

Optimalizace

6. Nelineární funkce a zobrazení

Tom Werner, Tom Kroupa

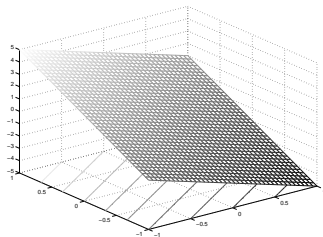
FEL ČVUT

Příklady funkcí $f: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$

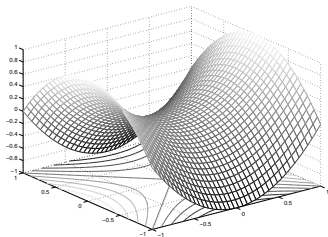
- $f(x_1, x_2) = 3x_1 - x_1^3 - 3x_1x_2^2$
- $f(\mathbf{x}) = \mathbf{a}^T \mathbf{x} + b$
- $f(\mathbf{x}) = \mathbf{x}^T \mathbf{A} \mathbf{x} + \mathbf{b}^T \mathbf{x} + c$
- skalární pole $\mathbb{R}^3 \rightarrow \mathbb{R}$

Zopakujme:

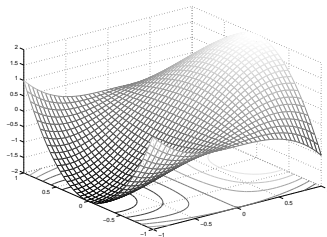
- **Graf** funkce f je množina $\{(\mathbf{x}, y) \in \mathbb{R}^{n+1} \mid \mathbf{x} \in \mathbb{R}^n, f(\mathbf{x}) = y\}$.
- **Vrstevnice** funkce f výšky y je množina $\{\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n \mid f(\mathbf{x}) = y\}$.



$$f(x_1, x_2) = -2x_1 + 3x_2$$



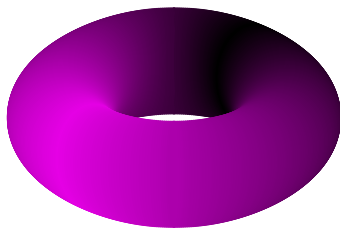
$$f(x_1, x_2) = x_1^2 - x_2^2$$



$$f(x_1, x_2) = 3x_1 - x_1^3 - 3x_1x_2^2$$

- $f(t) = \mathbf{x} + t\mathbf{v}$
- $f(t) = (\cos t, \sin t)$
- $f(t) = (\cos t, \sin t, t)$
- poloha částice jako funkce času

- $f(\mathbf{x}) = \mathbf{Ax} + \mathbf{b}$
- vektorové pole $\mathbb{R}^3 \rightarrow \mathbb{R}^3$
- $f(u, v) = ((R + r \cos v) \cos u, (R + r \cos v) \sin u, r \sin v)$

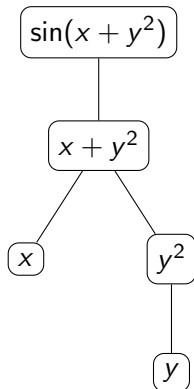


Spojitosť

Zobrazení $f: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^m$ je **spojité** v bodě $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n$, jestliže

$$\lim_{\mathbf{y} \rightarrow \mathbf{x}} f(\mathbf{y}) = f(\mathbf{x}).$$

Postačující podmínka: Spojitosť se zachovává sčítáním/násobením/skládáním funkcí.



Derivace

Derivace funkce $f: \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$

Funkce $f: \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$ je **diferencovatelná** v bodě x , jestliže existuje $a \in \mathbb{R}$ tak, že

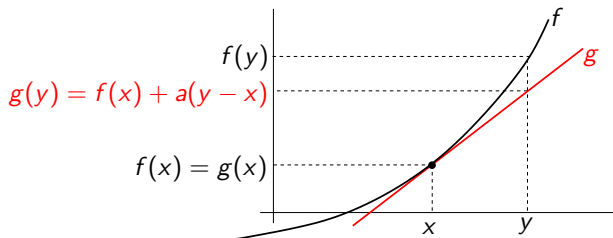
$$\lim_{y \rightarrow x} \frac{f(y) - f(x) - a(y - x)}{|y - x|} = 0.$$

Pak se a nazývá **derivace** funkce f v bodě x a píšeme $f'(x) = \frac{df(x)}{dx} = a$.

