

ミクロ経済学I演習 第9回 解答

作成日 | 2017 年 8 月 9 日

問題 1

- (a) 証明. f が厳密な凹関数であることの定義より, 異なる任意の $x, x^0 \in \mathbb{R}$ と任意の $t \in (0, 1)$ について,

$$f(tx + (1-t)x^0) > tf(x) + (1-t)f(x^0)$$

が成り立つ. これを変形すると,

$$\begin{aligned} f(x) - f(x^0) &< \frac{f(tx + (1-t)x^0) - f(x^0)}{t} = \frac{f(x^0 + t(x - x^0)) - f(x^0)}{t} \\ &= (x - x^0) \frac{f(x^0 + t(x - x^0)) - f(x^0)}{t(x - x^0)} \end{aligned}$$

となる. これは任意の $x, x^0 \in \mathbb{R}, t \in (0, 1)$ の間で成り立つので, 両辺の $t \rightarrow 0$ の極限を取っても大小関係は維持される. すなわち,

$$\begin{aligned} \lim_{t \rightarrow 0} \{f(x) - f(x^0)\} &< (x - x^0) \lim_{t \rightarrow 0} \frac{f(x^0 + t(x - x^0)) - f(x^0)}{t(x - x^0)} \\ \iff f(x) - f(x^0) &< (x - x^0) f'(x^0) \\ \iff f(x) &< f'(x^0)(x - x^0) + f(x^0) \end{aligned}$$

となる. 右辺は x^0 における傾きが $f'(x^0)$ で $(x^0, f(x^0))$ を通る直線, つまり x^0 における f の接線の式である. したがって接線は f の上方に位置する. \square

- (b) 証明. $p_i, (i = 1, 2, \dots, n)$ は $p_i \geq 0, \sum_{i=1}^n p_i = 1$ を満たすとする. (a) より, 任意の $x_i, x^0 \in \mathbb{R}$ について $f(x_i) < f'(x^0)(x_i - x^0) + f(x^0)$ が成り立つ. この両辺を p_i 倍して $i = 1$ から n まで足し合わせると,

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^n p_i f(x_i) &< \sum_{i=1}^n p_i \{f'(x^0)(x_i - x^0) + f(x^0)\} \\ &= f'(x^0) \sum_{i=1}^n p_i x_i - f'(x^0)x^0 + f(x^0) \end{aligned}$$

ここで $x^0 \equiv \sum_{i=1}^n p_i x_i$ とすると, Jensen の不等式

$$\sum_{i=1}^n p_i f(x_i) < f'(x^0) \sum_{i=1}^n p_i x_i - f'(x^0) \sum_{i=1}^n p_i x_i + f\left(\sum_{i=1}^n p_i x_i\right) = f\left(\sum_{i=1}^n p_i x_i\right)$$

を得る. \square

問題 2

⇒ の証明. v が u の正アフィン変換だとする. すなわちある $a > 0, b \in \mathbb{R}$ によって $v(g) = au(g) + b$ と書けるとする. 任意に互いに無差別でないギャンブル $g^1, g^2, g^3 \in \mathcal{G}$ を選ぶと,

$$\begin{aligned}\frac{v(g^1) - v(g^2)}{v(g^2) - v(g^3)} &= \frac{\{au(g^1) + b\} - \{au(g^2) + b\}}{\{au(g^2) + b\} - \{au(g^3) + b\}} = \frac{a(u(g^1) - u(g^2))}{a(u(g^2) - u(g^3))} \\ &= \frac{u(g^1) - u(g^2)}{u(g^2) - u(g^3)}\end{aligned}$$

となる. □

⇐ の証明. 互いに無差別でない任意のギャンブル $g^1, g^2, g^3 \in \mathcal{G}$ について,

$$\frac{u(g^1) - u(g^2)}{u(g^2) - u(g^3)} = \frac{v(g^1) - v(g^2)}{v(g^2) - v(g^3)} \quad (1)$$

が成り立つとする. $f: \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$ を, 任意の g に対し $v(g) = f(u(g))$ を満たす任意の変換とする.

u と v はいずれも同じ選好 \succsim を表現する効用関数なので, 任意の $g, g' \in \mathcal{G}$ について, $u(g) > u(g') \iff v(g) > v(g') \iff f(u(g)) > f(u(g'))$ でなければならない. これは f が厳密な増加関数であることを意味する.

(1) より,

$$\begin{aligned}\frac{v(g^1) - v(g^2)}{u(g^1) - u(g^2)} &= \frac{v(g^2) - v(g^3)}{u(g^2) - u(g^3)} \\ \iff \frac{f(u(g^1)) - f(u(g^2))}{u(g^1) - u(g^2)} &= \frac{f(u(g^2)) - f(u(g^3))}{u(g^2) - u(g^3)}\end{aligned}$$

左辺は点 $(u(g^1), f(u(g^1)))$ と $(u(g^2), f(u(g^2)))$ を結ぶ線分の傾き, 右辺は点 $(u(g^2), f(u(g^2)))$ と $(u(g^3), f(u(g^3)))$ を結ぶ線分の傾きを表す. 任意の g^1, g^2, g^3 に対しこれらが等しいという事は f が線形であることを意味する.

