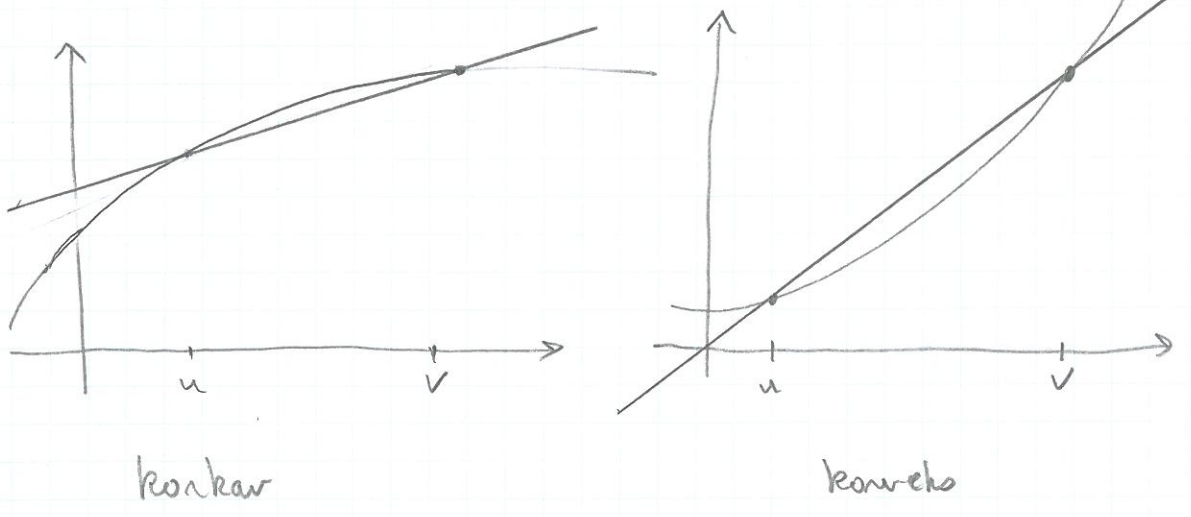


Konkave og konvekse funktioner



konkav \Rightarrow graf over sekant
 konveks \Rightarrow graf under sekant

Formelt:

$x = u + (v-u)\theta \quad \theta \in [0,1]$
 dvs. x gennemløber værdierne fra u til v når θ går fra 0 til 1.

Konkav

$$f(x) \geq f(u) + \frac{f(v)-f(u)}{v-u} (x-u) \quad \Rightarrow$$

$\underbrace{\hspace{15em}}$
 ligning for sekant

$$f(u+(v-u)\theta) \geq \frac{f(v)-f(u)}{v-u} \theta(v-u) + f(u) \quad \Rightarrow$$

$$f(u(1-\theta)+v\theta) \geq \theta(f(v)-f(u)) + f(u) \quad \Rightarrow$$

$\underbrace{\hspace{15em}}$
 gennemløber værdier fra $f(u)$ til $f(v)$ på y-aksen

$$f(u(1-\theta)+v\theta) \geq f(u)(1-\theta) + f(v)\theta$$

Tilsvarende mlt konvekts :

