

# ทฤษฎีตัดสินใจทางสถิติ กับปัญหาการประมาณค่า

## Statistical Decision Theory approach to Estimation Problems

ปัญหาการประมาณค่าในการวิเคราะห์การตัดสินใจจะเกี่ยวกับการประมาณสภาวะการณ์นอกบังคับ โดยการให้ข้อมูลข่าวสารจากตัวอย่างกลุ่มของค่าสังเกต เรากำหนดฟังก์ชันของค่าสังเกตเหล่านี้ และทำการตัดสินใจเกี่ยวกับสภาวะการณ์นอกบังคับที่ไม่ทราบค่า โดยอาศัยค่าของฟังก์ชันนั้น ความปกติฟังก์ชันนั้นเรียกว่า ตัวประมาณค่า (Estimator) และค่าของตัวประมาณเหล่านี้จากค่าสังเกตของตัวอย่างที่กำหนดให้นั้นจะเรียกว่า ค่าประมาณ (Estimate) ของสภาวะการณ์นอกบังคับที่ไม่ทราบค่า โดยปกติเราต้องการตัวประมาณค่าที่มีคุณสมบัติว่า ค่าประมาณที่คำนวณได้จากตัวอย่างจะพ้องกัน (coincide) กับสภาวะการณ์นอกบังคับที่แท้จริงของปัญหาการตัดสินใจที่เราสนใจ อย่างไรก็ตามอาจจะเป็นไปไม่ได้เพราะว่าปัญหาการตัดสินใจส่วนมากเราไม่ทราบสภาวะการณ์นอกบังคับที่แท้จริง และโดยทั่วไปค่าประมาณจะแตกต่างกันในตัวอย่างต่าง ๆ ซึ่งจะทำให้มีความคลาดเคลื่อน (error) บางอย่างในการประมาณสภาวะการณ์นอกบังคับที่แท้จริง

การประมาณค่าสภาวะการณ์นอกบังคับที่แท้จริงโดยการวิเคราะห์การตัดสินใจนั้น เราจะนำฟังก์ชันค่าเสียโอกาสเกี่ยวกับตัวประมาณค่า  $d$  และสภาวะการณ์ที่แท้จริง  $w$  มาเกี่ยวข้องด้วย ฟังก์ชันนี้จะสะท้อนถึงค่าเสียโอกาสของการหาค่าประมาณที่มีความคลาดเคลื่อน และสมมติว่าฟังก์ชันนี้มีรูปแบบเป็นดังนี้

$$L(d, w) = c(w) g(d - w)$$

ในเมื่อฟังก์ชัน  $g(d-w) = 0$  สำหรับ  $d = w$  และจะเพิ่มขึ้นเมื่อตัวประมาณค่า  $d$  บ่ายเบนจากสภาวะการณ์นอกบังคับที่แท้จริง  $w$ . ให้  $p(w/x_1, x_2, \dots, x_n)$  เป็นการแจกแจงน่าจะเป็นที่ปรับปรุงของการแจกแจงน่าจะเป็นก่อนทดลอง  $p(w)$  ของ  $w \in W$  หลังจากสังเกตค่าสังเกตจากตัวอย่าง  $X_i = x_i (i=1, 2, \dots, n)$  แล้วสำหรับฟังก์ชันเสียโอกาสที่กล่าวไว้ข้างบนนี้ เราใช้การแจกแจงน่าจะเป็นที่ปรับปรุง  $p(w/x_1, x_2, \dots, x_n)$  นั้นมาคำนวณมาตรการวัดแบบเบย์ส์สำหรับตัวประมาณค่า  $d$  และเลือกค่าประมาณ  $d^*$  ที่ทำให้มาตรการวัดแบบเบย์ส์ต่ำสุด เราจะเรียกค่าประมาณ  $d^*$  นี้ว่า ค่าประมาณแบบเบย์ส์ (Bayes Estimator)

เราจะสมมติว่ามีฟังก์ชันค่าเสียโอกาสในรูปฟอร์มต่าง ๆ และหาค่าประมาณแบบเบย์ส์ของ  $w$  เมื่อ  $w$  มีการแจกแจงน่าจะเป็นก่อนทดลองต่าง ๆ กัน จึงสังเกตว่าเซตของการตัดสินใจในปัญหาประมาณค่าจะเป็นตัวประมาณค่าของ  $w$  และฉะนั้นกลุ่มตัดสินใจ (Decision Space) จะพ้องกับกลุ่มสภาวะการณ์  $\mathcal{W}$

1. ปัญหาการประมาณค่า เมื่อฟังก์ชันค่าเสียโอกาสเป็นแบบเส้นตรง (Linear Loss Function)

ประการแรกจะพิจารณาตัวอย่างง่าย ๆ และพิจารณาค่าประมาณแบบเบย์ส์ของ  $w$  ที่เกี่ยวข้องกับปัญหา ต่อไปจึงจะพัฒนาการวิเคราะห์ทั่วไป

สมมติว่าบริษัทผู้ผลิตวิทยุทรานซิสเตอร์ผลิตวิทยุพิเศษมาแบบหนึ่ง ความต้องการของวิทยุแบบนี้ในเคอนิค ๆ อยู่ระหว่าง 7 และ 11 บริษัทสนใจที่จะประมาณจำนวนวิทยุที่ควรสต็อกไว้เพื่อให้พอกับความต้องการแต่ละเคอน สมมติบริษัทได้กำไรสุทธิ 260 บาทต่อเครื่องที่ขายได้ และจะขาดทุน 600 บาท สำหรับวิทยุที่ขายไม่ได้ในเคอนนั้น นั่นคือค่าเสียโอกาส 600 บาทต่อหน่วยเมื่อสต็อกของไว้มากเกินไป และค่าเสียโอกาส 260 บาทต่อหน่วยเมื่อสต็อกของไว้ไม่พอกับความต้องการ ให้  $d$  เป็นค่าประมาณของจำนวนหน่วยที่ท้องสต็อกไว้ และ  $w$  เป็นจำนวนหน่วยที่ลูกค้าต้องการ ดังนั้นฟังก์ชันค่าเสียโอกาส  $L$  สำหรับปัญหาที่กล่าวมานี้ สามารถกำหนดได้เป็น

$$L(d, w) = 600(d - w), \quad w \leq d$$

$$= 260(w - d), \quad w > d$$

ค่าของ  $L$  สำหรับค่าประมาณ และความต้องการต่าง ๆ กัน กำหนดได้เป็นดังนี้

ตาราง 1 ค่าเสียโอกาสของค่าประมาณต่าง ๆ กัน

ความต้องการวิทยุ		7	8	9	10	11
สต็อกที่กะไว้	7	0	260	520	780	1040
	8	600	0	260	520	780
	9	1200	600	0	260	520
	10	1800	1200	600	0	260
	11	2400	1800	1200	600	0