Tvrzení: Tato definice je ekvivalentní obvyklé definici derivace.

Intuice: Funkce f musí být v okolí bodu x podobná nějaké afinní funkci

$$g(y) = f(x) + a(y - x)$$



Derivace zobrazení $f: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^m$

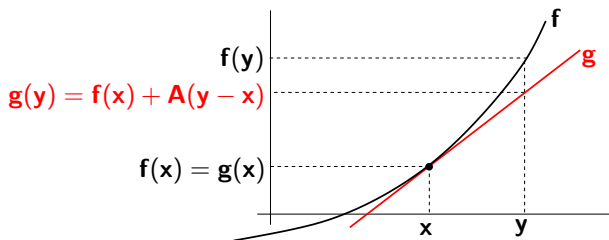
Zobrazení $f: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^m$ je **diferencovatelné** v bodě \mathbf{x} , jestliže existuje matice $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{m \times n}$ tak, že

$$\lim_{\mathbf{y} \rightarrow \mathbf{x}} \frac{\mathbf{f}(\mathbf{y}) - \mathbf{f}(\mathbf{x}) - \mathbf{A}(\mathbf{y} - \mathbf{x})}{\|\mathbf{y} - \mathbf{x}\|} = \mathbf{0}.$$

Pak se \mathbf{A} nazývá (totální) **derivace** (nebo **Jacobiho matice**) zobrazení f v bodě \mathbf{x} a píšeme $\mathbf{f}'(\mathbf{x}) = \frac{d\mathbf{f}(\mathbf{x})}{d\mathbf{x}} = \mathbf{A}$.

Intuice: Zobrazení f musí být v okolí bodu \mathbf{x} podobné afinnímu zobrazení

$$\mathbf{g}(\mathbf{y}) = \mathbf{f}(\mathbf{x}) + \mathbf{A}(\mathbf{y} - \mathbf{x})$$



Tvrzení

Je-li \mathbf{f} v bodě \mathbf{x} diferencovatelné, pak existují všechny parciální derivace $\frac{\partial f_i(\mathbf{x})}{\partial x_j}$ a

$$\mathbf{f}'(\mathbf{x}) = \begin{bmatrix} \frac{\partial f_1(\mathbf{x})}{\partial x_1} & \cdots & \frac{\partial f_1(\mathbf{x})}{\partial x_n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial f_m(\mathbf{x})}{\partial x_1} & \cdots & \frac{\partial f_m(\mathbf{x})}{\partial x_n} \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{m \times n}.$$

Speciální případy:

- Pro $f: \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$ je $f'(x)$ skalár

- Pro $\mathbf{f}: \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}^m$ je $\mathbf{f}'(x) = \begin{bmatrix} f'_1(x) \\ \vdots \\ f'_m(x) \end{bmatrix}$ sloupcový vektor

- Pro $f: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ je $f'(\mathbf{x}) = \left[\frac{\partial f(\mathbf{x})}{\partial x_1} \quad \cdots \quad \frac{\partial f(\mathbf{x})}{\partial x_n} \right]$ řádkový vektor

Věta (postačující podmínka pro diferencovatelnost)

Existují-li v bodě \mathbf{x} všechny parciální derivace $\frac{\partial f_i(\mathbf{x})}{\partial x_j}$ a funkce $\frac{\partial f_i}{\partial x_j}$ jsou v bodě \mathbf{x} spojité, pak je \mathbf{f} v bodě \mathbf{x} diferencovatelné.