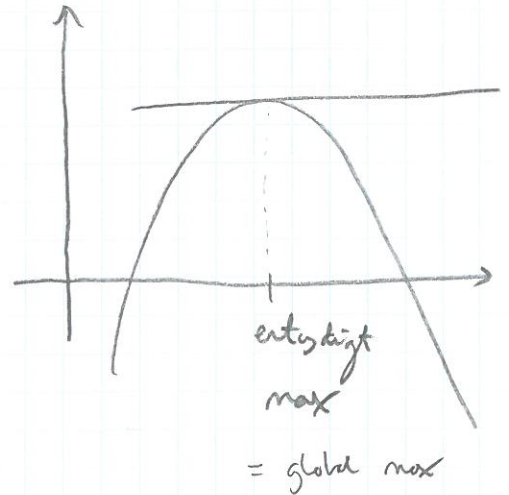
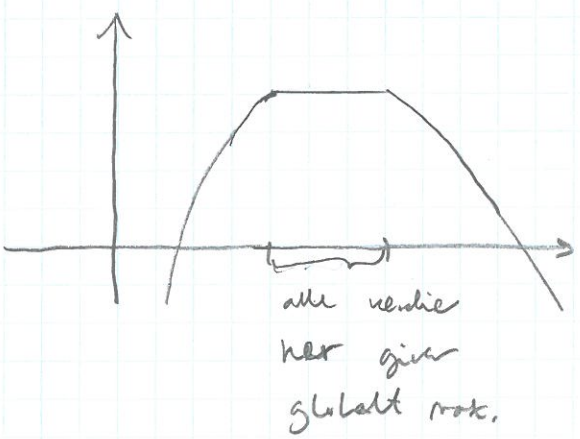
$$f(u(1-\theta) + v\theta) \leq f(u)(1-\theta) + f(v)\theta$$

Optimering og konkavitet

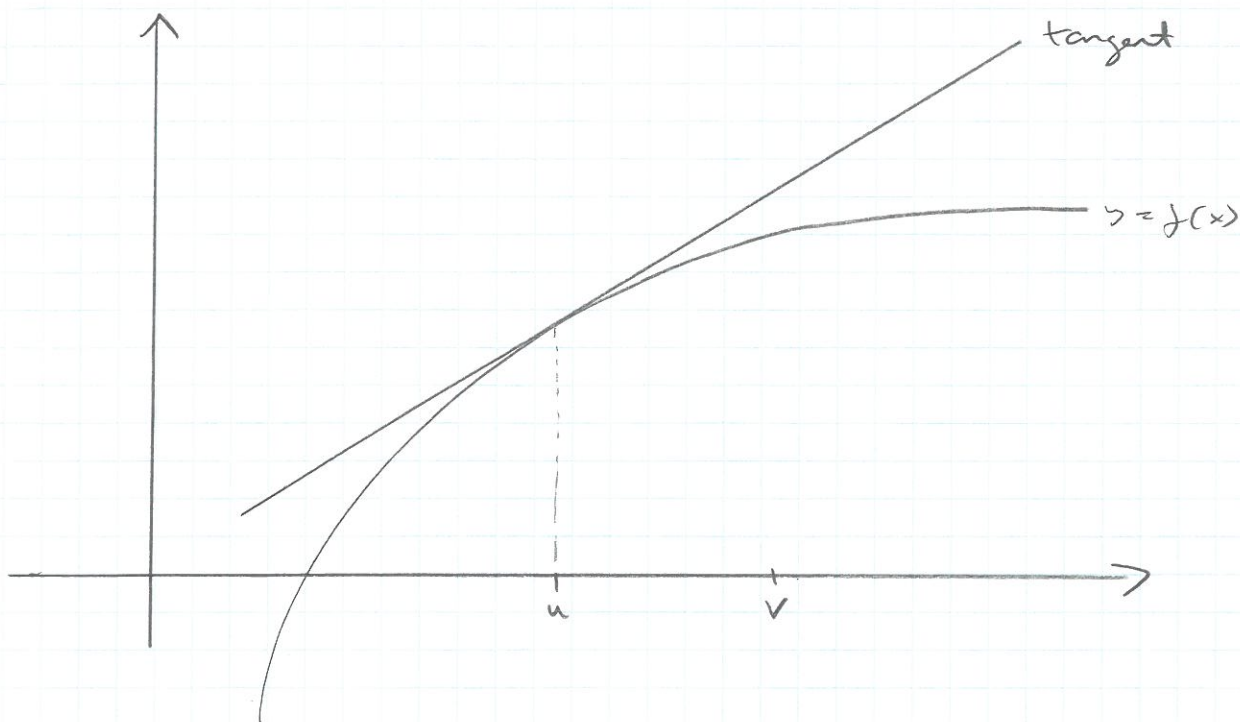
Hvis en funktion er konkav vil et lokalt max være globalt max

Hvis funktion strengt konkav ($>$) vil et lokalt max være entydigt globalt max.

