

Mathematics for Economists

Kapitel 2 – Analyse af flere variable

Eric Hillebrand

Institut for Økonomi
og
CREATES
Aarhus University

Disposition Kapitel 2

- Indsættelser: Grænseværdier, kontinuitet, optimering af funktioner af en variabel, middelværdisætningen, Taylor formlen for funktioner af en variabel
- Partielle afledede, gradienter (2.1)
- Differentiabilitet (2.9)
- Taylor formlen for funktioner af flere variable (2.6)
- Implicit givne funktioner og inverse funktioner (2.7)
- **Konvekse mængder (2.2)**
- **Konkave og konvekse funktioner (2.3/2.4)**
- Kvasikonkave og -konvekse funktioner (2.5)

2.2 Konvekse mængder

2.2 Konvekse mængder

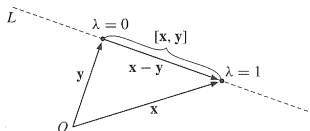


Figure 2 The closed segment $[x, y]$.

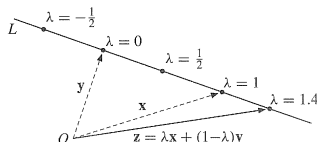


Figure 3 The straight line through x and y .

Lad $x, y \in \mathbb{R}^n$ og betragt det **lukkede linjestykke**

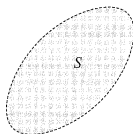
$$[x, y] = \{z : \exists \lambda \in [0, 1] \text{ s.t. } z = \lambda x + (1 - \lambda)y\}$$

Definition (p. 50, Konveks mængde)

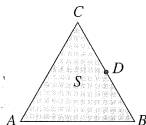
En mængde S i \mathbb{R}^n kaldes for **konveks** hvis for alle $x, y \in S$ gælder, at $[x, y] \subseteq S$.
Med andre ord

$$\lambda x + (1 - \lambda)y \in S \text{ for alle } x, y \text{ in } S \text{ og alle } \lambda \text{ in } [0, 1]$$

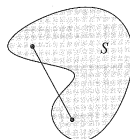
2.2 Konvekse mængder



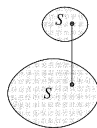
(a) Convex



(b) Convex



(c) Not convex



(d) Not convex

Fællesmængden af konvekse mængder er igen konveks:

S_1, \dots, S_m konvekse mængder i $R^n \Rightarrow S_1 \cap \dots \cap S_m$ er konveks.

Foreningsmængden af konvekse mængder er ikke altid konveks.

2.3 Konkave og konvekse funktioner I

2.3 Konkave og konvekse funktioner I

En funktion f kaldes for **konkav (konveks)** hvis definitionsmængden er konveks og ethvert punkt på linjestykket der forbinder to vilkårlige punkter på grafen er mindre end eller lige med (større end eller lige med) grafen.

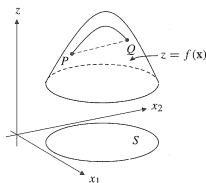


Figure 1 f is concave; for all points P and Q on the graph of f , the line segment PQ lies below the graph.

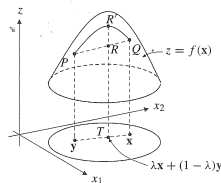


Figure 2 $TR' = f(\lambda x + (1 - \lambda)y) \geq TR = \lambda f(x) + (1 - \lambda)f(y)$.

Definition (p. 54, Konkav/konveks funktion)

En funktion $f(x) = f(x_1, \dots, x_n)$ af en konveks mængde S er **konkav** i S hvis

$$f(\lambda x + (1 - \lambda)y) \geq \lambda f(x) + (1 - \lambda)f(y) \quad (*)$$

for alle x og y i S og alle λ in $[0, 1]$. En funktion $f(x)$ er **konveks** hvis $(*)$ gælder med \leq i stedet for \geq . **Strengt:** $<$ eller hhv. $>$.

2.3 Konkave og konvekse funktioner I

Teorem

Lad $I \subset \mathbb{R}$ være et åbent interval og $f : I \rightarrow \mathbb{R}$ in C^2 . Det gælder, at f er konkav (konveks), hvis og kun hvis $f''(x) \leq 0$ (≥ 0) for alle $x \in I$.

