

# Masalah Optimisasi tanpa Kendala

Dosen: Dr. Diah Chaerani, M.Si

Departemen Matematika FMIPA Universitas Padjadjaran

Minggu ke-2

Materi Kuliah Model Optimisasi

## 1 Pendahuluan

- Jenis masalah optimisasi
- Optimal lokal, global dan strict optimal

## 2 Latihan Soal

- Solusi
- Gradien dan Hessian
- Matriks Semidefinit dan Positifdefinit
- Eksistensi dari Solusi Optimal
- Teorema penjamin eksistensi solusi optimal

## 3 Optimalitas untuk Masalah tanpa Fungsi Kendala

- First order necessary optimality condition
- Second order necessary optimality condition
- Syarat cukup untuk kondisi lokal optimal

## 4 Some References

## 1 Masalah Optimisasi secara Umum

$$\begin{aligned} \min \quad & f_0(x) \\ \text{s.t.} \quad & f_i(x) \leq b_i, \quad i = 1, \dots, m \end{aligned}$$

dimana  $f_0(x)$  adalah fungsi objektif,  $f_i(x)$  adalah fungsi kendala dan  $x = (x_1, \dots, x_m)$  adalah variabel keputusan. Solusi optimal  $x^*$  diperoleh bila nilai  $x^*$  ini dapat meminimumkan  $f_0(x)$  diantara semua  $x$  yang ada.

## 2 Masalah Optimisasi Tanpa Kendala

$$\begin{aligned} \min \quad & f_0(x) \\ \text{s.t.} \quad & x \in X \end{aligned}$$

dimana  $f_0(x) : R^n \rightarrow R$ ,  $x \in X$  dan  $X$  adalah himpunan terbuka. Jika  $x \in X$  maka  $x$  dikatakan solusi fisibel. Jika  $x \in X$  dan meminimumkan  $f_0(x)$  maka  $x$  dikatakan solusi optimal.

- **Masalah Optimisasi dengan Kendala**

$$\begin{aligned} \min \quad & f(x) \\ \text{s.t.} \quad & h(x) = 0 \\ & g(x) \leq 0 \\ & x \in X \end{aligned}$$

Jika  $x$  memenuhi  $h(x) = 0, g(x) \leq 0, x \in X$  maka  $x$  disebut solusi fisibel.

## Definisi 1

Sebuah bola berpusat di titik  $\bar{x}$  dengan jari-jari  $\epsilon$  didefinisikan sebagai himpunan berikut:

$$B(\bar{x}, \epsilon) := \{x : \|x - \bar{x}\| \leq \epsilon\}.$$

Perhatikan masalah optimisasi atas himpunan  $\mathcal{F}$  berikut ini:

$$\begin{aligned} \min_x f(x) & \quad (P) \\ \text{s.t. } & x \in \mathcal{F}. \end{aligned}$$

## Definisi 2

Sebuah titik  $x \in \mathcal{F}$  disebut titik minimum lokal dari (P) jika terdapat  $\epsilon > 0$  sedemikian sehingga  $f(x) \leq f(y)$  untuk semua  $y \in B(\bar{x}, \epsilon) \cap \mathcal{F}$

### Definisi 3

Sebuah titik  $x \in \mathcal{F}$  disebut titik minimum global dari (P) jika terdapat  $\epsilon > 0$  sedemikian sehingga  $f(x) \leq f(y)$  untuk semua  $y \in \mathcal{F}$ .

### Definisi 4

Sebuah titik  $x \in \mathcal{F}$  disebut titik minimum lokal *strict* dari (P) jika terdapat  $\epsilon > 0$  sedemikian sehingga  $f(x) < f(y)$  untuk semua  $y \in B(\bar{x}, \epsilon) \cap \mathcal{F}, y \neq x$ .

### Definisi 5

Sebuah titik  $x \in \mathcal{F}$  disebut titik minimum global *strict* dari (P) jika terdapat  $\epsilon > 0$  sedemikian sehingga  $f(x) < f(y)$  untuk semua  $y \in \mathcal{F}, y \neq x$ .

## Contoh

Perhatikan masalah optimisasi berikut

$$\begin{aligned} \min \quad & x_1 + x_2 \\ \text{s.t.} \quad & x_1, x_2 \in \mathbb{R}^2. \end{aligned}$$

Tunjukkan bahwa  $x^* = (0, 0)$  adalah

- 1 titik minimum lokal
- 2 titik minimum global.