บริษัทผู้ผลิตวิทยุได้กำหนดฟังก์ชันมวลน่าจะเป็นก่อนทดลองของความถี่วิทยุไว้เป็น  
ตาราง 2 ฟังก์ชันมวลน่าจะเป็นก่อนทดลอง

พ	7	8	9	10	11
$f(\cdot)$	.15	.19	.23	.27	.16

สมมติบริษัทเชื่อว่า ต้องการข้อมูลข่าวสารเพิ่มเติมโดยการสุ่มตัวอย่างเพื่อปรับปรุงฟังก์ชันมวลน่าจะเป็นก่อนทดลองข้างบนนั้น และใช้ฟังก์ชันที่ปรับปรุงแล้วไปกะประมาณจำนวนหน่วยที่ต้องการสต็อกไว้ สมมติว่าค่าสังเกตจากตัวอย่างมีการแจกแจงปัวซองที่มีพารามิเตอร์  $\lambda$  ซึ่งเป็นจำนวนเฉลี่ยของวิทยุที่ต้องการในเดือนใด ๆ เมื่อ  $\omega \in W = \{7, 8, 9, 10, 11\}$  ทั้งนี้ถ้า  $X_1, X_2, \dots, X_n$  เป็นตัวอย่างสุ่ม แล้วฟังก์ชันน่าจะเป็น  $f(x_i/\omega)$  สำหรับ  $X_i = x_i (i=1, 2, \dots, n)$  กำหนดไว้ด้วย

$$f(x_i/\omega) = e^{-\omega} \omega^{x_i} / x_i! , \quad x_i = 0, 1, \dots$$

เพื่อความสะดวกให้  $\mathcal{S}_1, \mathcal{S}_2$ , และ  $\mathcal{S}_3$  เป็นสามเหตุการณ์ที่กำหนดไว้ดังนี้

$$\mathcal{S}_1 = \{0 \leq x_i \leq 7\} , \quad \mathcal{S}_2 = \{8 \leq x_i \leq 10\} , \quad \mathcal{S}_3 = \{x_i \geq 11\}$$

ทั้งนี้เราสามารถคำนวณความน่าจะเป็นของ  $\mathcal{S}_i (i=1, 2, 3)$  ด้วย  $f(x_i/\omega)$  จะได้นลตั้งตารางต่อไปนี้

ตาราง 3 ความน่าจะเป็นของ  $\mathcal{S}_i (i=1, 2, 3)$

$\mathcal{S}$	$\mathcal{S}_1$	$\mathcal{S}_2$	$\mathcal{S}_3$
W 7	.5987	.3028	.0985
8	.4530	.3629	.1841
9	.3239	.3821	.2940
10	.2202	.3628	.4170
11	.1432	.3167	.5401

ถ้าสมมติว่าเหตุการณ์  $\mathcal{S}_1$  เกิดขึ้น เรามีวิธีพิจารณาค่าประมาณของจำนวนหน่วยที่ต้องการสต็อกไว้โดยอาศัยข้อมูลข่าวสารนี้ นั่นคือเราต้องปรับปรุงฟังก์ชันมวลน่าจะเป็นก่อนทดลอง โดยกำหนดว่า  $\mathcal{S}_1$  เกิดขึ้นแล้ว แล้วใช้ฟังก์ชันที่ปรับปรุงนั้นไปคำนวณมาคร่าวๆ

แบบเบย์ส์ของค่าประมาณต่าง ๆ กัน เราจะเลือกค่าประมาณที่ทำให้มาตรวัดแบบเบย์ส์น้อยที่สุด ความน่าจะเป็นที่ปรับปรุงสำหรับ  $w_j \in W$  โดยกำหนด  $\delta_i$  ( $i=1,2,3$ ) ให้นั้น คำนวณจากทฤษฎีของเบย์ส์

$$p(w_j / \delta_i) = \frac{p(\delta_i / w_j) p(w_j)}{\sum_{w_k \in W} p(\delta_i / w_k) p(w_k)}$$

ซึ่งเราจะใช้  $p(w_j / \delta_i)$  ตามตารางต่อไปนี้

ตาราง 4 การแจกแจงน่าจะเป็นที่ปรับปรุง  $p(w_j / \delta_i)$

$S$	$\delta_1$	$\delta_2$	$\delta_3$
$p(w_1 / \delta_i)$	.2699	.1294	.0468
$p(w_2 / \delta_i)$	.2588	.1963	.1106
$p(w_3 / \delta_i)$	.2239	.2505	.2136
$p(w_4 / \delta_i)$	.1786	.2793	.3559
$p(w_5 / \delta_i)$	.0688	.1445	.2731

เราสามารถคำนวณมาตรวัดแบบเบย์ส์ของค่าประมาณ  $d$  เมื่อกำหนด  $\delta_i$  ( $i=1, 2, 3$ ) เป็นผลทดลองของตัวอย่าง ซึ่งเราจะแทนด้วย  $B(d / \delta_i)$  และกำหนดไว้ดังนี้

$$\begin{aligned} B(d / \delta_i) &= \sum_{w \in W} L(d, w) p(w / \delta_i) \\ &= \sum_{w \leq d} 600(d-w) p(w / \delta_i) + \sum_{w > d} 260(w-d) p(w / \delta_i) \end{aligned}$$

