

# Упражнение 3. Задача 5: Аппроксимация Лапласа и ВIC для Бернуlliевой модели

Даниил Ковех

2025-10-28

## Содержание

<b>1 Теория</b>	<b>1</b>
<b>2 Жизненный пример</b>	<b>2</b>
<b>3 Академическое решение</b>	<b>2</b>
3.1 1. Функции для логарифма правдоподобия, информации и аппроксимации . . . . .	2
3.2 2. Таблица значений . . . . .	2
3.3 3. Сравнение с точным значением . . . . .	3
3.4 4. Интерпретация . . . . .	3
3.5 5. График для визуализации . . . . .	3
3.6 6. Вывод . . . . .	4

## 1. Теория

Рассматриваем модель:  $y_i \stackrel{\text{i.i.d.}}{\sim} \text{Bernoulli}(\theta)$ ,  $\theta \in (0, 1)$ . Приор равномерный:  $p(\theta) = 1$ .

Логарифм правдоподобия:

$$\ell(\theta) = s \log \theta + (N - s) \log(1 - \theta), \quad s = \sum_{i=1}^N y_i.$$

Максимум достигается в  $\hat{\theta} = s/N$ .

Наблюдаемая информация (вторая производная с минусом):

$$J(\theta) = -\ell''(\theta) = \frac{s}{\theta^2} + \frac{N-s}{(1-\theta)^2}.$$

Аппроксимация Лапласа:

$$p(y | M) \approx \exp(\ell(\hat{\theta})) \sqrt{\frac{2\pi}{J(\hat{\theta})}}.$$

Логарифмическая форма удобнее:

$$\log p(y | M) \approx \ell(\hat{\theta}) + \frac{1}{2} \log(2\pi) - \frac{1}{2} \log J(\hat{\theta}).$$

BIC для этой модели:

$$\text{BIC} = -2\ell(\hat{\theta}) + k \log N,$$

где  $k = 1$  — число свободных параметров.

## 2. Жизненный пример

Маркетолог измеряет долю пользователей, которые нажали на кнопку “Купить” при новой верстке сайта. Нужно быстро сравнить гипотезы. Точный подсчёт маргинального правдоподобия требует интегрирования, но Лаплас даёт быструю оценку. BIC — ещё более грубая метрика, но популярная из-за простоты. Мы посчитаем обе величины и сравним.

## 3. Академическое решение

### 3.1. 1. Функции для логарифма правдоподобия, информации и аппроксимации

```
log_likelihood <- function(theta_hat, s, N) {
  s * log(theta_hat) + (N - s) * log(1 - theta_hat)
}

observed_information <- function(theta_hat, s, N) {
  s / theta_hat^2 + (N - s) / (1 - theta_hat)^2
}

laplace_log_marginal <- function(s, N) {
  theta_hat <- s / N
  ll <- log_likelihood(theta_hat, s, N)
  info <- observed_information(theta_hat, s, N)
  ll + 0.5 * log(2 * pi) - 0.5 * log(info)
}

bic_value <- function(s, N) {
  theta_hat <- s / N
  -2 * log_likelihood(theta_hat, s, N) + log(N)
}
```

Проверим на одном сценарии:

```
laplace_log_marginal(s = 10, N = 100)

## [1] -35.09592

bic_value(s = 10, N = 100)

## [1] 69.62176
```

### 3.2. 2. Таблица значений

Условия: вероятность успеха 0.1, значит  $s = 0.1N$  (округлено).

```
scenarios <- data.frame(
  N = c(10, 100, 1000, 10000),
  s = c(1, 10, 100, 1000)
)
```

```

scenarios$theta_hat <- with(scenarios, s / N)
scenarios$log_laplace <- mapply(laplace_log_marginal, s = scenarios$s, N = scenarios$N)
scenarios$neg2log_laplace <- -2 * scenarios$log_laplace
scenarios$BIC <- mapply(bic_value, s = scenarios$s, N = scenarios$N)
scenarios

##      N      s theta_hat  log_laplace neg2log_laplace          BIC
## 1    10     1       0.1    -4.687157      9.374313   8.804245
## 2   100    10       0.1   -35.095917     70.191833  69.621765
## 3  1000   100       0.1  -328.821885    657.643771 657.073702
## 4 10000  1000       0.1 -3255.719938   6511.439877 6510.869808

