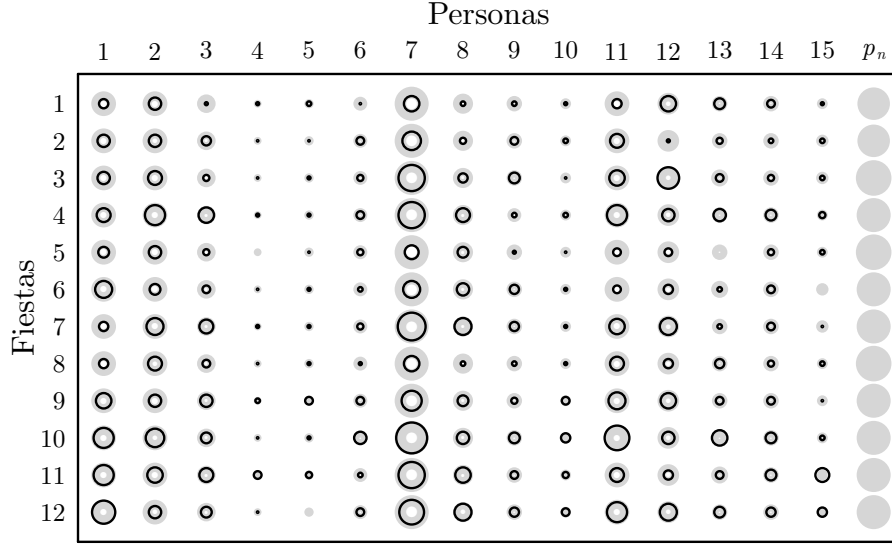


Figura 9: Datos comparados contra la distribución posterior predictiva del modelo \mathcal{M}_2 . La capacidad de ajuste del modelo \mathcal{M}_2 es similar a la de \mathcal{M}_1 , pero el modelo \mathcal{M}_2 puede hacer predicciones informadas sobre cómo lucirá un participante nuevo.

También podemos examinar las conclusiones de \mathcal{M}_2 sobre el gusto por bailar de cada participante en la muestra. La Figura 10 muestra estos resultados. En el panel superior nuevamente presentamos las distribuciones posteriores sobre λ_p de cada participante. A primera vista parece que el modelo \mathcal{M}_2 concluye algo similar al modelo \mathcal{M}_1 : La mayoría de los participantes tienen valores λ_p diferentes, distribuidos aproximadamente en el mismo rango de valores bajo ambos modelos. Aparte, el modelo \mathcal{M}_2 también identifica a los participantes 4 y 7 como participantes extremos.

Sin embargo, al estudiar en detalle las conclusiones de \mathcal{M}_2 sobre los participantes extremos aparece una diferencia muy importante entre ambos modelos. En el panel central y en el inferior presentamos las distribuciones posteriores sobre λ_p de los participantes 4 y 7, respectivamente. En cada panel, la línea de densidad negra es la distribución posterior inferida por \mathcal{M}_2 y la gris es la

densidad posterior inferida por \mathcal{M}_1 (ver Figura 6). En el caso del participante 4, el modelo \mathcal{M}_2 infiere una distribución posterior sobre valores de λ_4 mayores respecto del modelo \mathcal{M}_1 : tanto la media posterior como los intervalos de la zona de MDP de λ_4 de acuerdo con \mathcal{M}_2 aparecen recorridos a la derecha respecto de los de \mathcal{M}_1 . En pocas palabras, aunque el modelo \mathcal{M}_2 también concluye que el participante 4 tiene el gusto por bailar menor en la muestra de participantes, el valor de λ_4 inferido por \mathcal{M}_2 no es tan pequeño como el inferido por \mathcal{M}_1 . Algo similar ocurre en el participante 7, pero en sentido contrario: la distribución posterior sobre λ_7 calculada por \mathcal{M}_2 aparece recorrida a la izquierda con respecto a la de \mathcal{M}_1 , es decir, aunque al participante 7 le gusta bailar más que al resto de la muestra, el modelo \mathcal{M}_2 concluye que el gusto por bailar de este participante no es tan grande como sugiere el modelo \mathcal{M}_1 .