สำหรับ  $d = 7$  และผลทดลองของตัวอย่างเป็น  $\delta_1$  เราจะใช้  $B(d = 7 / \delta_1)$  ดังนี้

$$\begin{aligned} B(d = 7 / \delta_1) &= 0(.2699) + 260(.2588) + 520(.2239) \\ &\quad + 780(.1786) + 1040(.0688) \\ &= 394.60 \end{aligned}$$

สำหรับมาตรวัดแบบเบย์ส์สำหรับ  $d$  และ  $\delta_i$  ใด ๆ เราจะคำนวณไว้ดังนี้

ตาราง 5 มาตรวัดแบบเบย์ส์  $B(d / \delta_i)$

$S$	$\delta_1$	$\delta_2$	$\delta_3$
$B(d = 7 / \delta_i)$	394.6	549.4	701.4

	$\delta_1$	$\delta_2$	$\delta_3$
$B(d = 8 / \delta_i)$	<u>366.7</u>	<u>400.7</u>	481.7
$B(d = 9 / \delta_i)$	561.4	420.8	<u>357.1</u>
$B(d = 10 / \delta_i)$	948.6	656.4	416.1
$B(d = 11 / \delta_i)$	1489.4	1132.1	781.3

จากการเปรียบเทียบมาตรการวัดแบบเบย์ส เราจะเห็นว่าค่าประมาณแบบเบย์สจะเป็น  $d_1^* = 8$ ,  $d_2^* = 8$ , และ  $d_3^* = 9$  นั่นคือถ้า  $\delta_1$  เป็นผลทดลองของตัวอย่างแล้วบริษัทควรจะสต็อกวิทยุไว้ 8 เครื่อง ถ้า  $\delta_2$  เป็นผลทดลอง จะสต็อกไว้ 8 เครื่อง และถ้า  $\delta_3$  เป็นผลทดลอง บริษัทจะสต็อกวิทยุไว้ 9 เครื่อง

ในการประมาณค่าแบบนี้ เราสามารถใช้การวิเคราะห์แบบเพิ่ม (Marginal or Incremental Analysis) มาช่วยหาค่าประมาณแบบเบย์สได้

สำหรับฟังก์ชันมวลน่าจะเป็นทางเดียว (marginal P.M.F.) ของ  $\delta_i$  ( $i=1, 2, 3$ ) คือ  $p(\delta_i) = \sum_{w_j \in W} p(\delta_i / w_j) p(w_j)$  เราคำนวณได้เป็น  $p(\delta_1) = .3327$ ,  $p(\delta_2) = .3509$ ,  $p(\delta_3) = .3164$  จากผลอันนี้เราสามารถคำนวณการเสี่ยงแบบเบย์ส (Bayes Risk) หรือ  $B(d^*)$  ได้ด้วยสมการ

$$B(d^*) = \sum_{\delta_i \in S} B(d^* / \delta_i) p(\delta_i)$$

ดังนั้น  $B(d^*) = 366.7(.3327) + 400.7(.3509) + 357.1(.3164)$   
 $= 376.5$

ฉะนั้นในการประมาณจำนวนหน่วยที่จะสต็อก เราจะสมมติว่าค่าเสียโอกาส  $L(d, w)$  เพิ่มขึ้นเป็นแบบเดียวกัน เมื่อตัวประมาณค่า  $d$  ห่างจากค่าจริง  $w$  ฟังก์ชัน  $L$  จะสะท้อนถึงความแตกต่างกัน (discrepancy) ระหว่างตัวประมาณค่า  $d$  และสภาวะการณ์ที่แท้จริง  $w$  ดังนั้นหลังจากรวบรวมข้อมูลข่าวสารจากตัวอย่าง เราได้ปรับปรุงฟังก์ชันน่าจะเป็นก่อนทดลอง และเลือกค่าประมาณแบบเบย์สที่ทำให้มาตรการวัดแบบเบย์สน้อยที่สุด

การวิเคราะห์นี้จะใช้ได้กับปัญหาที่มีการแจกแจงน่าจะเป็นก่อนทดลองแบบต่อเนื่อง

ด้วย ต่อไปเราจะพิจารณากรณีต่อไปนี้

$$\begin{aligned} \text{ให้ } L(d, w) &= l_0(d - w), \quad w \leq d \\ &= l_u(w - d), \quad w > d \end{aligned}$$

ในเมื่อ  $l_0$  และ  $l_u$  เป็นค่าเสียโอกาส เนื่องจากการประมาณสต็อคมากเกินไป และน้อยเกินไปตามลำดับ

และให้  $f(w/x)$  เป็นฟังก์ชันหนาแน่นน่าจะเป็นที่ปรับปรุงของฟังก์ชันหนาแน่นน่าจะเป็นก่อนทดลองที่กำหนดไว้  $f(w)$  หลังจากสังเกต  $x = x$  แล้วมาตรวจค้นแบบเบย์ส์  $B(d/x)$  ของตัวประมาณค่า  $d$  ตาม  $f(w/x)$  กำหนดไว้เป็น

$$\begin{aligned} B(d/x) &= \int_{-\infty}^{\infty} L(d, w) f(w/x) dw \\ &= l_0 \int_{-\infty}^d (d-w) f(w/x) dw + l_u \int_d^{\infty} (w-d) f(w/x) dw \\ &= l_0 d F(d/x) - l_u d [1 - F(d/x)] \\ &\quad - l_0 \int_{-\infty}^d w f(w/x) dw + l_u \int_d^{\infty} w f(w/x) dw \end{aligned}$$

ในเมื่อ  $F(d/x) = \int_{-\infty}^d f(w/x) dw$

เราพิจารณาหาค่าประมาณแบบเบย์ส์โดยหาค่า  $d^*$  ที่ทำให้  $B(d/x)$  มีค่าน้อยที่สุด จากวิธีการแคลคูลัส เราได้

$$\begin{aligned} 0 &= l_0 \{ F(d^*/x) + d^* F'(d^*/x) \} \\ &\quad - l_u \{ (1 - F(d^*/x)) - d^* F'(d^*/x) \} \\ &\quad - l_0 d^* f(d^*/x) - l_u d^* f(d^*/x) \end{aligned}$$

