Historia Mathematica Vol. 11, No. 1, 1998, 68-77

통계적 추론에 있어서 베이지안과 고전적 방법

(신뢰성 분석과 관련하여)

서경대학교 이공대학 수학과 **박태룡**

Abstract

There are two approach methods widely in statistical inferences. First is sampling theory methods and the other is Bayesian methods.

In this paper, we will introduce the most basic differences of the two approach methods. Especially, we investigate and introduce the historical origin of Bayesian methods in Statistical inferences which is currently used. Also, we introduce the some characteristics of sampling theory method and Bayesian methods.

0. 베이지안 방법의 역사적 배경

토마스 베이즈(1702-1761)는 "Essay Towards Solving a Problem in the Doctrine of Chances"라는 제목의 유명한 논문을 썼으며 그가 죽고 난 후 1763년 리차드 프라이스에 의해 Phill. Trans. Roy. Soc.(Vol. 53. pp. 370-418)에 제출되어 출판되었다. 이 논문은 "베이지안 통계적 추론"으로 알려진 방법에 대한 기본적인 것을 제공한다. 이러한 근본적인 중요성 때문에 1958년 토마스 베이즈의 이름으로 Biometrica(Vol. 45, pp. 293-315)에 같은 제목으로 다시 출판되었다. 처음 논문이 출판된 시점에서 다시 출판되는 기간 동안 그 당시 관심은 통계적 추론에 대한 기본적인 방법으로 베이지안 방법을 수용하느냐 또는 거부하느냐 하는데 있었다. 통계적 추론에 있어서 종종 미묘하고 예기치 않은 어려움들이 베이지안 방법이 다시금 활기를 띠는데 큰 역할을 하였다. 이러한 베이지안 방법은 시대의 높은 조류를 타고 실제로 통계적 응용의 모든 분야에 대중화 되어있다. 최근 베이지안 방법의 부활에 일조를 한 몇몇 요인을 찾아본다면,

첫째, Definetti(1937), Good(1950), Jeffreys(1961), Lindley(1965), Ramsy(1931), 그리고 Savage(1954) 등 몇몇 현저할 만한 저자들의 논문이며 이러한 논문들은 베이지안 방법에 대한 철학적 토대를 제공했다.

둘째, 추론에 대한 다른 이론들은 수학적 해결에 편의를 제공하는 좀더 제한적인 가정들을 토대로 한다. 그러한 수학적 해결의 편의성은 실제문제에서 접하게될 많은 문제들의 아주 제한적인 부분에만 설명될 수 있다는 인식은 통계적 추론에 있어서 좀더 광범위하고 덜 제한적인 구조를 필요로 하였다. 예를 들면, 사실상 품질의 수준이 거의 차이가 나지 않는다면 특별히 품질의 수준을 분류하는 것에 대하여 높은 보장을 하는 것은 표본설계의 발전을 위하여는 거의 무의미한 것이다.

셋째로, 고속 컴퓨터의 등장은 제한적인 특별한 가정들 토대 위에서 행해지는 좁은 범주의 자료분석에 비교되는 넓은 범주의 자료분석을 가능하게 하였다.

넷째로, 자료분석의 좀더 효율적인 방법에 대한 관심은 분석에 있어서 여러 가지 주관적이고 객관적인 자료들을 결합시키는 베이지안 방법에 많은 관심을 불러일으켰다.

이러한 여러 가지 것들이 인식되어진 정도는 Box와 Tiao(1973)에 의하여 지적되었는데 이들의 책에서 "베이지안 추정 자체는 단순히 기술적인 제한으로부터 장애받지 않는 과학적 복잡성에 대한 반응을 허용하는 충분한 유연성을 가능하게 하는 것을 제공하는 것처럼 보인다"라고 하였으며, Kendall과 Stuart(1961)는 신뢰구간과 베이지안을 논의하면서 신뢰구간에 찬성하는 주된 논쟁은 "베이지안 접근에 필연적인 사전분포들과 관련한 어떠한 가정도 없이 확률에 대한 도수이론의 방법으로 신뢰구간이 유도되어질 수 있다는 것이다. 우리들의 견해로써 이것은 부정할 수 없는 것이다. 그러나, 베이즈 이론이 가지고 있는 무엇인가를 잃어버리지 않고 기본적인 가정들에 대하여 도수이론의 방법으로 신뢰구간을 유도할 수 있다는 사람들이 유기적인 체계에 도달할 수 있을지 없을지 묻는 것이 공평할 것이다. 우리의 관점은 사실상, 때때로 그들이 무엇인가를 잃어버리고, 이 무엇인가는 추정의 목적을 위하여 대단히 중요한 것일 수도 있다"고 논평했다. 신뢰성 추정에서 이러한 손실 효과는 대단히 예민한 것이다.