Es importante resaltar que los modelos \mathcal{M}_1 y \mathcal{M}_2 llegan a conclusiones diferentes sobre los participantes extremos incluso cuando ambos modelos observaron *exactamente* los mismos datos de cada participante. Si ambos modelos observan los mismos datos de cada participante, ¿por qué llegan a conclusiones diferentes? La razón es que en el modelo \mathcal{M}_1 la única información relevante para inferir cada nodo λ_p son las observaciones del participante correspondiente, mientras que bajo el modelo \mathcal{M}_2 los valores λ_p inferidos en cada participante dependen de las observaciones del participante y también de las observaciones de todos los participantes en la muestra. Cuando \mathcal{M}_2 calcula el gusto por bailar del participante 4, por ejemplo, concluye algo como: *las observaciones de P4 sugieren que este participante tiene un gusto por bailar pequeño, pero dado que el participante proviene de una población de individuos que tienen un gusto por bailar intermedio, debería creer que su gusto por bailar no es tan pequeño después de todo*, y algo similar ocurre respecto al participante 7 en la dirección opuesta. En general, en cualquier modelo jerárquico las conclusiones sobre cada sujeto, cada ítem o cada condición experimental dependen no sólo de las observaciones de cada elemento sino también de las observaciones de la población correspondiente. Este efecto es una característica importante de los modelos jerárquicos y se conoce como **contracción jerárquica** (Rouder et al., 2017).

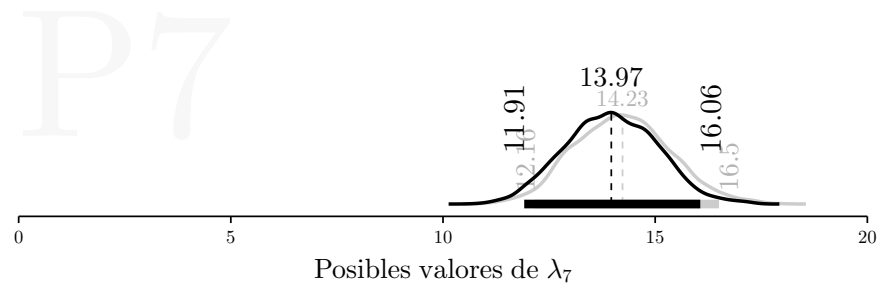
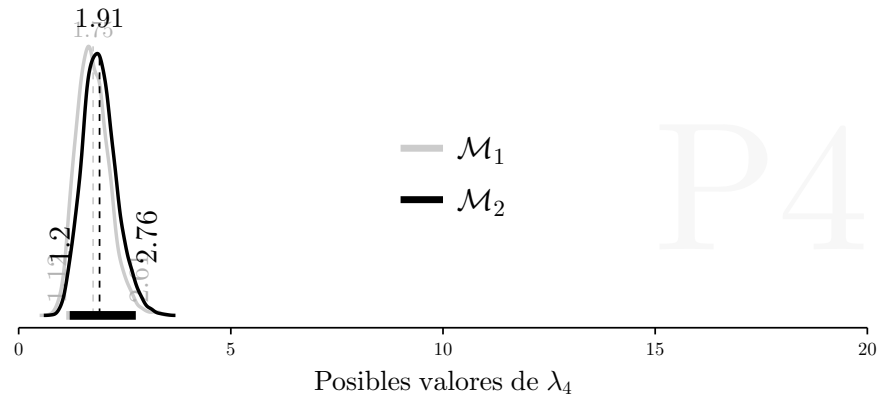
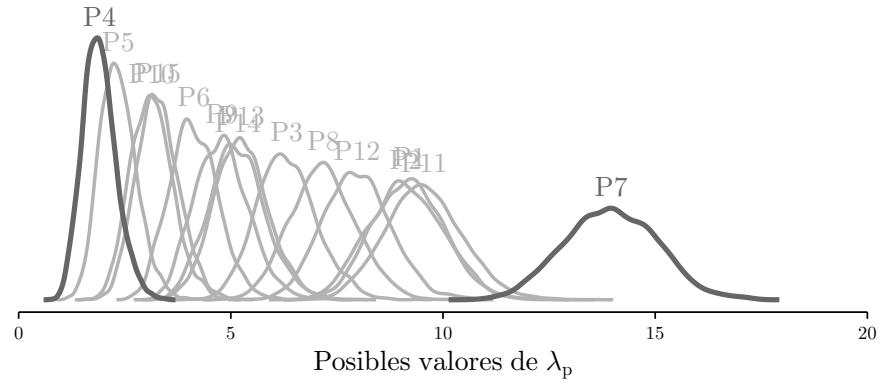


Figura 10: Distribuciones posteriores del nodo λ_p de acuerdo con el modelo \mathcal{M}_2 . Aunque el modelo \mathcal{M}_2 observa *exactamente* los mismos datos que el modelo \mathcal{M}_1 , \mathcal{M}_2 llega a conclusiones diferentes sobre los participantes extremos: En el modelo \mathcal{M}_2 las distribuciones posteriores sobre λ de los participantes 4 y 7 no son tan extremas como en el modelo \mathcal{M}_1 .

