

Fader et al.:
“Counting Your Customers” the Easy Way

김희영

1. 논문의 목적

“Parameter estimation이 쉬운
미래 구매 예측 모형 생성”

기존의 주 모형인 Pareto/NBD (Schmitt et al., 1987)는
Parameter estimation이 어렵다는 문제가 존재

2. 논문 서술 과정

3. BG/NBD Assumptions

4. Model Development
at the Individual level

5. Model Development
for a Randomly Chosen Individual

6. Simulation & Empirical Analysis

3. BG-NBD Assumptions

가정 1.

While active, the number of transactions made by a customer follows a Poisson process with transaction rate λ . This is equivalent to assuming that the time between transactions is distributed exponential with transaction rate λ :

$$f(t_j | t_{j-1}; \lambda) = \lambda e^{-\lambda(t_j - t_{j-1})}, \quad t_j > t_{j-1} \geq 0.$$

*Poisson process: 시간에 따라 발생하는 이벤트(예: 구매)의 횟수와 관련된 확률과정으로, Poisson process를 따르는 두 연속적인 사건 사이의 시간 분포는 지수분포를 따름

3. BG-NBD Assumptions

가정 2.

Heterogeneity in λ follows a gamma distribution with pdf

$$f(\lambda|r, \alpha) = \frac{\alpha^r \lambda^{r-1} e^{-\lambda\alpha}}{\Gamma(r)}, \quad \lambda > 0.$$

거래고객의 이질성을 표현하기 위하여 transaction rate λ 가 gamma distribution으로부터 발생했다고 가정함

3. BG-NBD Assumptions

가정 3.

After any transaction, a customer becomes inactive with probability p . Therefore the point at which the customer “drops out” is distributed across transactions according to a (shifted) geometric distribution with pmf

$$\begin{aligned} &P(\text{inactive immediately after } j\text{th transaction}) \\ &= p(1 - p)^{j-1}, \quad j = 1, 2, 3, \dots \end{aligned}$$

p :고객이 inactive 해질 확률로, 거래 발생 직후 고객의 inactive 여부가 결정됨

3. BG-NBD Assumptions

가정 4.

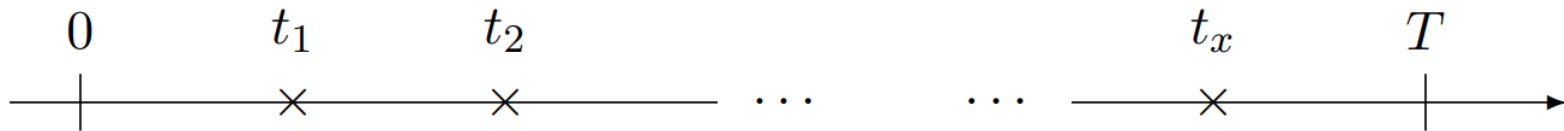
Heterogeneity in p follows a beta distribution with pdf

$$f(p|a, b) = \frac{p^{a-1}(1-p)^{b-1}}{B(a, b)}, 0 \leq p \leq 1,$$

where $B(a, b)$ is the beta function, which can be expressed in terms of gamma functions: $B(a, b) = \Gamma(a)\Gamma(b)/\Gamma(a + b)$.

거래고객의 이질성을 표현하기 위하여 dropout rate p 가 beta distribution으로부터 발생했다고 가정함

4. Model Development at the Individual level



$(0, T]$ 기간동안 x 번 구매한 고객의 각각의 구매 시점이 t_1, t_2, \dots, t_x .
이 경우의 individual-level likelihood function을 구하고자 함

각 거래시점 t_1, \dots, t_x 와 기간의 끝 T 시점의 가능도를 곱한 결합확률을
likelihood function*으로 정함

*Likelihood function:

주어진 자료에 대해 데이터가 얻어질 가능성을 파라미터에 대한 함수로 나타낸 것

4. Model Development at the Individual level

Likelihood function at the Individual level

$$L(\lambda, p|X = x, T) = (1 - p)^x \lambda^x e^{-\lambda T} + \delta_{x>0} p (1 - p)^{x-1} \lambda^x e^{-\lambda t_x}$$

where $\delta_{x>0} = 1$ if $x > 0$, 0 otherwise.