Konkav og strengt konkav funktion med lokal max = global max :



Formulierung Wdh tangent



Konkav hier $f \leq$ tangent also

$$f(v) \leq f(u) + f'(u)(v-u)$$

Konvex hier $f \geq$ tangent also

$$f(v) \geq f(u) + f'(u)(v-u)$$

Formulierung Wdh 2. ordnung affekt

$f''(x) \leq 0$ für alle $x \Leftrightarrow$ Konkav ($f'(x)$ nicht-wachsend)

$f''(x) \geq 0$ für alle $x \Leftrightarrow$ Konvex ($f'(x)$ nicht-abnehmend)

$f''(x) \leq 0 \Leftrightarrow f'(x)$ nicht wachsend



$f''(x) < 0 \Rightarrow$ strengt konkav

$f''(x) > 0 \Rightarrow$ strengt konveks

NB: disse betingelser er tilstrækkelige (\Rightarrow) men ikke nødvendige (\Leftarrow). Ex $f(x) = x^4$ er strengt ~~konkav~~ ^{konveks} men $f''(0) = 0$.

(men da $f''(x) = 12x^2 \geq 0$ ved $x=0$ konveks)

Funktioner af flere variable

$f(x, y)$ er konkav / konvex hvis alle
profil-funktioner (snit) er konkave / konvekse.

Ud fra tangentplan

konkav hvis f under tangentplan

konvex hvis f over tangentplan

Ud fra 2. ordens afledede

$$H = \begin{bmatrix} f_{xx} & f_{xy} \\ f_{yx} & f_{yy} \end{bmatrix}$$

konkav $\Leftrightarrow H$ negativ semidefinit \Leftrightarrow

$$f_{xx} \leq 0 \wedge f_{yy} \leq 0 \wedge f_{xx} f_{yy} \geq f_{xy}^2$$

konvex $\Leftrightarrow H$ positiv semidefinit \Leftrightarrow

$$f_{xx} \geq 0 \wedge f_{yy} \geq 0 \wedge f_{xx} f_{yy} \geq f_{xy}^2$$

$$H \begin{cases} \text{positiv} \\ \text{negativ} \end{cases} \text{ definit} \begin{pmatrix} f_{xx} > 0, & f_{xx} f_{yy} > f_{xy}^2 \\ f_{xx} < 0, & f_{xx} f_{yy} > f_{xy}^2 \end{pmatrix} \Rightarrow \begin{cases} \text{strengt konvex} \\ \text{strengt konkav} \end{cases}$$

Ex

$$f(x,y) = -x^2 - y^2$$

$$f_x = -2x \quad f_{xx} = -2 < 0 \quad f_{xy} = f_{yx} = 0$$

$$f_y = -2y \quad f_{yy} = -2 < 0$$

$$\text{da } f_{xx} f_{yy} > f_{xy}^2 \quad \text{Das strengt konkav}$$

Ex

$$f(x,y) = -(x+y)^2$$

$$f_x = -2(x+y) \quad f_{xx} = -2 \quad f_{xy} = f_{yx} = -2$$

$$f_y = -2(x+y) \quad f_{yy} = -2$$

$$\text{Das } f_{xx} \leq 0 \quad f_{yy} < 0 \quad \text{da } f_{xy}^2 = f_{xx} f_{yy}$$

das konkav (man kann nicht konkludieren
ob strengt konkav)

Ex

$$f(x,y) = -xy$$

$$f_x = -y \quad f_{xx} = 0 \quad f_{xy} = f_{yx} = -1$$

$$f_y = -x \quad f_{yy} = 0 \quad \dots =$$

das $f_{xx} = 0 \quad f_{yy} = 0$ man nicht

$f_{xx} f_{yy} \geq f_{xy}^2$ ($0 \neq 1$) das man kann
konkav oder konvex.