En el modelo \mathcal{M}_2 los parámetros μ^λ y σ^λ corresponden con la media y la desviación estándar de la distribución poblacional de *gustos por bailar*, que suponemos son diferentes para cada persona. Podemos examinar las distribuciones posteriores sobre ambos parámetros para averiguar qué valores son más probables en cada uno. La Figura 11 presenta las distribuciones posteriores sobre los parámetros poblacionales inferidas por el modelo \mathcal{M}_2 .

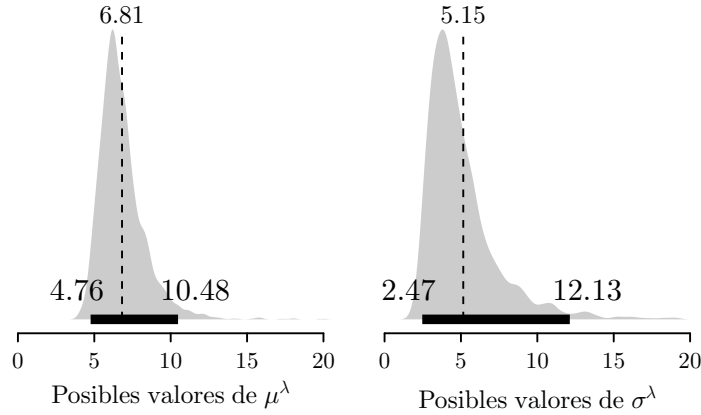


Figura 11: Distribuciones posteriores de los parámetros μ^λ y σ^λ poblacionales de acuerdo con el modelo \mathcal{M}_2 .

Recapitulando, el modelo \mathcal{M}_2 asume que las variables latentes λ_p , que corresponden con el gusto por bailar de cada persona en la población, provienen de la misma distribución poblacional. Este supuesto permite a \mathcal{M}_2 inferir los valores paramétricos poblacionales y utilizar dichos valores para predecir cómo hubiera lucido un nuevo participante si hubiéramos registrado el número de canciones que bailó en cada fiesta del semestre. La capacidad de predecir a un nuevo participante es una ventaja importante de \mathcal{M}_2 respecto de su antecesor.

Sin embargo, tanto \mathcal{M}_1 como \mathcal{M}_2 comparten una deficiencia descriptiva más sutil. En concreto, aunque las predicciones de los dos modelos se acercan a los datos observados en cada participante, en algunas fiestas ambos modelos esperan que los participantes bailen más canciones que las que de hecho bailaron (p.ej., en la fiesta 5), mientras que en otras los dos modelos esperan ver que los participantes bailen menos de lo que bailaron (p.ej., fiesta 10; ver Figuras 7 y 9). En las secciones siguientes sugerimos cómo mejorar estas deficiencias.

Los modelos que hemos construido y evaluado hasta el momento comparten un supuesto central: Suponen que la cantidad de canciones que cada persona bailó en cada fiesta sólo depende del gusto por bailar de la persona. Aunque este supuesto es razonable parece incompleto, como lo sugiere una inspección detallada de ciertas tendencias en los datos observados. En particular, parece

que hay fiestas en las que todas las personas tienden a bailar más canciones. La fiesta 7 y la 4 son ejemplos de este tipo de fiestas. Por el contrario, en otras fiestas la mayoría de la muestra de participantes bailó pocas canciones, como en la fiesta 8 o en la 5. Estos patrones sugieren que la cantidad de canciones que una persona baila en una fiesta no sólo depende del gusto por bailar de la persona sino también de alguna característica *de la fiesta*, como el número de canciones que tocaron en ella. Si en una fiesta tocan pocas canciones esperamos observar que una persona baile pocas canciones incluso si tiene un gusto por bailar alto; o bien, si en una fiesta tocan muchas canciones esperamos observar que personas a las que les gusta bailar poco bailen más canciones que de costumbre.