$= l_0 F(d^*/x) - l_u + l_u F(d^*/x)$  { เพราะว่า  $f(w/x)$  เป็นฟังก์ชันหนาแน่นน่าจะเป็นแบบต่อเนื่อง เราจึงได้  $F'(d^*/w) = f(d^*/x)$  }

เพราะฉะนั้น  $F(d^*/x) = l_u / (l_u + l_0)$

ดังนั้นในปัญหาที่มีฟังก์ชันค่าเสียโอกาสเป็นเส้นตรง ค่าประมาณแบบเบย์ส์พิจารณาไว้ว่าเป็นแฟรคไทล์ (Fractile) หรือควอนไทล์ (Quantile) ที่  $l_u / (l_u + l_0)$  ของ

ฟังก์ชันหนาแน่นน่าจะเป็นที่ปรับปรุง  $f(w/x)$  นั่นคือค่าประมาณแบบเบย์ส์  $d^*$  จะขึ้นอยู่กับ  $l_u$  และ  $l_o$  เมื่อ  $l_u$  เพิ่มขึ้น  $d^*$  ก็จะเพิ่มขึ้นด้วย เพราะว่าการเพิ่มขึ้นของ  $l_u$  สะท้อนถึงค่าเสียหาย หรือค่าชดเชย (penalty) ที่มากขึ้นของทุกหน่วยที่ไม่พบกับความต้องการ ในทางตรงกัน การเพิ่มขึ้นของ  $l_o$  จะสะท้อนถึงการสูญเสีย (loss) ของสิ่งที่เหลือ เพราะฉะนั้น  $d^*$  จะลดลง

สำหรับมาตรการวัดแบบเบย์ส์ของ  $d^*$  หลังจากสังเกต  $x=x$  หากใช้ดังนี้

$$B(d^*/x) = \int_{-\infty}^{\infty} L(d^*, w) f(w/x) dw$$

$$\begin{aligned} B(d^*/x) &= l_o d^* F(d^*/x) - l_u d^* (1 - F(d^*/x)) \\ &\quad - l_o \int_{-\infty}^{d^*} w f(w/x) dw + l_u \int_{d^*}^{\infty} w f(w/x) dw \\ &= (l_u + l_o) d^* F(d^*/x) - l_u d^* - l_o \int_{-\infty}^{d^*} w f(w/x) dw \\ &\quad + l_u \int_{d^*}^{\infty} w f(w/x) dw \\ &= l_u \int_{d^*}^{\infty} w f(w/x) dw - l_o \int_{-\infty}^{d^*} w f(w/x) dw \\ &= l_u \int_{-\infty}^{\infty} w f(w/x) dw - (l_u + l_o) \int_{-\infty}^{d^*} w f(w/x) dw \\ &= l_u E(w/x) - (l_u + l_o) \int_{-\infty}^{d^*} w f(w/x) dw \\ &= l_u E(w/x) - (l_u + l_o) E^{d^*}(w/x) \end{aligned}$$

ในเมื่อ  $E^{d^*}(w/x)$  เรียกว่า ค่าคาดหวังบางส่วน (Partial Expectation) ของ  $w$  และกำหนดไว้ว่า

$$E^{d^*}(w/x) = \int_{-\infty}^{d^*} w f(w/x) dw$$

เราสามารถสรุปผลต่าง ๆ ได้ดังทฤษฎีต่อไปนี้

ทฤษฎี 1 ให้  $L(d, w)$  เป็นฟังก์ชันค่าเสียโอกาส ที่กำหนดไว้ดังนี้

$$\begin{aligned} L(d, w) &= l_o (d - w), \quad w \leq d \\ &= l_u (w - d), \quad w > d \end{aligned}$$

ในเมื่อ  $l_o$  และ  $l_u$  เป็นค่าเสียโอกาสเนื่องจากสต็อคไว้ หรือกะประมาณไว้มากและน้อยเกินไป ตามลำดับ และให้  $f(w/x)$  เป็นฟังก์ชันหนาแน่นน่าจะเป็นที่ปรับปรุงของ  $f(w)$

หลังจากสังเกต  $X = x$  แล้วค่าประมาณ  $d^*$  ที่สอดคล้องสมการ

$$F(d^*/x) = l_u / (l_u + l_o)$$

จะเป็นค่าประมาณแบบเบย์ส์ของ  $\psi$  ที่มีมาตรการวัดแบบเบย์ส์  $B(d^*/x)$  ดังนี้

$$B(d^*/x) = l_u E(\psi/x) - (l_u + l_o) E^{d^*}(\psi/x)$$

ในเมื่อ  $E^{d^*}(\psi/x) = \int_{-\infty}^{d^*} \psi f(\psi/x) d\psi$

ตัวอย่าง กำหนด  $L(d, \psi) = \begin{cases} 50(d - \psi), & \psi \leq d \\ 20(\psi - d), & \psi > d \end{cases}$

สมมติฟังก์ชันหนาแน่นน่าจะเป็นก่อนทดลองของ  $\psi$  เป็นแบบปกติที่มีค่าเฉลี่ย  $\mu$  และความเที่ยงตรงที่ทราบ  $\eta$  ให้  $x$  เป็นค่าสังเกตของตัวอย่างจากการแจกแจงปกติ มีค่าเฉลี่ยไม่ทราบค่า และความเที่ยงตรงที่ทราบค่า  $h_0$  แล้วเราจะได้ว่าฟังก์ชันหนาแน่นน่าจะเป็นที่ปรับปรุงของ  $\psi$  เมื่อ  $x=x$  จะเป็นแบบปกติ มีค่าเฉลี่ย  $\mu'$  และความเที่ยงตรง  $h_0 - \eta$  ในเมื่อ

$$\mu' = \frac{h_0 x + \mu}{h_0 + \eta}$$

นั่นคือฟังก์ชันหนาแน่นน่าจะเป็นที่ปรับปรุง  $p(\psi/x)$  ของ  $\psi$  เมื่อ  $x=x$  กำหนดไว้ดังนี้

$$\begin{aligned} p(\psi/x) &= N(\psi; \mu', h_0 + \eta) \\ &= \frac{1}{\sqrt{\frac{h_0 + \eta}{2\pi}}} e^{-\frac{h_0 + \eta}{2}(\psi - \mu')^2}, \quad -\infty < \mu < \infty \end{aligned}$$