1. 베이지안 통계적 추론의 기초

1) 베이즈 정리

베이즈 정리는 다음과 같은 관계로부터 얻어진다.

$$\Pr[E|H_1]\Pr[H_1] = P[E \cap H_1] = \Pr[H_1|E]\Pr[E]$$

그리고 $\sum_{i=1}^{k} \Pr[H_i] = 1$이라면 $\Pr[E] = \sum_{i=1}^{k} \Pr[H_i]\Pr[E|H_i]$.

베이즈 정리는 일반적으로 다음과 같은 형태로 서술된다.

$$\Pr[H_j|E] = \frac{\Pr[H_j]\Pr[E|H_j]}{\sum_{i=1}^{k} \Pr[H_i]\Pr[E|H_i]}.$$

적용에 있어서, $H_1, \dots, H_k$는 일반적으로 가설(hypotheses)을 나타내고 E는 관측된 사상을 나타낸다. 위 식은 사상 E가 주어질 때 가설 H_j의 확률값을 제공한다. 이것을 소위 사후 확률이라 부른다. 이러한 값을 계산하는 데에는 확률 $\Pr[E|H_i]$의 값뿐 아니라 사전 확률 $\Pr[H_i]$의 값도 알아야 한다. 또 다른 베이즈 정리의 형태는 관측된 값 X가 주어졌을 때 모수의 사전분포가 주어지고 모수 θ의 사후분포와 관련한 것으로 다음과 같다.

확률변수 X가 PDF(Probability Density Function, 확률밀도함수) $f(x|\theta)$를 갖고 $P(\theta)$가 모수 θ의 사전분포일 때 모수 θ의 사후 확률밀도함수는

$$p(\theta|x) = \frac{p(\theta)f(x|\theta)}{\int \cdots \int p(\theta)f(x|\theta)d\theta}$$

이며 여기서 모수 θ와 x는 벡터일 수도 있다.

베이즈 정리를 적용하는 데에는 여러 가지 논쟁이 있었으며 지금까지도 계속되고 있는데 그 이유는 추정하고자 하는 모수에 사전분포를 명확하게 할당하지 못하는 경우의 문제들이 있기 때문이다.

2) 주관적 확률

베이지안 추정의 가장 근본적인 것은 주관적 확률의 인식이다. 이러한 주관적 확률은 잘 알려진 확률의 도수개념과 비교된다. 도수적 개념은 사상들과 연속된 반복시행에서 사상들에 대한 성공 비율의 성질들에서 공리론적 기원을 갖는다는 것을 상기하자. 공리론적 확률과 임의 사상의 확률들은 특히 성공 비율의 극한적인 것으로 제안된다. 확률에 대한 도수개념을 설명하는 예들로써는 동전을 던지는 것, 주사위를 굴리는 것, 카드를 뽑는 것 등과 같이 우연의 게임에 의하여 제공된다. 그러한 설명에 대한 실제적인 성공은 방사능의 붕괴, 유전학, 보험학 등과 같은 과학에 의하여 입증된다. 도수개념의 확률이 다른 확률과 구별될 수 있는 가장 중요한 특색은 임의 사상에 대한 확률은 그 사상이 발생할 수 있는 충분히 많은 연속된 반복시행을 함으로써 경험적으로 세워질 수 있다는 것이다.

주관적 확률은 사상뿐 아니라 명제(proposition)들을 다룬다. 여기서 명제란 연속된 반복시행으로써는 설명되어질 수 없는 사상들의 모임으로 간주되어진다. 예를 들면, 발생될지 그렇지 않을지 알 수 없는 "핵 발전소 X가 붕괴될 것이다"라는 명제에서 연속된 반복 시행을 한다는 것은 상당히 인위적인 것이다. 통계적인 특수 용어로써 가설이 명제를 대신하게 되는데 이는 일반적으로 우리가 명제의 진실성에 의문을 갖게되기 때문이다. 가설에 관련된 증거들이 증가함에 따라 가설에 대한 우리들의 믿음정도도 변한다. 여기서 하나의 명제 A