Los modelos que presentamos a continuación formalizan estas intuiciones y las ponen a prueba.

El modelo \mathcal{M}_3 , que aparece en notación gráfica en la Figura 12, supone que la cantidad de canciones que la persona p bailó en la fiesta f , c_{fp} , depende del gusto por bailar de la persona, esta vez anotado como θ_p , y del número de canciones que tocaron en la fiesta, n_f .

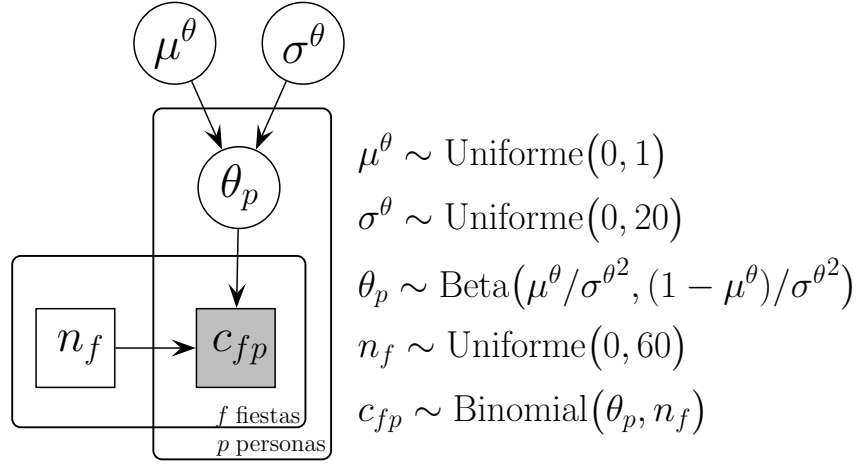


Figura 12: Modelo \mathcal{M}_3 expresado en notación gráfica.

Es importante destacar que tanto el gusto por bailar de la persona θ_p como el número de canciones que tocaron en cada fiesta, n_f , son nodos no observados que afectan condicionalmente a la variable observada c_{fp} , y por lo tanto podemos inferir el valor de ambos parámetros desconocidos utilizando el mismo conjunto de herramientas de inferencia que hemos presentado previamente. Como el parámetro θ_p es una característica de la persona que suponemos se mantiene constante entre fiestas, el nodo θ_p aparece indexado en el plato de

personas pero fuera del plato de fiestas. Por su parte, el nodo n_f está dentro del plato de fiestas pero fuera del plato de personas para reflejar el supuesto de que la cantidad de canciones que tocaron en la fiesta f es una característica propia de cada fiesta.

De acuerdo con \mathcal{M}_3 la cantidad de canciones que la persona p bailó en la fiesta f es una variable aleatoria con distribución Binomial con parámetros θ_p y n_f :

$$Pr(c_{fp}|\theta_p, n_f) \sim \text{Binomial}(\theta_p, n_f), \quad (3)$$

Elegimos la distribución Binomial porque esta distribución tiene dos propiedades que parecen reflejar el escenario de las fiestas. Primero, entre más grande es el parámetro n en una distribución Binomial el valor esperado de la variable aleatoria aumenta, al margen del valor del parámetro θ . Segundo, entre más grande es el valor del parámetro θ el valor esperado de la variable aleatoria también aumenta, al margen del valor de n . En tanto que el parámetro θ en una distribución Binomial está restringido al rango $0 \leq \theta \leq 1$ necesitamos especificar una distribución jerárquica que esté definida para variables aleatorias en dicho rango. La distribución Beta cumple con esta característica. Como hemos hecho explícito en el modelo gráfico, en \mathcal{M}_3 parametrizamos la distribución Beta en términos de la media μ^θ y desviación estándar σ^θ de la población de *personas*. Utilizamos distribuciones prior uniformes sobre los nodos del modelo \mathcal{M}_3 ; en el caso de los nodos n_f y σ^θ los límites de la distribución prior fueron elegidos arbitrariamente, pero en el caso del nodo μ^θ el rango de valores válidos está restringido por la distribución que depende de dicho nodo: como la distribución Beta está definida únicamente dentro del intervalo (0,1), los valores de la media de dicha distribución también tienen que ubicarse en el mismo intervalo.