```

### 3.3. 3. Сравнение с точным значением

Используем формулу из задачи 4 для точного логарифма маргинального правдоподобия.

```

marginal_log_likelihood <- function(s, N, alpha = 1, beta = 1) {
  lgamma(s + alpha) + lgamma(N - s + beta) - lgamma(N + alpha + beta) -
  (lgamma(alpha) + lgamma(beta) - lgamma(alpha + beta))
}

scenarios$log_exact <- mapply(marginal_log_likelihood, s = scenarios$s, N = scenarios$N)
scenarios$neg2log_exact <- -2 * scenarios$log_exact
scenarios$gap_laplace <- scenarios$neg2log_laplace - scenarios$neg2log_exact
scenarios$gap_bic <- scenarios$BIC - scenarios$neg2log_exact
scenarios

##      N      s theta_hat  log_laplace neg2log_laplace          BIC  log_exact
## 1    10     1       0.1    -4.687157      9.374313   8.804245  -4.70048
## 2   100    10       0.1   -35.095917     70.191833  69.621765  -35.09744
## 3  1000   100       0.1  -328.821885    657.643771 657.073702 -328.82204
## 4 10000  1000       0.1 -3255.719938   6511.439877 6510.869808 -3255.71995
##      neg2log_exact    gap_laplace    gap_bic
## 1      9.400961 -2.664763e-02 -0.5967162
## 2     70.194888 -3.054352e-03 -0.5731229
## 3    657.644084 -3.138210e-04 -0.5703824
## 4   6511.439908 -3.147152e-05 -0.5701000

```

### 3.4. 4. Интерпретация

- Лаплас даёт очень точную аппроксимацию уже при  $N = 100$ .
- BIC даёт смещение: он завышает  $-2 \log p(y | M)$ , потому что добавляет штраф  $\log N$  за параметр.
- Разница между Лапласом и точным значением убывает при росте  $N$ .

### 3.5. 5. График для визуализации

```

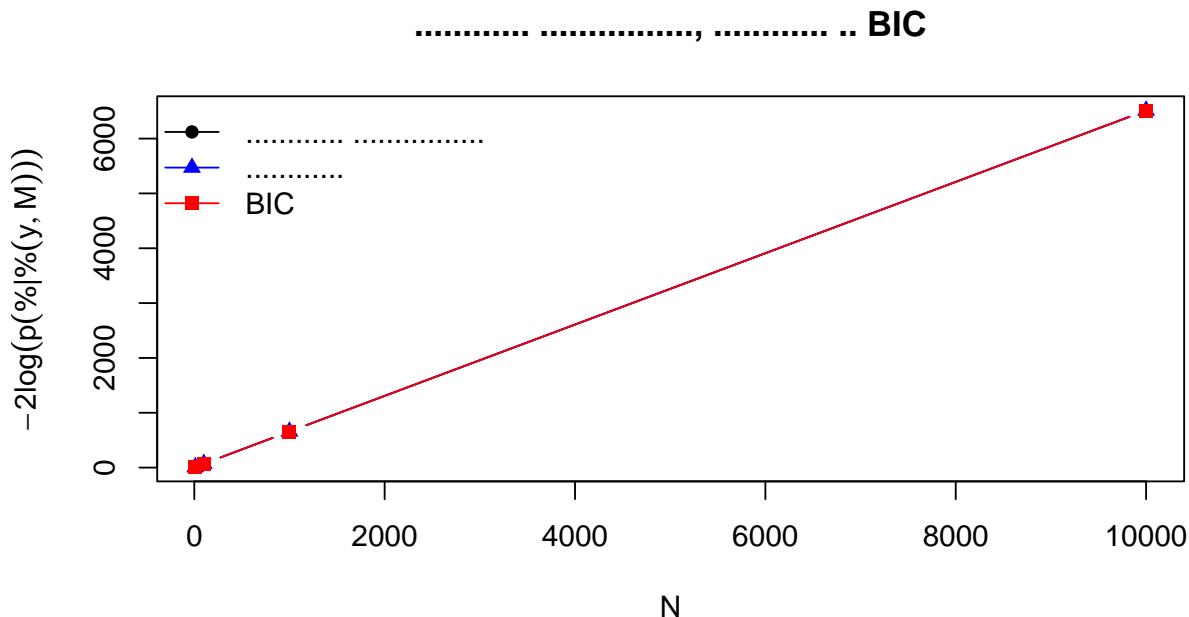
plot(scenarios$N, scenarios$neg2log_exact,
      type = "b", pch = 16,
      ylim = range(c(scenarios$neg2log_exact, scenarios$neg2log_laplace, scenarios$BIC)),
      xlab = "N", ylab = expression(-2 * log(p(y %|% M))),
      main = "Точное значение, Лаплас и BIC")
lines(scenarios$N, scenarios$neg2log_laplace, type = "b", pch = 17, col = "blue")
lines(scenarios$N, scenarios$BIC, type = "b", pch = 15, col = "red")
legend("topleft",

```

```

legend = c("Точное значение", "Лаплас", "BIC"),
col = c("black", "blue", "red"),
pch = c(16, 17, 15),
lty = 1,
bty = "n")

```



### 3.6. 6. Вывод

- Аппроксимация Лапласа практически совпадает с точным маргинальным правдоподобием.
- BIC — более грубая метрика, но простая в вычислении. Для небольших выборок штраф  $\log N$  делает BIC заметно больше точного значения.
- В отличие от BIC, Лаплас учитывает кривизну логарифма правдоподобия (через  $J(\hat{\theta})$ ), поэтому даёт более точный ответ.