에 대한 믿음의 정도, Pr(*A*)는 *A*가 진실이라는 확신의 강한 정도를 표현한다. 우리들 중 그 누가 다음과 같이 일상생활에서 우리가 사용하는 주관적 확률을 배제할 수 있단 말인가? "그는 그녀와 결혼하지 않을 것이다 왜냐하면...", "나는 아마도 그 직업을 가질 것이다...", "내가 이 시험에 통과하는 것에 내기를 하겠다...". 이러한 예제들 중 그 어느 것도 자연스럽게 반복할 수 있는 것은 없다. 그렇기 때문에 주관적 확률은 하나의 명제에서 믿음의 정도로 간주된다. 극단적으로, 만약 *A*가 사실이라면 Pr(*A*)=1이고 만약 *A*가 거짓이라면 Pr(*A*)=0이다. 구간 (0, 1) 사이의 점들은 진실과 거짓사이의 중간의 믿음을 표현한다. 아래의 표는 확률에 대한 주관적 인식과 도수적 인식이 구별되는 특징을 서술한 것이다

표 1-1. 도수와 주관적 확률의 인식

구 분	확률의 인식	
	도수적	주관적
실생활적 의미	그렇다	그렇다
사상을 다룬다	그렇다	그렇다
명제를 다룬다	아니다	그렇다
실험적 입증능력	그렇다	아니다 *
공리적 기초	그렇다	그렇다
수치적 수량화	그렇다	그렇다
개인적 차이	아니다	그렇다

* 통제적 조건 아래에서는 예외임

다른 사람들과 마찬가지로 Lindley(1965)와 Savage(1954)는 신뢰수준은 사실상 실제적 의미를 포함하고 있으며 고전적 인식으로 제안된 확률의 공리를 받아들여왔다. 더 나아가서 Savage는 소위 "State"와 "consequences"라고 하는 두 가지 집합을 토대로 신뢰수준을 수치적으로 접근하는 방법을 고려하였다. 이러한 관점에서 볼 때 결과적으로 우리는 신뢰수준에 대하여 주관적인 감각으로 확률을 사용한다.

여기서 중요하게 인식해야하는 한 가지는 특별한 가설에 주어진 주관적 확률은 아마도 정말로 주관적일 수 있다는 것이다. 부연하자면, 개개인이 할당한 주관적 확률은 또 다른 사람들이 할당한 주관적 확률과는 매우 다르다는 것이다. 이러한 이유 때문에 Morgan(1968)과 Savage(1954) 및 다른 학자들이 때때로 주관적 확률을 "개인적 확률"이라고 언급하였던 것이다. 주관적 확률은 확실히 베이지안 추론에 특별한 것이 아니라는 것을 인식하는 것도 중요하다. 어떤 연구자는 주목받을 만한 사상을 생성해 내는 과정의 본질에 대하여 좀처럼 확신을 갖지 않기 때문에 하나의 모델을 세울 때 가정들은 근본적인 과정 아래서 세워져야만 한다고 한다. 실례로, 신뢰성 분석에 있어서 데이터들이 근본적으로 포아송 과정을 따라서 생성된다고 가정을 한다. 더욱이 이러한 가정을 뒷받침 해주는 아무런 증거가 없거나 또는

거의 없는 경우에도 종종 그러한 가정을 한다.

그렇기 때문에 주관성이 예술뿐 아니라 과학 등과 같은 분석에도 사용이 되며 거의 모든 통계분석에도 사용이 된다는 결론을 내리는 것이 합당하다. 고전적 추론과 비교하여 볼 때 중요하고도 특이할 만한 차이점은 베이지안 추론은 분석에 있어서 주관적 요소들을 이용한다는 함축적인 방법이다.

2. 표본추출 이론(고전적 방법)과 베이지안 추론

추론에 있어서 베이지안 방법과 표본추출 이론 사이에는 특이할만한 차이점이 있다. 이것을 설명하기 위하여 다음과 같은 예를 들어보자. 특정적인 사용 조건 아래서 Si-Ge 열전기 변환기 요소들의 특정 모집단의 사용가능 수명을 연구하는데 관심이 있다고 가정하자. 더 나아가서 관측된 열전기변환기 구성요소들의 수명은 평균적으로 수명 θ를 갖고 독립적으로 지수분포를 따른다고 가정하자. 관측된 n개의 표본 $Y'=(Y_1, Y_2, \cdots, Y_n)$의 결합 확률분포는

$$f(y|\theta)=\frac{1}{\theta^n}\exp\left(\frac{-1}{\theta^n}\sum_{i=1}^{n}y_i\right),\quad 0<y_i<\infty, \tag{2.1}$$

이며 여기서 우리가 관심을 갖는 것은 주어진 n개의 데이터들로부터 모수 θ를 추정하는 것이다.