Los resultados del modelo \mathcal{M}_3 se resumen en la Figura 13. Al comparar la distribución posterior predictiva de \mathcal{M}_3 contra los datos registrados observamos que esta vez los círculos negros se ubican en medio de las zonas grises con mayor frecuencia, lo cual indica que en la mayoría de los casos la predicción de \mathcal{M}_3 se acerca a las observaciones recolectadas de cada persona. Aparte, \mathcal{M}_3 también parece predecir adecuadamente cómo se comportará un participante nuevo. \mathcal{M}_3 predice sensiblemente a un nuevo participante porque conserva la estructura jerárquica sobre participantes del modelo \mathcal{M}_2 . Es decir, incluso si cambiamos la distribución jerárquica específica (de Log-normal a Beta, en este ejemplo), el hecho de suponer que todos los participantes provienen de una distribución poblacional común es suficiente para predecir el desempeño de un participante nuevo utilizando el conocimiento adquirido al observar a la muestra de personas.

En la misma Figura hemos incluido un renglón adicional que representa la siguiente fiesta del semestre, que tendrá lugar la semana entrante. Un buen modelo sobre el fenómeno bajo estudio debería predecir no sólo cómo se comportará un participante nuevo en las fiestas conocidas, sino también cómo se comportarán los participantes conocidos en una fiesta nueva.

Al examinar la distribución posterior predictiva de \mathcal{M}_3 en la fiesta nueva aparecen conclusiones sospechosas. En concreto, aunque \mathcal{M}_3 predice que las

personas que han bailado más canciones en las fiestas observadas también bailarán más en la fiesta nueva, la cantidad de canciones que \mathcal{M}_3 espera ver en la fiesta nueva parece poco informada. En el caso del participante 7, por ejemplo, \mathcal{M}_3 espera ver que este participante baile cualquier número de canciones entre 0 y 25, aproximadamente. ¿Por qué esperarías que un participante que consistentemente ha bailado más de 9 canciones en las fiestas del semestre baile 1 o 2 en la fiesta siguiente? O bien, ¿por qué este participante bailaría hasta 25 canciones, si en ninguna fiesta ha bailado más de 20?

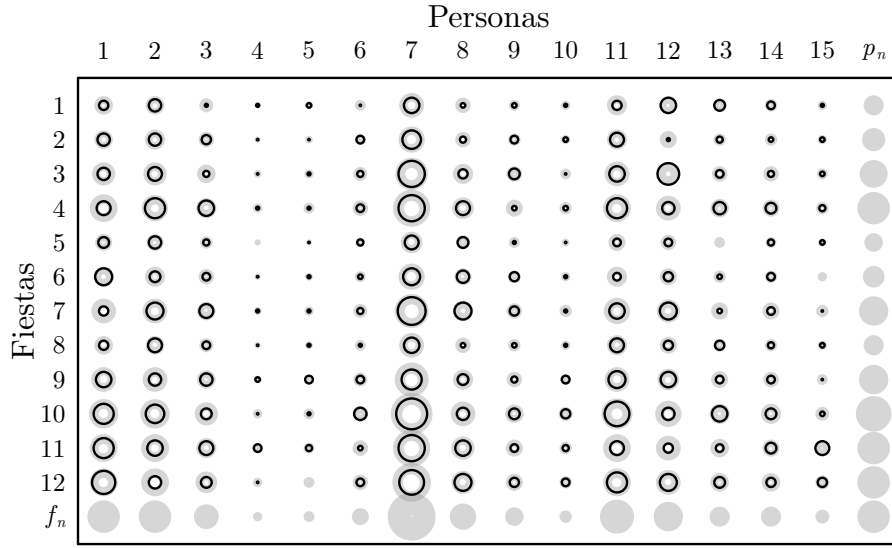


Figura 13: Datos comparados contra la distribución posterior predictiva del modelo \mathcal{M}_3 . Aunque \mathcal{M}_3 hace predicciones razonables sobre un participante nuevo la predicción sobre una fiesta nueva parece poco informada.

Si planteamos estas preguntas a \mathcal{M}_3 podemos adivinar su respuesta: *aunque he aprendido sobre el participante 7 y sobre la población de la que este participante proviene, no puedo hacer buenas predicciones sobre cuánto bailará este participante en la siguiente fiesta porque no sé cuántas canciones tocarán en ella.* En otras palabras, aunque \mathcal{M}_3 infiere cuántas canciones tocaron en cada fiesta *observada*, no puede utilizar dicho conocimiento para predecir una fiesta nueva. Para utilizar el conocimiento ganado sobre las fiestas observadas y predecir adecuadamente cuántas canciones tocarán en la siguiente fiesta es conveniente suponer que todas las fiestas tienen algo en común, o bien, que provienen de la misma distribución jerárquica.