Derivace složeného zobrazení

Věta (řetízkové pravidlo)

Pro diferencovatelná zobrazení

$$\mathbb{R}^n \xrightarrow{\mathbf{f}} \mathbb{R}^m \xrightarrow{\mathbf{g}} \mathbb{R}^\ell$$

platí

$$(\mathbf{g} \circ \mathbf{f})'(x) = \frac{d\mathbf{g}(\mathbf{f}(x))}{dx} = (\mathbf{g}' \circ \mathbf{f})(x) \mathbf{f}'(x) = \mathbf{g}'(\mathbf{f}(x)) \mathbf{f}'(x).$$

V Leibnizově značení: Je-li $y = \mathbf{g}(u)$ a $u = \mathbf{f}(x)$, pak

$$\frac{dy}{dx} = \frac{dy}{du} \frac{du}{dx}$$

Přirozeně se zobecní pro složení více zobrazení.

Maticový kalkulus

Pravidla pro derivování vektorových/maticových výrazů.

Příklad: Najděme derivaci kvadratické formy (\mathbf{A} nemusí být symetrická)

$$f(\mathbf{x}) = \mathbf{x}^T \mathbf{A} \mathbf{x} = \sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^n a_{ij} x_i x_j.$$

Parciální derivace jsou

$$\frac{\partial f(\mathbf{x})}{\partial x_k} = \sum_{j=1}^n a_{kj} x_j + \sum_{i=1}^n a_{ik} x_i.$$

Tedy

$$f'(\mathbf{x}) = \left[\frac{\partial f(\mathbf{x})}{\partial x_1} \quad \dots \quad \frac{\partial f(\mathbf{x})}{\partial x_n} \right] = \mathbf{x}^T \mathbf{A} + \mathbf{x}^T \mathbf{A}^T = \mathbf{x}^T (\mathbf{A} + \mathbf{A}^T).$$

$\mathbf{f}(\mathbf{x})$	$\mathbf{f}'(\mathbf{x})$
\mathbf{x}	\mathbf{I}
$\mathbf{Ax} + \mathbf{b}$	\mathbf{A}
$\mathbf{Ag}(\mathbf{x})$	$\mathbf{Ag}'(\mathbf{x})$
$\mathbf{g}(\mathbf{Ax} + \mathbf{b})$	$\mathbf{g}'(\mathbf{Ax} + \mathbf{b})\mathbf{A}$

Derivace některých funkcí $f: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$

$f(\mathbf{x})$	$f'(\mathbf{x})$
$\mathbf{a}^T \mathbf{x} + b$	\mathbf{a}^T
$\mathbf{x}^T \mathbf{x} = \ \mathbf{x}\ ^2$	$2\mathbf{x}^T$
$\mathbf{x}^T \mathbf{A} \mathbf{x}$	$\mathbf{x}^T (\mathbf{A} + \mathbf{A}^T)$
$\ \mathbf{x}\ $	$\mathbf{x}^T / \ \mathbf{x}\ $
$\mathbf{g}(\mathbf{x})^T \mathbf{g}(\mathbf{x}) = \ \mathbf{g}(\mathbf{x})\ ^2$	$2\mathbf{g}(\mathbf{x})^T \mathbf{g}'(\mathbf{x})$
$\mathbf{g}(\mathbf{x})^T \mathbf{h}(\mathbf{x})$	$\mathbf{g}(\mathbf{x})^T \mathbf{h}'(\mathbf{x}) + \mathbf{h}(\mathbf{x})^T \mathbf{g}'(\mathbf{x})$

Derivace funkce $\mathbb{R}^{m \times n} \rightarrow \mathbb{R}$

Derivaci funkce $f: \mathbb{R}^{m \times n} \rightarrow \mathbb{R}$ v bodě $\mathbf{X} \in \mathbb{R}^{m \times n}$ je přirozené definovat jako matici

$$f'(\mathbf{X}) = \begin{bmatrix} \frac{\partial f(\mathbf{X})}{\partial x_{11}} & \cdots & \frac{\partial f(\mathbf{X})}{\partial x_{m1}} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial f(\mathbf{X})}{\partial x_{1n}} & \cdots & \frac{\partial f(\mathbf{X})}{\partial x_{mn}} \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{n \times m}$$

protože pro $n = 1$ je to Jacobiho matice zobrazení $f: \mathbb{R}^m \rightarrow \mathbb{R}$ (tj. řádkový vektor).