2.3 Konkave og konvekse funktioner I

Sætning

Lad $f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ være en to-gange differentiabel funktion, $X \subset \mathbb{R}^n$ åben mængde. Der gælder, at:

- (1) $f(x)$ er konveks i $X \Leftrightarrow \text{Hess } f(x)$ er positiv semidefinit i X .
- (2) $f(x)$ er konkav i $X \Leftrightarrow \text{Hess } f(x)$ er negativ semidefinit i X .
- (3) $\text{Hess } f(x)$ er positiv definit i $X \Rightarrow f(x)$ er strengt konveks i X .
- (4) $\text{Hess } f(x)$ er negativ definit i $X \Rightarrow f(x)$ er strengt konkav i X .

2.3 Konkave og konvekse funktioner I

Teorem (2.3.1)

Lad $z = f(x, y)$ være en to gange kontinuert differentiabel funktion med en åben, konvex definitions-mængde X i planet \mathbb{R}^2 . Der gælder:

- (a) f er konvex $\iff f''_{11} \geq 0, f''_{22} \geq 0$, og $f''_{11}f''_{22} - (f''_{12})^2 \geq 0$.
- (b) f er konkav $\iff f''_{11} \leq 0, f''_{22} \leq 0$, og $f''_{11}f''_{22} - (f''_{12})^2 \geq 0$.
- (c) $f''_{11} > 0$ og $f''_{11}f''_{22} - (f''_{12})^2 > 0 \implies f$ er strengt konvex.
- (d) $f''_{11} < 0$ and $f''_{11}f''_{22} - (f''_{12})^2 > 0 \implies f$ er strengt konkav.

2.3 Konkave og konvekse funktioner I

Teorem (2.3.2, Strikt konveksitet/konkavitet: Tilstrækkelige betingelser)

Antag at $f(x) = f(x_1, \dots, x_n)$ er en to gange kontinuert differentiable funktion på en åben og konveks mængde X i \mathbb{R}^n . Lad $D_r(x)$ være de ledende underdeterminanter af Hesse matricen $\text{Hess } f(x) = (f''_{ij}(x))_{n \times n}$. Der gælder:

- (a) $D_r(x) > 0$ for alle x i X og alle $r = 1, \dots, n \implies f$ er strengt konveks i X .
- (b) $(-1)^r D_r(x) > 0$ for alle x i X og alle $r = 1, \dots, n \implies f$ er strengt konkav i X .

2.3 Konkave og konvekse funktioner I

Eksempel

Betragt den Cobb-Douglas-agtige funktion

$$f(x, y) = x^a y^b,$$

med $x, y \in \mathbb{R}_+$, $a, b \in [0, 1]$, og $a + b \leq 1$, med Hesse matrix

$$\text{Hess } f(x, y) = \begin{bmatrix} a(a-1)x^{a-2}y^b & abx^{a-1}y^{b-1} \\ abx^{a-1}y^{b-1} & b(b-1)x^a y^{b-2} \end{bmatrix}$$

Fordi $a, b \in [0, 1]$ gælder der

$$f''_{11} \leq 0, \quad f''_{22} \leq 0$$

og

$$f''_{11}f''_{22} - (f''_{12})^2 = (1-a-b)abx^{2(a-1)}y^{2(b-1)} \geq 0.$$

$\Rightarrow f$ er konkav på \mathbb{R}_+ . Hvis $a + b < 1$, f er strengt konkav.

2.3 Konkave og konvekse funktioner I

Teorem (2.3.4)

Hvis f_1, \dots, f_m er funktioner på en konveks mængde X i \mathbb{R}^n , så gælder:

- (a) f_1, \dots, f_m er konkave og $a_1 \geq 0, \dots, a_m \geq 0 \Rightarrow a_1 f_1 + \dots + a_m f_m$ konkav.
- (b) f_1, \dots, f_m er konvekse og $a_1 \geq 0, \dots, a_m \geq 0 \Rightarrow a_1 f_1 + \dots + a_m f_m$ konveks.