El modelo \mathcal{M}_4 , que presentamos en la Figura 14, es una extensión del modelo \mathcal{M}_3 que adicionalmente supone que la cantidad de canciones que tocaron

en cada fiesta, n_f , proviene de una distribución de fiestas jerárquica.

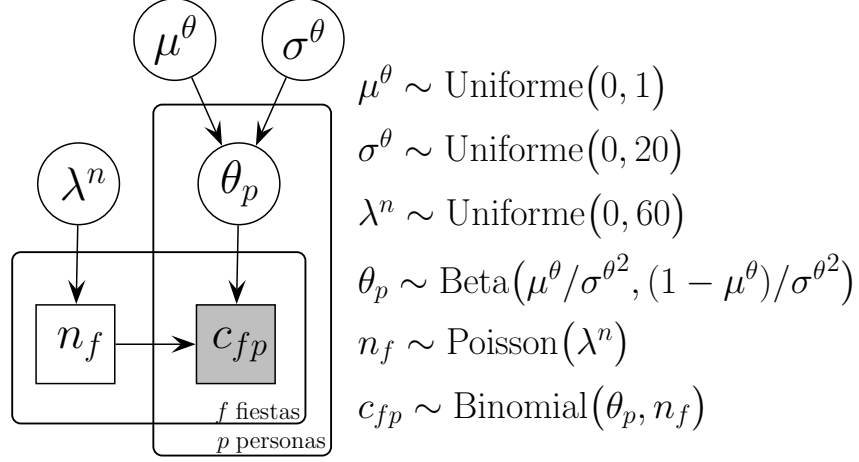


Figura 14: Modelo \mathcal{M}_4 expresado en notación gráfica.

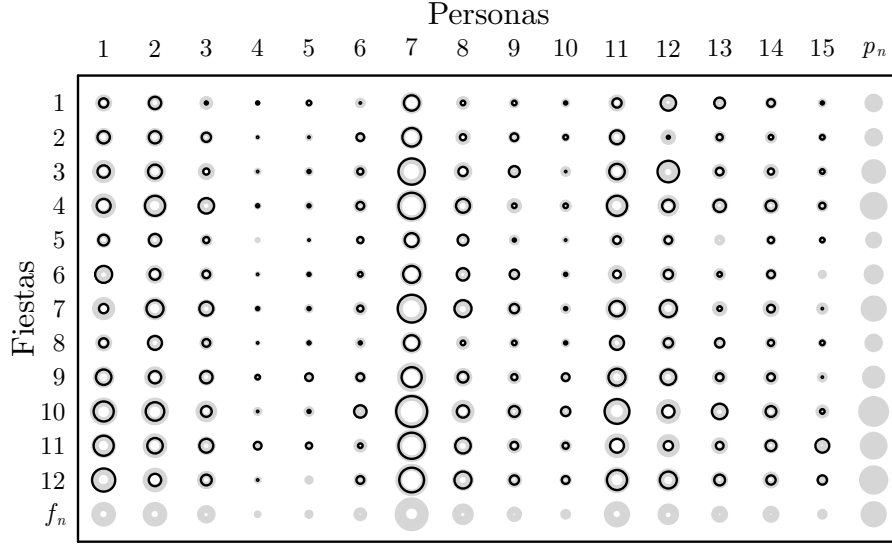


Figura 15: Datos comparados contra la distribución posterior predictiva del modelo \mathcal{M}_4 . Al suponer una distribución jerárquica sobre participante y otra sobre fiestas, este modelo puede hacer predicciones sensibles sobre cómo lucirá un participante nuevo y una fiesta nueva.

Cuando el modelo \mathcal{M}_4 observa los datos que recolectamos infiere cuántas canciones tocaron en cada fiesta, de manera similar a \mathcal{M}_3 , pero \mathcal{M}_4 también infiere el valor del parámetro λ_n , que representa la media y la varianza de la distribución poblacional de fiestas. En consecuencia, \mathcal{M}_4 puede utilizar este conocimiento para predecir cuántas canciones tocarán en la fiesta siguiente (y por lo tanto cuántas de ellas bailará cada persona). Como resultado, las predicciones de \mathcal{M}_4 sobre cómo lucirá una fiesta nueva, que presentamos en la Figura 15, parecen mucho más razonables que las de \mathcal{M}_3 .