1). 표본추출이론(고전적 방법)에 근거한 추정

표본추출이론 접근 방법에서 미지의 수명 θ는 고정된 상수라고 가정한다. 데이터들의 집합 Y의 함수인 하나의 점추정량 $\hat{\theta}(Y)$은 최대우도, 최소분산, 최소자승, 또는 적률방법 등과 같은 몇 가지 원리에 따라 선택되어진다. 예를 들면, 모수 θ에 대한 최대우도 및 적률방법에 의한 추정량은 $\hat{\theta}=\hat{\theta}(Y)=\sum_{i=1}^{n}\frac{Y_i}{n}$이다.

주어진 θ의 값에 대하여 식 (2.1)에 따라 생성되어지는 모든 가능한 가설 데이터들의 벡터 Y_1, Y_2, …으로부터 대응되는 $\hat{\theta}(Y)$에 대한 “표본분포”를 얻을 수 있다. 예를 들면, 하나의 통계량 $U=2n\hat{\theta}/\theta$의 표본분포는 자유도 $2n$을 갖는 카이제곱분포이며 이것의 확률밀도함수는

$$f(u)=\frac{1}{2^n\Gamma(n)}u^{n-1}\exp\left(-\frac{u}{2}\right),\quad 0<u<\infty. \tag{2.2}$$

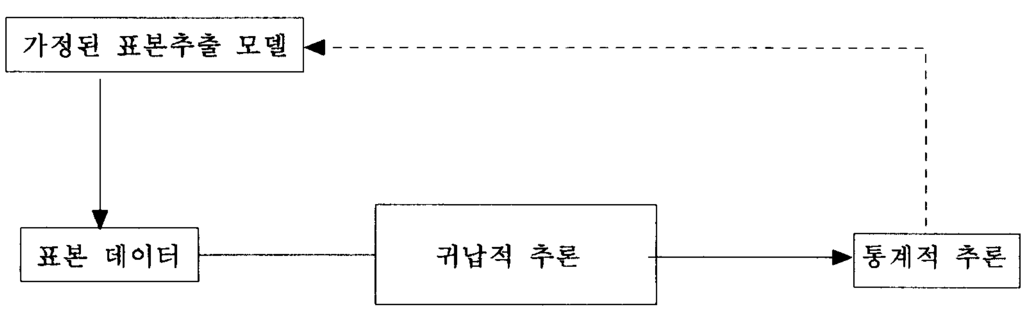
계산된 값 $\hat{\theta}(y)$이 생성된 n개의 관측치들의 참값인 θ로부터 어느 정도 떨어져있는가를 제공하기 위하여 θ에 대한 하나의 신뢰구간 추정량이 계산될 수 있다. 예를 들면 θ에 대한 $100(1-\gamma)\%$ TCI(Two-sided Confidence Interval, 양측신뢰구간) 추정량은 다음과 같이 주어진다.

$$100(1-\gamma)\%\ TCI \text{ for } \theta: \left[\frac{2n\hat{\theta}}{\chi^2_{1-\gamma/2}(2n)};\ \frac{2n\hat{\theta}}{\chi^2_{\gamma/2}(2n)}\right]. \tag{2.3}$$

반복된 표본추출에서 위와 같은 신뢰구간은 각 표본으로부터 계산되어지며 계산된 신뢰구간은 $1-\gamma$배만큼의 비율로 참값 θ를 포함하게 된다. 여기서 θ는 확률변수가 아니기 때문에 신뢰구간은 θ에 대한 확률상태로서 설명되어질 수 없다. 이것은 특히 몇 가지 방법으로 신뢰구간을 결합해야하는 것이 종종 요구되는 신뢰성 분석에서는 불행한 일이다. 한가지 예로 각각의 열전기 요소들과 같이 각각의 구성요소들의 신뢰구간으로부터 방사성 동위원소 열전기 생성 시스템의 MTTF(Mean Time To Failure, 실패까지 평균시간)상에서 하나의 신뢰구간을 계산하는 것이 요구되는 경우가 있다. "confidence(신뢰)"란 모수를 대신하는 확률이 아니기 때문에 확률의 경우에 있어서는 위와 같은 문제를 해결하기 위한 방법은 잘 정의되지 않는다.