2.3 Konkave og konvekse funktioner I

Teorem (2.3.5, Sammensatte funktioner)

Lad $f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ med en konveks definitionsmængde X i \mathbb{R}^n og lad $F : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$ med $f(X)$ i definitionsmængden af F . Der gælder:

- (a) $f(x)$ konkav, $F(u)$ konkav og voksende $\Rightarrow U(x) = F(f(x))$ konkav.
- (b) $f(x)$ konveks, $F(u)$ konveks og voksende $\Rightarrow U(x) = F(f(x))$ konveks.
- (c) $f(x)$ konkav, $F(u)$ konveks og aftagende $\Rightarrow U(x) = F(f(x))$ konveks.
- (d) $f(x)$ konveks, $F(u)$ konkav og aftagende $\Rightarrow U(x) = F(f(x))$ konkav.

2.4 Konkave og konvekse funktioner II

2.4 Konkave og konvekse funktioner II

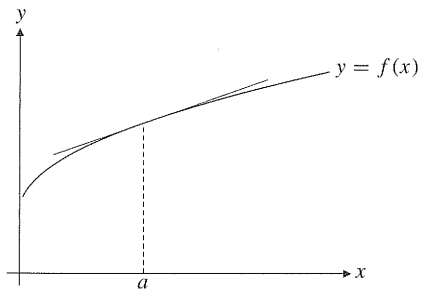


Figure 1 f is concave. The tangent is above the graph.

2.4 Konkave og konvekse funktioner II

Teorem (2.4.1, Konkavitet for differentiable funktioner)

Antag at $f(x) = f(x_1, \dots, x_n)$ er en C^1 funktion på en åben og konveks mængde S i \mathbb{R}^n . Der gælder:

- (a) f er konkav i S hvis og kun hvis

$$f(x) - f(x_0) \leq \langle \nabla f(x_0), (x - x_0) \rangle = \sum_{i=1}^n \frac{\partial f(x_0)}{\partial x_i} (x_i - x_{0,i}) \quad (*)$$

for alle x og x_0 i S .

- (b) f er strengt konkav hvis og kun hvis uligheden (*) er altid streng for $x \neq x_0$.
- (c) Tilsvarende resultater for konvekse (strengt konvekse) funktioner fås ved ombytning af \leq til \geq ($<$ til $>$) i uligheden (*).

2.4 Konkave og konvekse funktioner II

Teorem (2.4.2, Niveaumængder, minima, maxima)

Lad $f(x) = f(x_1, \dots, x_n)$ og $g(x) = g(x_1, \dots, x_n)$ være defineret på en konveks mængde S i \mathbb{R}^n

- (a) Hvis f er konkav, så er mængden $P_a = \{x \in S : f(x) \geq a\}$ konveks for alle a .
- (b) Hvis f er konveks, så er mængden $P^a = \{x \in S : f(x) \leq a\}$ konveks for alle a .
- (c) f er konkav $\iff M_f = \{(x, y) : x \in S \text{ og } y \leq f(x)\}$ er konveks.
- (d) f er konveks $\iff M^f = \{(x, y) : x \in S \text{ og } y \geq f(x)\}$ er konveks.
- (e) f og g er konkav $\implies h(x) = \min(f(x), g(x))$ er konkav.
- (f) f og g er konveks $\implies H(x) = \max(f(x), g(x))$ er konveks.

2.4 Konkave og konvekse funktioner II

Teorem (2.4.3, Jensens ulighed, diskret)

En funktion f er konkav på den konvekse mængde S i \mathbb{R}^n hvis og kun hvis

$$f(\lambda_1 x_1 + \cdots + \lambda_m x_m) \geq \lambda_1 f(x_1) + \cdots + \lambda_m f(x_m)$$

gælder for alle x_1, \dots, x_m i S og alle $\lambda_1 \geq 0, \dots, \lambda_m \geq 0$ med $\lambda_1 + \cdots + \lambda_m = 1$.

Teorem (2.4.4, Jensens ulighed, kontinuert)

Lad $x(t)$ og $\lambda(t)$ være kontinuerte funktioner på intervallet $[a, b]$, med $\lambda(t) \geq 0$ og $\int_a^b \lambda(t) dt = 1$. Hvis f er en konkav funktion defineret på værdimængden af $x(t)$, så gælder

$$f\left(\int_a^b \lambda(t)x(t) dt\right) \geq \int_a^b \lambda(t)f(x(t)) dt.$$