สำหรับค่าประมาณแบบเบย์ส์  $d^*$  ของ  $\psi$  พิจารณาจาก

$$F(d^*/x) = l_u / (l_u + l_o)$$

หรือ  $\int_{-\infty}^{d^*} N(\psi; \mu', h_0 + \eta) d\psi = .29$

การเลี้ยงแบบเบย์ส์ของ  $d^*$  กำหนด  $x=x$  ใต้นั้น จะหาได้จากสมการ

$$B(d^*/x) = l_u E(\psi/x) - (l_u + l_o) E^{d^*}(\psi/x)$$

เมื่อ  $E^{d^*}(\psi/x) = \int_{-\infty}^{d^*} \psi N(\psi; \mu', h_0 + \eta)$



$$\begin{aligned}
E^{d^*}(w/x) &= \int_{-\infty}^{d^*} (w - \mu' - \mu') N(w; \mu', h_0 + \eta) dw \\
&= \int_{-\infty}^{d^*} (w - \mu') N(w; \mu', h_0 + \eta) dw + \mu' l_u / (l_u + l_o) \\
\text{ดังนั้น } B(d^*/x) &= - (l_u + l_o) \int_{-\infty}^{d^*} (w - \mu') N(w; \mu', h_0 + \eta) dw \\
&= - (l_u + l_o) \left\{ \frac{1}{\sqrt{h_0 + \eta}} \Psi(\sqrt{h_0 + \eta} (d^* - \mu')) \right\} \\
&= (l_u + l_o) \frac{1}{\sqrt{h_0 + \eta}} \Psi(\sqrt{h_0 + \eta} (d^* - \mu'))
\end{aligned}$$

## 2. ปัญหาการประมาณค่า เมื่อฟังก์ชันค่าเสียโอกาสเป็นแบบกำลังสอง (Quadratic Loss Function)

บางครั้งฟังก์ชันค่าเสียโอกาสในปัญหาตัดสินใจที่เกี่ยวข้องกับการประมาณค่า จะเป็นฟังก์ชันแบบกำลังสอง ซึ่งกำหนดไว้ดังนี้

$$L(d, w) = c(d - w)^2, \quad c > 0$$

ฟังก์ชัน  $L$  จะเป็นศูนย์ (vanishes) สำหรับ  $d = w$  และเพิ่มขึ้นเป็นแบบเดียวกัน เมื่อ  $d$  เคลื่อนห่างจาก  $w$  ฟังก์ชันเสียโอกาสส่วนมากที่เป็นศูนย์เมื่อ  $d = w$  นั้นประมาณได้คล้ายฟังก์ชันกำลังสองถึงที่ระบุไว้ข้างบนนี้ การวิเคราะห์เชิงคณิตศาสตร์ที่เกี่ยวกับฟังก์ชันแบบนี้จะง่าย เมื่อเทียบกับฟังก์ชันเสียโอกาสแบบอื่น ๆ ต่อไปเราจะพิจารณาตัวประมาณค่าแบบเบย์ส์ เมื่อฟังก์ชันเสียโอกาสเป็นแบบกำลังสอง ดังที่กล่าวมาข้างบนนี้

ให้  $p(w/x)$  แทนการแจกแจงน่าจะเป็นที่ปรับปรุงของ  $w$  เมื่อ  $x = x$  แล้วค่าประมาณแบบเบย์ส์  $d^*$  ได้จากการทำให้มาตรการแบบเบย์ส์  $B(d/x)$  มีค่าน้อยที่สุด แต่อย่างไรก็ตาม

$$\begin{aligned}
B(d/x) &= E[L(d, w)] = E[c(d - w)^2] \\
&= c \{ (d - E(w/x)) - (w - E(w/x)) \}^2 \\
&= c \{ (w - E(w/x))^2 + E(d - E(w/x))^2 \\
&\quad - 2E(d - E(w/x))(w - E(w/x)) \} \\
&= c \sqrt{w/x} + [d - E(w/x)]^2 \\
&\quad - 2(d - E(w/x)) E(w - E(w/x)) \\
&= c \sqrt{w/x} + (d - E(w/x))^2
\end{aligned}$$

จากข้อสมมติที่ว่า  $c > 0$  เราจะเห็นว่า เทอมแรกไม่เป็นลบ เทอมที่สองก็ไม่เป็นลบด้วย และจะเป็นศูนย์ก็ต่อเมื่อ  $d = E(w/x)$  นั่นแสดงว่า  $B(d/x)$  จะน้อยที่สุดก็ต่อเมื่อ  $d = E(w/x)$  ดังนั้นค่าประมาณแบบเบย์ส์ของ  $w$  ก็คือ  $d^* = E(w/x)$  และค่าเสียโอกาสคาดหวังของ  $d^*$  หลังจากสังเกต  $X=x$  จะเป็น  $cV(w/x)$  ผลที่ได้มานี้จะสรุปไว้ทั้งทฤษฎีต่อไป

ทฤษฎี 2 ให้  $L(d, w) = c(d - w)^2$  เป็นฟังก์ชันเสียโอกาส และให้  $p(w/x)$  เป็นการแจกแจงน่าจะเป็นที่ปรับปรุงหลังจากสังเกต  $X=x$  ของการแจกแจงก่อนทดลองที่กำหนดให้  $p(w), w \in W$  สมมติค่าเฉลี่ย  $E(w/x)$  ของการแจกแจงที่ปรับปรุงมีค่าเป็นจำนวนจำกัด แล้วค่าประมาณแบบเบย์ส์  $d^*$  ของ  $w$  กำหนดว่า  $X=x$  คือ  $E(w/x)$  และค่าเสียโอกาสคาดหวัง  $B(d^*/x)$  จะเป็น  $cV(w/x)$