$f(\mathbf{X})$	$f'(\mathbf{X})$	poznámka
$\text{tr } \mathbf{X} = \langle \mathbf{I}, \mathbf{X} \rangle$	\mathbf{I}	\mathbf{X} čtvercová
$\text{tr}(\mathbf{A}\mathbf{X}) = \langle \mathbf{A}^T, \mathbf{X} \rangle$	\mathbf{A}	
$\ \mathbf{X}\ ^2 = \langle \mathbf{X}, \mathbf{X} \rangle = \text{tr}(\mathbf{X}^T \mathbf{X})$	$2\mathbf{X}^T$	
$\text{tr}(\mathbf{X}^T \mathbf{A}\mathbf{X}) = \langle \mathbf{X}, \mathbf{A}\mathbf{X} \rangle$	$\mathbf{X}^T(\mathbf{A} + \mathbf{A}^T)$	
$\mathbf{a}^T \mathbf{X} \mathbf{b}$	$\mathbf{b} \mathbf{a}^T$	
$\text{tr}(\mathbf{A}\mathbf{X}\mathbf{B})$	$\mathbf{B}\mathbf{A}$	
$\text{tr}(\mathbf{X}^k)$	$k\mathbf{X}^{k-1}$	k celé nenulové, pro $k < 0$ je \mathbf{X} regulární
$\det \mathbf{X}$	$(\det \mathbf{X})\mathbf{X}^{-1}$	\mathbf{X} regulární
$\ln \det \mathbf{X}$	\mathbf{X}^{-1}	\mathbf{X} pozitivně definitní

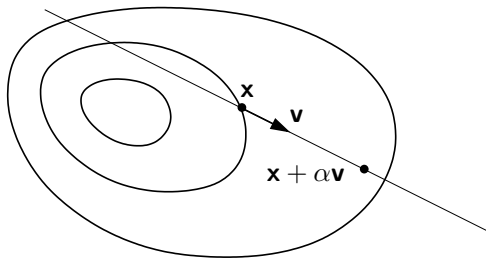
Směrová derivace

Definice

Směrová derivace zobrazení $f: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^m$ v bodě $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n$ ve směru $\mathbf{v} \in \mathbb{R}^n$ je

$$\mathbf{f}_{\mathbf{v}}(\mathbf{x}) = \varphi'_+(0) = \lim_{\alpha \rightarrow 0^+} \frac{\varphi(\alpha) - \varphi(0)}{\alpha} = \lim_{\alpha \rightarrow 0^+} \frac{\mathbf{f}(\mathbf{x} + \alpha\mathbf{v}) - \mathbf{f}(\mathbf{x})}{\alpha}$$

kde $\varphi(\alpha) = \mathbf{f}(\mathbf{x} + \alpha\mathbf{v})$.



Věta

Je-li zobrazení \mathbf{f} v bodě \mathbf{x} (totálně) diferencovatelné, pak $\mathbf{f}_{\mathbf{v}}(\mathbf{x}) = \mathbf{f}'(\mathbf{x})\mathbf{v}$.

Myšlenka **důkazu**: Zobrazení $\varphi(\alpha) = \mathbf{f}(\mathbf{x} + \alpha\mathbf{v})$ je složením zobrazení \mathbf{f} a zobrazení $g(\alpha) = \mathbf{x} + \alpha\mathbf{v}$.

Věta pak plyne z řetízkového pravidla.