표본추출이론(고전적 방법)으로 추론들은 귀납적 추론의 예들이다. 예를 들어, 식 (2.3)에서 TCI의 상한점은 모수 θ의 가장 큰 값인데 이는 식 (2.2)으로 주어진 확률밀도함수에 따라 발생하는 확률이 $\gamma/2$보다 작은 확률을 갖는 관측된 추정량 $\hat{\theta}(Y)$ 없이도 가능한 것이다. 같은 방법으로 하한점에서도 같은 귀납적 추론을 적용할 수 있다. 추론에서 표본추출이론 방법은 아래 도표와 같다.

그림 2-1. 고전적 방법에 기초한 추론



위와 같은 과정은 임시적으로 고려했던 표본추출 모델이 가치를 갖는다는 공리론적 가정을 전제로 하여 시작한다. 귀납적 추론은 가정된 모델 안에서 알려지지 않은 모수들에 대한 추론을 생성하기 위하여 표본추출 관측치들을 결합하는데 사용되어진다.

2). 베이지안 추론

추론에 대한 베이지안 방법은 좀더 직접적이고, 연역적이다. 이러한 직접적인 접근에 이르기 위하여 평균수명 θ는 사전확률밀도함수 또는 사전분포 $g(\theta)$를 갖는 하나의 확률변수라고 가정한다. 이러한 사전분포는 표본데이터가 분석되어지기 전에 모수 θ에 대하여 알고있거나 또는 모르고있는 상태를 표현한다. 실제 관심을 갖는 대부분의 모수들이 좀처럼 알려지지 않은 것처럼 하나의 확률변수의 값으로 모수를 고려하는 것이 합리적이라고 여길 수 있다. 데이터가 분석되기 전 모수의 불확실성은 모수에 대한 사전분포를 사용함으로써 구체화되어진다. 그러한 사전분포가 주어지면 확률모형 $f(y|\theta)$와 데이터 y, 그리고 베이즈 정리는 주어진 데이터 y에 대하여 모수공간 Ⓗ의 사후확률밀도함수 $g(\theta|y)$를 계산하는데 이용된다. 예를 들면, 모수공간 Ⓗ의 사전분포가 범위 θ_1에서 θ_2까지 취하는 일양분포를 취한다고 가정하자. 여기서 모수 θ는 $0 < \theta_1 < \theta_2 < \infty$이다. 즉,

$$g(\theta) = 1/(\theta_2 - \theta_1), \quad 0 < \theta_1 \le \theta \le \theta_2 < \infty. \tag{2.4}$$

이것을 우리는 $U(\theta_1, \theta_2)$라고 표기한다. 사실상 이것은 모수 θ에 대한 사전분포가 특정구간 (θ_1, θ_2) 안에서 모수는 어떠한 값을 취하든 동일한 값을 취한다는 믿음을 주는 것을 말한다. 식 $f(y|\theta) = \frac{1}{\theta^n}\exp(-\frac{1}{\theta}\sum_{i=1}^{n} y_i)$와 $g(\theta) = \frac{1}{\theta_2 - \theta_1}$을 결합하고 베이즈 정리를 이용하면 결과적으로 사후분포가 다음과 같이 계산되어진다.

$$g(\theta|y) = \frac{(\sum y_i)^{n-1}\exp(-\sum y_i/\theta)}{\theta^n[\Gamma(n-1, \sum y_i/\theta_1) - \Gamma(n-1, \sum y_i/\theta_2)]}, \quad \theta_1 \le \theta \le \theta_2, \quad n > 1. \tag{2.5}$$

여기서 y_i에 대한 합은 $i=1$에서 n까지이고 $\Gamma(a,z)$는 표준 불완전 감마함수로써 다음과 같이 정의된다.