ถ้า  $E(w/x)$  หาค่าไม่ได้ ปัญหาศักสินใจก็จะหาค่าประมาณแบบเบย์ส์ไม่ได้เช่นกัน สำหรับ  $V(w/x)$  นั้นอาจจะหาค่าไม่ได้ ถึงแม้  $E(w/x)$  หาค่าได้ อย่างไรก็ตามปัญหาส่วนมากนั้นเราสมมติว่าทั้งสองอย่างหาค่าได้

ตัวอย่าง ให้ฟังก์ชันเสียโอกาส และการแจกแจงน่าจะเป็นก่อนทดลองสำหรับปัญหาศักสินใจกำหนดไว้ด้วย

$$L(d, w) = (d - w)^2$$

$$p(w; \alpha, \beta) = \frac{\Gamma(\alpha + \beta)}{\Gamma(\alpha)\Gamma(\beta)} w^{\alpha-1} (1-w)^{\beta-1}; \quad 0 < w < 1$$

สมมติฟังก์ชันน่าจะเป็น  $f(x/w)$  หลังจากสังเกต  $\sum x_i = x$  นั้นเป็นแบบทวินาม นั่นคือ

$$f(x/w) = \binom{n}{x} w^x (1-w)^{n-x}, \quad x = 0, 1, \dots, n$$

$$0 < w < 1$$

เราจะหาค่าประมาณแบบเบย์ส์  $d^*$  ของ  $w$  และ  $V(w/x)$  เมื่อกำหนด  $\sum x_i = x$  ให้ เราจะได้ว่า การแจกแจงน่าจะเป็นที่ปรับปรุง  $p(w/x)$  หลังจากสังเกต  $\sum x_i = x$  นั้นเป็นแบบบีโทะ มีพารามิเตอร์  $\alpha + x$  และ  $\beta + n - x$  นั่นคือ

$$p(w/x; \alpha, \beta) = \frac{\Gamma(\alpha + \beta + n)}{\Gamma(\alpha + x)\Gamma(\beta + n - x)} w^{\alpha+x-1} (1-w)^{\beta+n-x-1}$$

จากการแจกแจงนี้ เราหาค่าเฉลี่ย และความแปรปรวนได้เป็น

$$E(w/x) = \frac{\alpha+x}{\alpha+\beta+n}, \quad V(w/x) = \frac{(\alpha+x)(\beta+n-x)}{(\alpha+\beta+n)^2(\alpha+\beta+n+1)}$$

เพราะฉะนั้นค่าประมาณแบบเบย์ส์ และค่าเสียโอกาสคาดหวังของค่าประมาณแบบเบย์ส์หลังจากสังเกต  $\sum X_i = x$  คือ

$$d^* = \frac{\alpha+x}{\alpha+\beta+n}, \quad B(d^*/x) = \frac{(\alpha+x)(\beta+n-x)}{(\alpha+\beta+n)^2(\alpha+\beta+n+1)}$$

ตัวอย่าง ให้ฟังก์ชันเสียโอกาสเป็น  $L(d,w) = (d-w)^2$  และการแจกแจงน่าจะเป็นก่อนทดลอง  $p(w)$  เป็นแบบแกมมา มีพารามิเตอร์  $\alpha > 0$  และ  $\nu \geq 1$

$$p(w; \alpha, \nu) = \frac{\alpha}{\Gamma(\nu)} (\alpha w)^{\nu-1} e^{-\alpha w}$$

สมมติว่าเราเลือกค่าสังเกตของตัวอย่างเพียงหนึ่งจากการแจกแจงบิวของ ดังนั้นฟังก์ชันน่าจะเป็น  $f(x/w)$  สำหรับ  $x=x$  กำหนดไว้ดังนี้

$$f(x/w) = e^{-w} w^x / x!, \quad x = 0, 1, \dots$$

สำหรับการแจกแจงน่าจะเป็นที่ปรับปรุง สามารถพิจารณาได้ว่าเป็น

$$p(w/x; \alpha, \nu) = \frac{\alpha+1}{\Gamma(\nu+x)} [(\alpha+1)w]^{\nu+x-1} e^{-(\alpha+1)w}$$

จากการแจกแจงนี้ เราคำนวณค่าเฉลี่ย และความแปรปรวนได้เป็น

$$E(w/x) = \frac{\nu+x}{\alpha+1}, \quad V(w/x) = \frac{\nu+x}{(\alpha+1)^2}$$

เพราะฉะนั้นค่าประมาณแบบเบย์ส์  $d^*$  และ  $B(d^*/x)$  จากการสังเกต  $X=x$  กำหนดไว้เป็น

$$d^* = \frac{\nu+x}{\alpha+1}, \quad B(d^*/x) = \frac{\nu+x}{(\alpha+1)^2}$$

ตัวอย่าง ให้ฟังก์ชันเสียโอกาสเป็น  $L(d,w) = (d-w)^2$  และฟังก์ชันหนาแน่นน่าจะเป็นก่อนทดลอง  $p(w)$  เป็นแบบปกติ มีค่าเฉลี่ย  $\mu$  และความเที่ยงตรงที่ทราบค่า  $\sigma_0$

สมมติว่าสุ่มตัวอย่างจากการแจกแจงปกติ ที่ไม่ทราบค่าเฉลี่ย  $w$  และความเที่ยงตรงที่ทราบค่า  $\sigma_0$  หลังจากสังเกต  $x=x$  แล้วเราจะได้ฟังก์ชันน่าจะเป็น  $f(x/w)$  ที่กำหนดไว้ดังนี้

$$f(x/w) = \sqrt{\frac{h_0}{2\pi}} e^{-\frac{h_0}{2}(x-w)^2}$$

สำหรับการแจกแจงน่าจะเป็นที่ปรับปรุง  $p(w/x)$  ก็จะเป็นแบบปกติ มีค่าเฉลี่ย  $\mu'$  และความเที่ยงตรง  $\eta'$  ในเมื่อ

$$\mu' = \frac{h_0 x + \eta_0 \mu}{h_0 + \eta_0}, \quad \eta' = h_0 + \eta_0$$

เพราะฉะนั้นค่าประมาณแบบเบย์ส์ และค่าเสียโอกาสคาดหวัง กำหนดไว้ดังนี้

$$d^* = \frac{h_0 x + \eta_0 \mu}{h_0 + \eta_0}, \quad B(d^*/x) = \frac{1}{h_0 + \eta_0}$$