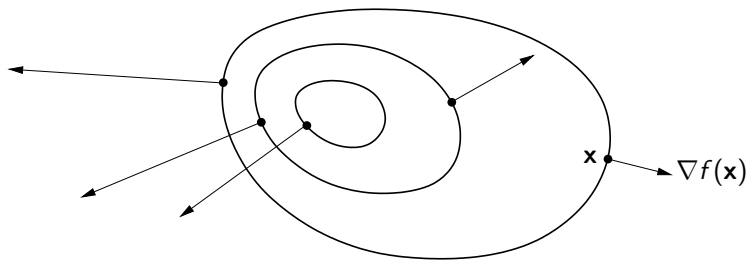
Gradient

Gradient funkce $f: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ je sloupcový vektor

$$\nabla f(\mathbf{x}) = f'(\mathbf{x})^T = \begin{bmatrix} \frac{\partial f(\mathbf{x})}{\partial x_1} \\ \vdots \\ \frac{\partial f(\mathbf{x})}{\partial x_n} \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^n$$

Směrová derivace $f_{\mathbf{v}}(\mathbf{x}) = f'(\mathbf{x})\mathbf{v} = \nabla f(\mathbf{x})^T \mathbf{v}$ je

- maximální ve směru $\frac{\nabla f(\mathbf{x})}{\|\nabla f(\mathbf{x})\|}$ (za podmínky $\|\mathbf{v}\| = 1$)
- nulová ve směru ortogonálním na $\nabla f(\mathbf{x})$



Parciální derivace druhého řádu

Věta

Nechť $f: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ a $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n$. Jestliže druhé parciální derivace

$$\frac{\partial^2 f(\mathbf{x})}{\partial x_i \partial x_j}, \quad \frac{\partial^2 f(\mathbf{x})}{\partial x_j \partial x_i}$$

v bodě \mathbf{x} existují a jsou v bodě \mathbf{x} spojité, potom jsou si rovny.

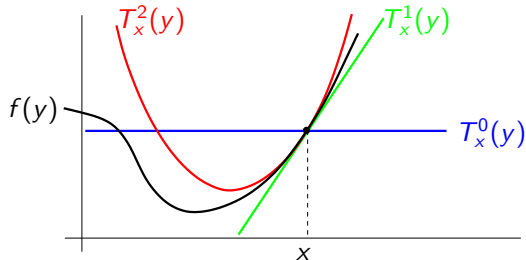
Druhá derivace funkce $f: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ v bodě \mathbf{x} (**Hessova matice**):

$$f''(\mathbf{x}) = \begin{bmatrix} \frac{\partial^2 f(\mathbf{x})}{\partial x_1 \partial x_1} & \cdots & \frac{\partial^2 f(\mathbf{x})}{\partial x_1 \partial x_n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial^2 f(\mathbf{x})}{\partial x_n \partial x_1} & \cdots & \frac{\partial^2 f(\mathbf{x})}{\partial x_n \partial x_n} \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{n \times n}$$

Taylorův polynom funkce

Taylorův polynom funkce $f: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ stupně k v bodě \mathbf{x} je polynom $T_{\mathbf{x}}^k: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ stupně k , který má v bodě \mathbf{x} parciální derivace řádu $0, 1, \dots, k$ stejné jako f .

Příklad pro $n = 1$:



Taylorovy polynomy funkce $f: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ v bodě \mathbf{x} do stupně dva:

$$T_{\mathbf{x}}^0(\mathbf{y}) = f(\mathbf{x})$$

$$T_{\mathbf{x}}^1(\mathbf{y}) = f(\mathbf{x}) + f'(\mathbf{x})(\mathbf{y} - \mathbf{x})$$

$$T_{\mathbf{x}}^2(\mathbf{y}) = f(\mathbf{x}) + f'(\mathbf{x})(\mathbf{y} - \mathbf{x}) + \frac{1}{2}(\mathbf{y} - \mathbf{x})^T f''(\mathbf{x})(\mathbf{y} - \mathbf{x})$$

Lokální extrémy

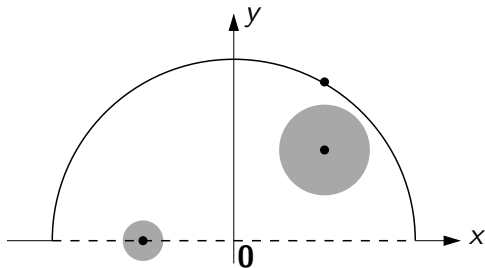
Vnitřní a hraniční body podmnožiny \mathbb{R}^n

Pro $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n$ a $\epsilon > 0$ označme $B_\epsilon(\mathbf{x}) = \{\mathbf{y} \in \mathbb{R}^n \mid \|\mathbf{x} - \mathbf{y}\| < \epsilon\}$.