$$\Gamma(a,z) = \int_0^z y^{a-1}\exp(-y)\,dy, \quad a > 0.$$

연역적인 논증들은 모수에 대하여 베이지안 추론을 세워나가는데 사후분포가 사용되어진다. 예를 들면, 모수 θ에 대한 하나의 점추정량은 사후분포

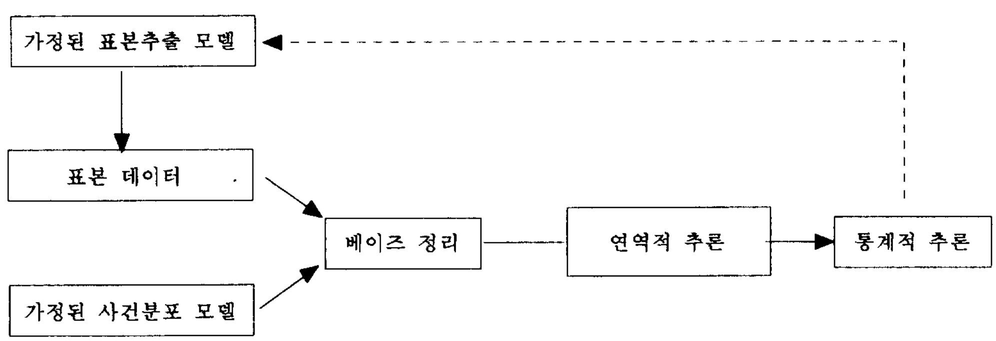
$$g(\theta|y) = \frac{(\sum y_i)^{n-1}\exp(-\sum y_i/\theta)}{\theta^n[\Gamma(n-1, \sum y_i/\theta_1) - \Gamma(n-1, \sum y_i/\theta_2)]}$$

의 평균이며 다음과 같다.

$$E(Ⓗ|y) = \sum y_i\left[\frac{\Gamma(n-2, \sum y_i/\theta_1) - \Gamma(n-2, \sum y_i/\theta_2)}{\Gamma(n-1, \sum y_i/\theta_1) - \Gamma(n-1, \sum y_i/\theta_2)}\right], \quad n > 2. \tag{2.6}$$

여기에서는 언급을 하지는 않지만 모수에 대한 베이지안 구간 추정량들도 사후분포로부터 계산되어진다. 베이지안 분석에서 사전분포는 일반적으로 확률에 대한 주관적 인식을 구체화시키는데 이는 모수와 같이 거의 알려져 있지 않은 것들의 값에 대한 빈도수(도수)들이기 때문이다. 사전분포는 관측할 수 있는 데이터 y들이 얻어지기 전에 모수에 대한 믿음정도에 대한 분포이다. 결과적으로, 사전확률들은 일반적으로 직접적인 도수의 극한을 허용하지 않고 실험에 입각한 확실성도 강요받지 않는다. 그러나 몇몇 상황에서 사전분포는 도수적 설명을 내포하기도 한다. 이러한 경우에 관측된 데이터들은 사전분포를 추정하는데 사용되어진다. 이것은 사전분포의 연관성에 대한 일반적인 의문을 이끌어내었으며 베이지안 접근방법의 바람직한 것이 어떠한 것인지에 대하여 논쟁을 이끌어내었다. 사실, 사전분포는 어떤 의미로는 베이지안 분석에 있어서 수량화를 다루기는 쉬울지는 모르겠지만 그 문제의 특성에 달려있고 이러한 특성과 관련해서만 의미있게 논의되어질 수 있다. 베이지안 추론의 특이할만한 하나의 특성은 분석에 있어서 사전분포에 대한 명확한 설명을 취한다는 것이다. 이것은 적어도 사전정보가 변칙적인 방법으로만 고려되는 표본추출이론(고전적 방법)에 기초한 접근방법과는 대조적이다. 베이지안과 표본추출이론(고전적)접근방법은 좀더 제한적인 조건 아래에서는 같은 결과를 갖게되는 경향이 있으나 결과에 대한 표현 또는 설명에 있어서는 일반적으로 차이점이 있다. 하나의 예로서 베이지안 방법에서는 모수에 대하여 하나의 신뢰구간이 확률적인 문장으로 설명이 되고있으나 고전적(표본추출)방법에서는 확률적 문장으로 표현되지 않는다. 아래 그림 2-2는 추론에 대한 베이지안 방법을 도식화한 것이다.

그림 2-2. 베이지안 추정



위 도식의 과정은 우선 임시적으로 고려할 가치가 있는 가정된 표본추출 모델을 가지고 시작한다. 베이지안 방법으로 추론이 요구되어지는 한 가정된 표본추출 모델에서 미지의 모수들에 대하여 하나의 사전분포도 가정되어진다. 표본데이터와 사전 확률분포는 베이즈 정리를 사용함으로써 결합되어진다. 다음으로 가정된 표본추출 모델의 모수들에 대하여 우리가 원하는 추론을 하기 위하여 연역적인 논법이 결과적인 사후분포와 결합하는데 사용되어진다.