การวิเคราะห์ในตัวอย่าง 2 ตัวอย่างท้ายนี้ จะเกี่ยวข้องกับ การสังเกตค่าสังเกตของตัวอย่างสุ่มเพียงหนึ่งเท่านั้น แต่เราสามารถขยายเป็นการสังเกตตัวอย่างสุ่มจำนวนจำกัดใด ๆ  $X_i = X_i$  ( $i=1, 2, \dots, n$ ) ก็ได้

สำหรับฟังก์ชันเสียโอกาสที่กล่าวไว้ว่าเป็น

$$L(d, w) = c(d-w)^2, \quad c > 0$$

นั้นสามารถกำหนดไว้เป็นแบบฟอร์มทั่วไปได้ดังนี้

$$L(d, w) = c(w)(d-w)^2$$

ในเมื่อ  $c(w) > 0$  สำหรับทุก ๆ  $w \in W$  ตัวอย่างเช่น  $L(d, w)$  อาจจะเป็น

$$L(d, w) = (1/w)(d-w)^2$$

$$\text{หรือ } L(d, w) = (1/w(1-w))(d-w)^2$$

### 3. การกำหนดตัวอย่างที่เหมาะสม (Optimal Sample Size)

การวิเคราะห์ที่ผ่านมา เราสนใจแต่จะพิจารณาค่าประมาณแบบเบย์ส์ของ  $w$  และค่าเสียโอกาสคาดหวังของมันสำหรับตัวอย่างสุ่มขนาด  $n$  คือไปเราจะพิจารณาขนาดตัวอย่างสุ่มที่เหมาะสม ความปกติจะมีค่าใช้จ่ายของการสุ่มตัวอย่าง  $c(n)$  ด้วย ซึ่งเราจะกำหนดให้เป็น

$$c(n) = k + kn, \quad k \geq 0, \quad k \geq 0$$

ในเมื่อ  $k$  แทนค่าใช้จ่ายในการทดลองซึ่งคงที่ และ  $k$  แทนค่าใช้จ่ายแปรผันของหน่วยทดลอง

จากทฤษฎี 2 เราทราบว่าค่าเสียโอกาสคาดหวังของค่าประมาณแบบเบย์ส์  $d^*$  ของ  $\psi$  หลังจากสังเกต  $X = x$  คือ

$$B(d^*/x) = V(\psi/x = x)$$

ในเมื่อฟังก์ชันเสียโอกาสกำหนดไว้เป็น

$$L(d, \psi) = (d - \psi)^2$$

เพราะฉะนั้นถ้าเราพิจารณาตัวอย่างสุ่ม  $X_1, X_2, \dots, X_n$  ที่มีขนาด  $n$  โดยที่  $X_i = x_i$  ( $i=1, 2, \dots, n$ ) แล้วเราจะได้ว่า การเสียแบบเบย์ส์  $B(d^*)$  ของค่าประมาณแบบเบย์ส์กำหนดไว้ด้วยสมการ

$$\begin{aligned} B(d^*) &= E\{B(d^*/X_1, X_2, \dots, X_n)\} \\ &= E\{V(d^*/X_1, X_2, \dots, X_n)\} \end{aligned}$$

เราสามารถคำนวณการเสียทั้งหมดของค่าประมาณแบบเบย์ส์  $d^*$  ของ  $\psi$  หลังจากพิจารณาตัวอย่างสุ่ม  $X_1, X_2, \dots, X_n$  ซึ่งเราจะแทนด้วย  $T(n)$  และกำหนดไว้ว่า

$$\begin{aligned} T(n) &= B(d^*) + c(n) \\ &= E\{V(\psi/X_1, X_2, \dots, X_n)\} + K + kn \end{aligned}$$

จาก  $T(n)$  เราสามารถพิจารณาขนาดตัวอย่างที่เหมาะสม คือ  $n_0$  ได้โดยวิธีการของแคลคูลัส ลองพิจารณาตัวอย่างที่สองในตอน 2 ที่แล้วมานั้น ถ้าตัวอย่างสุ่ม  $X_1, X_2, \dots, X_n$  ขนาด  $n$  แล้วเราจะได้ว่า สำหรับ  $X_i = x_i$  ( $i=1, 2, \dots, n$ ) นั้น ค่าประมาณแบบเบย์ส์  $d^*$  ของ  $\psi$  และค่าเสียโอกาสคาดหวังของมัน  $B(d^*/X_1, X_2, \dots, X_n)$  กำหนดไว้ด้วยสมการ

$$d^* = \frac{\psi + \sum X_i}{\alpha + n}, \quad B(d^*/X_1, X_2, \dots, X_n) = \frac{\psi + \sum X_i}{(\alpha + n)^2}$$

ดังนั้นการเสียแบบเบย์ส์ของ  $d^*$  หรือ  $B(d^*)$  คือ

$$\begin{aligned} B(d^*) &= E\{B(d^*/X_1, X_2, \dots, X_n)\} \\ &= E\left\{\frac{\psi + \sum X_i}{(\alpha + n)^2}\right\} \\ &= \frac{1}{(\alpha + n)^2} \left\{ \psi + \sum E(X_i) \right\} \end{aligned}$$