Mějme množinu $X \subseteq \mathbb{R}^n$. Bod $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n$ je její

- **vnitřní bod**, jestliže $B_\epsilon(\mathbf{x}) \subseteq X$ pro nějaké $\epsilon > 0$,
- **hraniční bod**, jestliže $B_\epsilon(\mathbf{x}) \cap X \neq \emptyset$ a $B_\epsilon(\mathbf{x}) \cap (\mathbb{R}^n \setminus X) \neq \emptyset$ pro všechna $\epsilon > 0$.

Příklad: $X = \{(x, y) \in \mathbb{R}^2 \mid x^2 + y^2 \leq 1, y > 0\}$



Množina $X \subseteq \mathbb{R}^n$ je

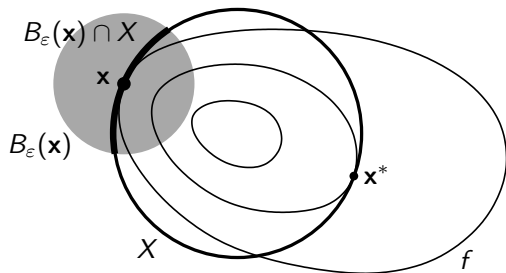
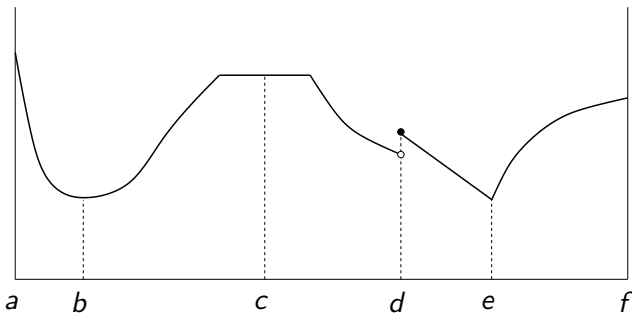
- **otevřená**, jestliže každý její bod je vnitřní,
- **uzavřená**, jestliže obsahuje každý svůj hraniční bod.

Globální a lokální extrémý funkce na množině

Funkce $f: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ nabývá na množině $X \subseteq \mathbb{R}^n$ v bodě $\mathbf{x} \in X$

- **(globální) minima**, jestliže $f(\mathbf{x}) \leq f(\mathbf{x}')$ pro všechna $\mathbf{x}' \in X$,
- **lokální minima**, jestliže existuje $\epsilon > 0$ takové, že funkce f nabývá v bodě \mathbf{x} (globálního) minima na množině $X \cap B_\epsilon(\mathbf{x})$.

Příklady:



Volné a vázané extrémny

(Globální, lokální) minimum \mathbf{x} funkce $f: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ na množině $X \subseteq \mathbb{R}^n$ je

- **volné**, pokud \mathbf{x} je vnitřním bodem množiny X ,
- **vázané**, pokud \mathbf{x} je hraničním bodem množiny X .

Tvrzení

Nechť $f: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$. Nechť \mathbf{x} je vnitřní bod množiny $X \subseteq \mathbb{R}^n$.

Následující výroky jsou ekvivalentní:

- \mathbf{x} je lokální minimum funkce f na množině X .
- \mathbf{x} je lokální minimum funkce f na množině \mathbb{R}^n .

Důkaz implikace \Rightarrow je triviální.

Důkaz \Leftarrow : Nechť \mathbf{x} je (globální) minimum f na $X \cap B_\epsilon(\mathbf{x})$.

Protože \mathbf{x} je vnitřní bod X , můžeme ϵ zmenšit tak, aby $B_\epsilon(\mathbf{x}) \subseteq X$.