したがって f は線形かつ厳密な増加関数なので, $f(x) = ax + b$ (ただし $a > 0$) を得る. □

問題 3

(a) 任意にギャンブル $g \in \mathcal{G}$ を選ぶと,

$$u(g) = \sum_{i=1}^n p_i (\alpha + \beta \log(w_i)) = \alpha + \beta \sum_{i=1}^n p_i \log(w_i)$$
$$u(E(g)) = \alpha + \beta \log \left(\sum_{i=1}^n p_i w_i \right)$$

である. リスク回避的であることの定義より, $u(E(g)) > u(g)$ であればよい.
すなわち,

$$u(E(g)) - u(g) = \beta \left(\log \left(\sum_{i=1}^n p_i w_i \right) - \sum_{i=1}^n p_i \log(w_i) \right) > 0$$

であればよい. $\log(x)$ は厳密な凹関数なので, カッコ内は Jensen の不等式より正である. したがって $\beta > 0$ でなければならない.

(b) 確実性同値額を \hat{w} と書くと, $u(\hat{w}) = u(g)$ を満たす.

$$u(g) = \frac{1}{2} (\alpha + \beta \log(w+h)) + \frac{1}{2} (\alpha + \beta \log(w-h))$$
$$= \alpha + \frac{\beta}{2} \log((w+h)(w-h))$$
$$= \alpha + \frac{\beta}{2} \log(w^2 - h^2)$$
$$u(\hat{w}) = \alpha + \beta \log(\hat{w})$$

なので, $\hat{w} = (w^2 - h^2)^{1/2}$ となる.

リスクプレミアム $P \equiv E(g) - \hat{w}$ を求めると,

$$P = \frac{1}{2}(w+h) + \frac{1}{2}(w-h) - \hat{w} = w - (w^2 - h^2)^{1/2}$$

(c) **証明.** 絶対的リスク回避度 $R_a(w) \equiv -u''(w)/u'(w)$ を求めると,

$$R_a(w) = -\frac{-\beta/w^2}{\beta/w} = \frac{1}{w}$$

となる. これは w に関して減少する. □

問題 4

求める VNM 効用関数を u と書く．任意の $w \in \mathbb{R}_+$ で絶対的リスク回避度が α で一定なので， $-\frac{u''(w)}{u'(w)} = \alpha \iff \frac{u''(w)}{u'(w)} = -\alpha$ が成り立つ．両辺を w で積分すると，

$$\begin{aligned} \int \frac{u''(w)}{u'(w)} dw &= \int -\alpha dw \iff \log(u'(w)) + C_1 = -\alpha w + C_2 \\ \iff \log(u'(w)) &= -\alpha w + C \\ \iff u'(w) &= \exp(-\alpha w + C) \equiv \exp(C) \exp(-\alpha w) \end{aligned}$$

となる．ただし C_1, C_2 は積分定数， $C = C_2 - C_1$ である．さらにこの両辺を w で積分すると，

$$\begin{aligned} \int u'(w) dw &= \int \exp(C) \exp(-\alpha w) dw \\ \iff u(w) + C_3 &= \exp(C) \times \left(-\frac{1}{\alpha}\right) \exp(-\alpha w) + C_4 \\ \iff u(w) &= \exp(C) \times \left(-\frac{1}{\alpha}\right) \exp(-\alpha w) + C' \end{aligned}$$

となる．ただし， C_3, C_4 は積分定数， $C' \equiv C_4 - C_3$ である．これが絶対的リスク回避度が一定になる VNM 効用関数である．あるいは正アフィン変換により

$$v(w) \equiv \frac{1}{\exp(C)} u(w) - \frac{C'}{\exp(C)} = -\frac{1}{\alpha} \exp(-\alpha w)$$

としても良い．

問題 5

(a) 証明. h の 1 次と 2 次の導関数を求めると，

$$\begin{aligned} h'(x) &= \frac{u'_1(u_2^{-1}(x))}{u'_2(u_2^{-1}(x))} \\ h''(x) &= \frac{\frac{u''_1(u_2^{-1}(x))}{u'_1(u_2^{-1}(x))} u'_2(u_2^{-1}(x)) - \frac{u''_2(u_2^{-1}(x))}{u'_2(u_2^{-1}(x))} u'_1(u_2^{-1}(x))}{[u'_2(u_2^{-1}(x))]^2} \\ &= \frac{u'_1(u_2^{-1}(x)) \left\{ \frac{u''_1(u_2^{-1}(x))}{u'_1(u_2^{-1}(x))} - \frac{u''_2(u_2^{-1}(x))}{u'_2(u_2^{-1}(x))} \right\}}{[u'_2(u_2^{-1}(x))]^2} \end{aligned}$$

となる． u_i には厳密な増加関数であり，厳密な凹関数なので $u'_i > 0$ かつ $u'' < 0$ である．また， $R_a^1 > R_a^2$ より $\frac{u''_1}{u'_1} < \frac{u''_2}{u'_2}$ である．よって $h'(x) > 0$ ， $h''(x) < 0$ が従う． □

(b) **証明.** 確実性同値額の定義より,

$$u(\hat{w}_1) = \sum_{j=1}^n p_j u_1(w_j)$$

$$u(\hat{w}_2) = \sum_{j=1}^n p_j u_2(w_j)$$

である. また, h の定義より任意の w について

$$h(u_2(w)) = u_1(u_2^{-1}(u_2(w))) = u_1(w)$$

となる. h が厳密な凹関数であることに注意すると,

$$\begin{aligned} u_1(\hat{w}_1) &= \sum_{j=1}^n p_j u_1(w_j) = \sum_{j=1}^n p_j h(u_2(w_j)) \\ &< h\left(\sum_{j=1}^n p_j u_2(w_j)\right) = h(u(\hat{w}_2)) = u_1(\hat{w}_2) \end{aligned}$$

が成り立つ. u_1 は厳密な増加関数なので, これは $\hat{w}_1 < \hat{w}_2$ を意味する. □