แต่  $E(X_i) = E\{E(X_i/w)\}$  และโดยที่  $X_i$  เป็นแบบขั้วของ เราจึงได้  $E(X_i/w) = w$  ( $i=1,2,\dots,n$ ) เพราะฉะนั้น

$$E(X_i) = E(w) = v/\alpha$$

โดยที่  $w$  มีการแจกแจงก่อนทดลองแบบแกมมา เราจึงได้

$$B(d^*) = \frac{1}{(\alpha+n)^2} \left\{ v + \frac{nv}{\alpha} \right\}$$

$$= \frac{v}{\alpha(\alpha+n)}$$

สมมติว่าฟังก์ชันค่าใช้จ่ายในการสุ่มตัวอย่างเป็น  $c(n) = K + kn$  ตามที่กล่าวมาแล้ว เราก็สามารถหาฟังก์ชันการเสียทั้งหมด  $T(n)$  ได้เป็น

$$T(n) = B(d^*) + c(n)$$

$$= \frac{v}{\alpha(\alpha+n)} + [K + kn]$$

เราสามารถหาค่า  $n$  ที่ทำให้  $T(n)$  มีค่าต่ำสุดได้ โดยวิธีการแคลคูลัส นั่นคือจะได้สมการ

$$\frac{v}{\alpha(\alpha+n_0)^2} = k \quad \text{หรือ} \quad (\alpha+n_0)^2 = \frac{v}{k\alpha}$$

$$n_0 = (v/k\alpha)^{1/2} - \alpha$$

สำหรับ  $n_0$  นั้นต้องไม่เป็นลบ แต่ถ้าค่า  $n_0$  ที่ได้จากสมการนี้เป็นลบก็ให้ถือว่า  $n_0=0$  ซึ่งในกรณีเช่นนี้ก็ไม่จำเป็นต้องสุ่มตัวอย่างขนาดใด ๆ เลย ในทำนองเดียวกัน ค่าของ  $n_0$  นั้นจะต้องเป็นจำนวนเต็ม ซึ่งเราพิจารณาเลขจำนวนเต็มที่ใกล้ที่สุด แต่น้อยกว่าหรือเท่ากับ  $n_0$  เมื่อได้ขนาดตัวอย่างที่เหมาะสมแล้ว จึงทำการทดลอง หรือสุ่มตัวอย่างตามขนาดที่หาได้นั้น สำหรับปัญหาที่กล่าวมานั้น ขนาดตัวอย่างที่เหมาะสมจะเป็น

$$n_0 = (v/k\alpha)^{1/2} - \alpha$$

#### 4. วิธีประมาณค่าแบบน่าจะเป็นสูงสุดทั่วไป (Generalized Maximum Likelihood Estimation Method)

เท่าที่พิจารณาปัญหาการประมาณค่าที่ผ่านมา เราสมมติว่าฟังก์ชันเสียโอกาส  $L(d,w)$  นั้นมี แค่วงปัญหาไม่มีฟังก์ชันเหล่านี้ สำหรับปัญหาที่ไม่มีฟังก์ชันเสียโอกาส ค่า

ประมาณของ  $\mathcal{W}$  สามารถหาได้ด้วยวิธีประมาณค่าที่เรียกว่า การประมาณแบบน่าจะเป็นสูงสุดทั่วไป วิธีนี้เป็นการเลือกค่าของสภาวะการนอกบังคับ  $\mathcal{W}$  ที่ทำให้ฟังก์ชันน่าจะเป็นที่ปรับปรุง  $p(\mathcal{W}/x_1, x_2, \dots, x_n)$  นั้นมีค่าสูงสุด ให้  $\mathcal{W}(x)$  เป็นค่าหลังจากสังเกต  $x = x$  ดังนั้นถ้า  $\mathcal{W}(x)$  มีค่าสำหรับทุกค่า  $w \in \mathcal{W}$  ที่  $p(\mathcal{W}(x)/x) \geq p(w/x)$  แล้ว  $\mathcal{W}(x)$  จะเรียกว่า ค่าประมาณแบบน่าจะเป็นสูงสุดทั่วไป และ  $\mathcal{W}(X)$  เรียกว่า ตัวประมาณค่าแบบน่าจะเป็นสูงสุดทั่วไปของ  $\mathcal{W}$  ลองพิจารณาตัวอย่างที่แสดงถึงวิธีประมาณค่าแบบน่าจะเป็นสูงสุดทั่วไป

ตัวอย่าง สมมติว่าฟังก์ชันหนาแน่นน่าจะเป็นก่อนทดลองแบบมีที่ะ สำหรับ  $\mathcal{W}$  มีพารามิเตอร์  $\alpha$  และ  $\beta$  และฟังก์ชันน่าจะเป็นทวินามแบบจุด หลังจากสังเกตค่าของตัวอย่าง  $X_i = x_i (i=1, 2, \dots, n)$  แล้วเราจะได้ฟังก์ชันหนาแน่นน่าจะเป็นที่ปรับปรุง  $p(\mathcal{W}/x_1, x_2, \dots, x_n)$  ดังนี้

$$p(\mathcal{W}/x_1, x_2, \dots, x_n) = \frac{\Gamma(\alpha+\beta+n)}{\Gamma(\alpha+r)\Gamma(\beta+n-r)} w^{\alpha+r-1} (1-w)^{\beta+n-r-1}$$

ในเมื่อ  $\sum x_i = r$

ค่า  $\mathcal{W}(x_1, x_2, \dots, x_n)$  เมื่อ  $x_i = x_i (i=1, 2, \dots, n)$  ที่สอดคล้องกับ

$$p(\mathcal{W}(x)/x) \geq p(w/x)$$

นั้น ได้จากการหาอนุพันธ์  $p(\mathcal{W}/x_1, x_2, \dots, x_n)$  หรือ  $\ln p(\mathcal{W}/x_1, x_2, \dots, x_n)$  โดยการเทียบกับ  $w$  และให้อนุพันธ์นั้นเท่ากับศูนย์ แล้วเราจะได้

$$\frac{d}{dw} [\ln p(\mathcal{W}/x_1, x_2, \dots, x_n)] = \frac{\alpha+r-1}{w} - \frac{\beta+n-r-1}{1-w}$$

และ  $w = \frac{\alpha+r-1}{\alpha+\beta+n-2}$

ค่าของ  $\mathcal{W}$  นี้จะทำให้ฟังก์ชันหนาแน่นน่าจะเป็นที่ปรับปรุงสูงสุด เพราะฉะนั้นเราจึงใช้ค่า  $\mathcal{W}(x_1, x_2, \dots, x_n)$  นี้เป็นค่าประมาณแบบน่าจะเป็นสูงสุดทั่วไปของ  $\mathcal{W}$