Resolución

```
1.1. > y
```

```
> y <- c(2, 1, 4, 2, 3, 6, 2, 5, 4, 6)
> x <- c(7, 6, 2, 8, 4, 1, 7, 3, 4, 2)
> model_poiss <- glm(y ~ x, family = poisson)
> summary(model_poiss)
Call:
```

glm(formula = y ~ x, family = poisson)

Deviance Residuals:

```
Min 1Q Median 3Q Max -0.9667 -0.1942 0.0818 0.3374 0.3946
```

Coefficients:

```
Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
(Intercept) 2.02283    0.32046    6.312 2.75e-10 ***

x        -0.19830    0.08007    -2.476    0.0133 *

---
Signif. codes:
0 '***' 0.001 '**' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

(Dispersion parameter for poisson family taken to be 1)

```
Null deviance: 8.4933 on 9 degrees of freedom Residual deviance: 1.7834 on 8 degrees of freedom AIC: 35.943
```

Number of Fisher Scoring iterations: 4

1.2.

1.3.

1.4.

Hemos de tener en cuenta que el primer modelo es frecuentista y parte de diferentes supuestos y trata con la estimación puntual de los coeficientes, no considero que sus resultados sean comparables a los 2 modelos bayesianos siguientes, que tratan con distribuciones a posteriori.

Entre estos últimos, calculamos AIC = 2k - 2logverosimilitud:

```
> AIC_2 <- 2*2 - 2*5.56
> AIC_3 <- 2*2 - 2*11.08
> AIC_2
```

[1] -7.12

> AIC_3

[1] -18.16

Por lo tanto, determinamos que el modelo 3 presenta mejor ajuste teniendo en cuenta las penalizaciones de complejidad de dichos modelos.

Este a su vez nos indica que por cada hora de formación previa recibida, se cometen 0.2 errores menos de media, frente a los 0.07 del anterior.

2.1.

2.2.

2.3.

2.4.