Resolución

1.1.

```
> 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 '**' 0.01 '*' 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, frente a los 0.07 del anterior.
2.1.
2.2.
2.3.
2.4.