$P(X(t) = x|\lambda, p)$: t 시점 동안 x 번의 구매가 발생할 확률

$$P(X(t) = x|\lambda, p) = (1 - p)^x \frac{(\lambda t)^x e^{-\lambda t}}{x!} + \delta_{x>0} p (1 - p)^{x-1} \left[1 - e^{-\lambda t} \sum_{j=0}^{x-1} \frac{(\lambda t)^j}{j!} \right]$$

$E(X(t)|\lambda, p)$: t 시점 동안 평균 구매 횟수

$$E(X(t)|\lambda, p) = \frac{1}{p} - \frac{1}{p} e^{-\lambda p t}$$

* $X(t)$: A random variable of the number of transactions occurring in a time period of length t (with a time origin of 0)

5. Moving to a Randomly Chosen Individual

$$L(r, \alpha, a, b | X = x, t_x, T) = \int_0^1 \int_0^\infty L(\lambda, p | X = x, t_x, T) f(\lambda | r, \alpha) f(p | a, b) d\lambda dp$$

transaction rate λ 와 the dropout probability p 는 관찰되지 않는 파라미터이므로, likelihood function을 λ 와 p 분포에 대해 평균을 취함

$$LL(r, \alpha, a, b) = \sum_{i=1}^N \ln[L(\gamma, \alpha, a, b | X_i = x_i, t_{x_i}, T_i)]$$

Maximum Likelihood Estimation을 통해 Log-likelihood 함수를 최대화하는 γ, α, a, b 를 찾음

5. Moving to a Randomly Chosen Individual

적합된 파라미터 γ, α, a, b 로부터
다음과 같은 값들을 구할 수 있음

t 시점 동안 x 번의 구매가 발생할 확률

$$\begin{aligned}
 P(X(t)=x|r, \alpha, a, b) &= \frac{B(a, b+x)}{B(a, b)} \frac{\Gamma(r+x)}{\Gamma(r)x!} \left(\frac{\alpha}{\alpha+t}\right)^r \left(\frac{t}{\alpha+t}\right)^x \\
 &\quad + \delta_{x>0} \frac{B(a+1, b+x-1)}{B(a, b)} \\
 &\quad \cdot \left[1 - \left(\frac{\alpha}{\alpha+t}\right)^r \left\{ \sum_{j=0}^{x-1} \frac{\Gamma(r+j)}{\Gamma(r)j!} \left(\frac{t}{\alpha+t}\right)^j \right\} \right]. \quad (8)
 \end{aligned}$$

t 시점 동안 평균 구매 횟수

$$\begin{aligned}
 E(X(t)|r, \alpha, a, b) &= \frac{a+b-1}{a-1} \left[1 - \left(\frac{\alpha}{\alpha+t}\right)^r {}_2F_1\left(r, b; a+b-1; \frac{t}{\alpha+t}\right) \right], \quad (9)
 \end{aligned}$$

과거 관찰행동(x, t_x, T)을 기반한 기대 거래횟수

$$\begin{aligned}
 E(Y(t)|X=x, t_x, T, r, \alpha, a, b) &= \frac{\frac{a+b+x-1}{a-1} \left[1 - \left(\frac{\alpha+T}{\alpha+T+t}\right)^{r+x} {}_2F_1\left(r+x, b+x; a+b+x-1; \frac{t}{\alpha+T+t}\right) \right]}{1 + \delta_{x>0} \frac{a}{b+x-1} \left(\frac{\alpha+T}{\alpha+t_x}\right)^{r+x}}. \quad (10)
 \end{aligned}$$

6. Simulation & Empirical Analysis

Table1 Summary of Simulation Results

	MAPE	Penetration	Average purchase frequency
Worst 10 worlds	5.29	26%	2.6
Other 71 worlds	2.32	43%	3.8

MAPE:

평균 절대 비율 오차. $\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{A_t - F_t}{A_t} \right|$, A_t 는 실제값, F_t 는 예측값

Penetration:

적어도 1번 이상의 구매가 일어난 고객의 비율. $1 - P(X = 0)$

Average purchase frequency:

구매자 중 평균구매건수. $E(X)/(1 - P(X = 0))$

Figure 3 Conditional Expectations