베이지안적 접근방법과 고전적(표본추출)접근방법과는 좀더 특이한 차이가 있다.

첫째로 표본추출 방법을 토대로 하는 통계적 추론은 표본 데이터의 포괄적인 사용법에 기인하는 베이지안 방법 보다 일반적으로 좀더 제한적이다. 사전 확률분포에 의하여 수량화되어지는 과거의 경험에 관련한 베이즈 방법의 사용은 사전 확률분포가 추정하고자하는 모수에 대하여 변동의 정도를 정확하게 반영하는 경우에 좀더 유익한(건설적인) 추론을 만들어 낸다. 좀더 유익한(건설적인) 추론에 대한 정도는 사전분포에서 구체화되어지는 평가하고자 하는 대상의 특성에 의존하는 다른 것들에서 발생한다

둘째로 특이 할만한 것은 동등한 성질의 추론에 도달하기 위하여 베이지안 방법으로 추론을 할 때가 표본추출이론(고전적 방법)에 기초한 것보다는 표본데이터가 많이 필요하지 않다는 것이다. 많은 경우에 있어서 이것은 베이지안 방법을 사용하는 실제적인 동기가 되며 그리고 사전분포를 이용함으로써 실제적으로 유리하다는 것을 나타낸다. 이러한 것은 신뢰성과 같은 얻기가 어렵다거나 또는 비싼 대가를 치러야만 하는 표본 데이터들이 응용되는 분야에서는 특히 중요하게 고려되는 것이다. 아래의 표 2-2는 통계적 추론에서 베이지안 방법과 고전적 방법에서 몇몇 중요한 특성들을 비교한 것이다.

표 2-2. 통계적 추론에서 고전적 방법과 베이지안 방법의 몇 가지 특성

특성(Characteristic)	고전적 방법 (Sampling Theory)	베이지안 방법(Bayesian)
관심모수(들)	미지의 상수(들)	확률변수(들)
사전분포	존재하지 않음	존재하며 명확하게 가정됨
표본모델	가정되어짐	가정되어짐
사후분포	존재하지 않음	명확하게 유도되어짐
추론방법	귀납적	연역적
구간추정의 유형	신뢰구간	확률구간
과거경험의 역할	적용되지 않음	적용되어짐
표본추출 실험의 목적	추론에 필요한 데이터 공급	과거 경험으로부터 예측한 것으로 기대한 수행결과를 부정 또는 확신
추론의 성질	표본데이터의 독점적 사용 때문에 베이지안 방법보다 좀더 제한적	관련된 과거경험을 표본데이터에 양적으로 적용하는 능력에 의존
표본데이터의 성질	* 베이지안 접근 방법은 일반적으로 과거 데이터와 관련하여 사용하기 때문에 고전적 접근 방법보다 데이터가 적게 요구됨	

참고문헌

1. Box, G.E.P. and Tiao, G.C., *Bayesian Inference in Statistical Analysis,* Addison-Wesley, Reading, MA, 1973.
2. De Finetti, B. La Prevision, Ses Lois Logiques, ses Sources Subjective, *Annales de l'Institute Henri Poicare*, Vol. 7, No. 1, 1937. English Translation in Studies in Subjective Probability, H. E. Kyburg, Jr. and Howard E. Smokler(Eds), Willy, New York, pp. 93-158, 1964.
3. Good, I.J., *Probability and the weighting of Evidence*, Charles Griffin and Co., London, 1950.
4. Jeffreys, H., *Theory of Probability*(3rd ed.), Clarendon Press, Oxford. 1961.
5. Kendall, M.G. and Stuart, A., *The Advanced Theory of Statistics, Vol. 2: Inference and Relationship*, Hafner, New York, 1961.
6. Lindley, D.V., *Introduction to Probability and Statistics from Bayesian View point, Part I, Probability and Part 2, Inference,* University Press, Cambridge, 1965.
7. Morgan, B.W., *An Introduction to Bayesian Statistical Decision Processes,* Prentice-Hall, Englewood Cliffs, NJ, 1968.
8. Ramsey, F.P., *The Foundation of Mathematics and Other Logical Essays,* Routledge and Kagan Paul, Lodon, 1931.
9. Savage, L.J., *The Foundations of Statistics*, Wiley, New York, 1954.