Resumiendo, el suponer una distribución jerárquica sobre participantes y una distribución jerárquica sobre fiestas permite al modelo \mathcal{M}_4 predecir cuánto hubiera bailado un participante nuevo en cada fiesta conocida, cuánto bailarían los participantes conocidos en una fiesta nueva, y cuánto bailará un participante nuevo en una fiesta nueva.

En este capítulo hemos desarrollado diferentes modelos que sirven para inferir características individuales y poblacionales con base en cierto conjunto de datos. Las extensiones jerárquicas respecto a personas y respecto a fiestas mejoran el ajuste y la capacidad predictiva de nuestros modelos, o bien, de nuestras explicaciones sobre el mundo.

Los modelos Bayesianos jerárquicos son una poderosa herramienta de inferencia que tiene un rango enorme de aplicación en psicología: Lo único necesario para implementarlos es contar con un modelo que especifique una relación pro-

habilística entre cierto rasgo psicológico y cierto conjunto de observaciones. Por ejemplo, si suponemos que la probabilidad de recordar un ítem depende de qué tan buena es la memoria de una persona y de qué tan difícil es recordar el ítem, podemos inferir la *capacidad de retención* personal y la *dificultad de memorización* del ítem si pedimos a la persona que memorice el ítem y después registramos si lo memorizó o no. En caso de registrar el desempeño de varios participantes en la tarea, cada uno recordando varios ítems que potencialmente difieren en dificultad, es pertinente asumir que todos los participantes provienen de una población común respecto del rasgo *capacidad de retención* y que todos los ítems provienen de su propia distribución jerárquica respecto de la *dificultad de memorización*. El suponer distribuciones jerárquicas sobre participantes y sobre ítems permite computar estimaciones más precisas sobre ambos rasgos, como lo sugieren algunos resultados reportados por Jeff Rouder y colaboradores (Rouder y Lu, 2005; Rouder et al., 2007).

Lecturas recomendadas

Lee, M. D. (2008). Three case studies in the Bayesian analysis of cognitive models. *Psychonomic Bulletin & Review*, 15, 1-15.

Lee, M. D., & Wagenmakers, E.-J. (2014). *Bayesian Cognitive Modeling: A Practical Course*. Cambridge University Press.

Rouder, J. N., Morey, R. D. & Pratte, M. S. (2017). Bayesian hierarchical models of cognition. En W. H. Batchelder, H. Colonius, E. Dzhafarov, y J. I. Myung, (Eds.), *The New Handbook of Mathematical Psychology, Volume 1: Measurement and Methodology*. Cambridge University Press.

Shiffrin, R. M., Lee, M. D., Kim, W. & Wagenmakers, E.-J. (2008). A survey of model evaluation approaches with a tutorial on hierarchical Bayesian methods. *Cognitive Science*, 32, 1248-1284.

Referencias

Griffiths, T. L. & Yuille, A. (2006). Technical introduction: A primer on probabilistic inference. <http://dx.doi.org/doi:10.1016/j.tics.2006.05.007>

Limpert, E., Stahel, W. A. & Abbt, M. (2001). Log-normal distributions across the sciences: Keys and clues. *BioScience*, 51, 341-352.

Plummer, M. (2003). JAGS: A program for analysis of Bayesian graphical models using Gibbs sampling. *Proceedings of the 3rd International Workshop on Distributed Statistical Computing*, 20-22.

R Core Team (2015). R: A language and environment for statistical computing. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. URL <http://www.R-project.org/>.

- Rouder, J. N. & Lu, J. (2005). An introduction to Bayesian hierarchical models with an application in the theory of signal detection. *Psychonomic Bulletin & Review*, 12, 573-604.
- Rouder, J. N., Lu, J., Sun, D., Speckman, P. L., Morey, R. D. & Naveh-Benjamin, M. (2007). Signal detection models with random participant and item effects. *Psychometrika*, 72, 621-642.
- Vincent, B. T. (en prensa). A tutorial on Bayesian models of perception. *Journal of Mathematical Psychology*. doi:10.1016/j.jmp.2015.02.001