## Soal Latihan:

- 1 Untuk  $f(x) = \frac{1}{2}x_1^2 + x_1x_2 + 2x_2^2 - 4x_1 - 4x_2 - x_2^2$  gunakan syarat cukup untuk optimalitas suatu titik untuk membuktikan bahwa  $\bar{x} = (4, 0)$  adalah titik minimum lokal.
- 2 Misalkan diberikan  $f(x) = x_1^3 + x_2^2$ , tunjukkan bahwa titik  $x = (0, 0)$  bukan titik minimum lokal.
- 3 Misalkan  $f(x) = x_1^4 + x_2^2$  tunjukkan bahwa titik  $x = (0, 0)$  merupakan titik minimum lokal.



## Solusi:

- ① Perhatikan bahwa

$$H(\bar{x}) = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 4 \end{bmatrix}$$

adalah matriks positifdefinit hal ini dapat ditunjukkan dengan cara sebagai berikut. Misalkan  $d = (d_1, d_2)$  maka diperoleh

$$d^T H d = d_1^2 + 2d_1d_2 + 4d_2^2 = (d_1 + d_2)^2 + 3d_2^2 > 0, \forall d \neq 0.$$

Dengan demikian  $\bar{x}$  memenuhi syarat cukup untuk lokal minimum.

## Solusi:

- ① Perhatikan bahwa

$$H(\bar{x}) = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 4 \end{bmatrix}$$

adalah matriks positifdefinit hal ini dapat ditunjukkan dengan cara sebagai berikut. Misalkan  $d = (d_1, d_2)$  maka diperoleh

$$d^T H d = d_1^2 + 2d_1d_2 + 4d_2^2 = (d_1 + d_2)^2 + 3d_2^2 > 0, \forall d \neq 0.$$

Dengan demikian  $\bar{x}$  memenuhi syarat cukup untuk lokal minimum.

## Definisi 6

Misalkan  $f(x) : X \rightarrow \mathbb{R}$  dimana  $X$  adalah himpunan buka, maka

- 1  $f(x)$  dikatakan *differensiabel* di titik  $\bar{x} \in X$  jika terdapat vektor  $\nabla f(x)$  (**gradien**  $f(x)$  di titik  $\bar{x}$ ) sedemikian sehingga untuk setiap  $x \in X$  berlaku

$$f(x) = f(\bar{x}) + \nabla f(\bar{x})^t (x - \bar{x}) + \|x - \bar{x}\| \alpha(\bar{x}, x - \bar{x}) \quad (1)$$

dan

$$\lim_{y \rightarrow 0} \alpha(\bar{x}, y) = 0. \quad (2)$$

- 2  $f(x)$  dikatakan *differensiabel* di himpunan  $X$  jika  $f(x)$  *differensiabel* di  $\forall x \in X$ .
- 3 Vektor gradien didefinisikan sebagai vektor dari turunan parsial

$$\nabla f(x) = \left( \frac{\partial f(\bar{x})}{\partial x_1}, \dots, \frac{\partial f(\bar{x})}{\partial x_n} \right)^T. \quad (3)$$

## Contoh 1

Misalkan  $f(x) = 3x_1^2x_2^3 + x_2^2x_3^3$  maka

$$\nabla f(x) = (6x_1x_2^3, 9x_1^2x_2^2 + 2x_2x_3^3, 3x_2^2x_3^2)^T$$

## Definisi 7

Turunan berarah (*directional derivatives*) dari  $f(x)$  dengan arah  $d$  adalah

$$\lim_{\lambda \rightarrow 0} \frac{f(\bar{x} + \lambda d) - f(\bar{x})}{\lambda} = \nabla f(x)^T d. \quad (4)$$

## Definisi 8

- ① Fungsi  $f(x)$  dapat diturunkan dua kali (*twice differentiable*) pada  $\bar{x} \in X$  jika terdapat vektor  $\nabla f(\bar{x})$  dan matrik simetrik  $H(\bar{x})$ , yaitu matriks **Hessian** dari  $f(x)$  di  $\bar{x}$  sedemikian sehingga  $\forall x \in X$  berlaku

$$f(x) = f(\bar{x}) + \nabla f(\bar{x})^t(x - \bar{x}) + \frac{1}{2}H(\bar{x})(x - \bar{x}) + \|x - \bar{x}\|^2 \alpha(\bar{x}, x - \bar{x}) \quad (5)$$

dan

$$\lim_{y \rightarrow 0} \alpha(\bar{x}, y) = 0. \quad (6)$$

- ② Fungsi  $f(x)$  dikatakan *twice differentiable* di himpunan  $X$  jika  $f(x)$  *twice differentiable* di  $\forall x \in X$ .
- ③ **Matriks Hessian** adalah matriks dari turunan parsial tingkat dua (the second partial derivatives)

$$H(\bar{x})_{ij} = \frac{\partial^2 f(\bar{x})}{\partial x_i \partial x_j}. \quad (7)$$

## Contoh 2

Dari Contoh 1 diperoleh

$$H(x) = \left( \begin{array}{c|c|c} 6x_2^3 & 18x_1x_2^2 & 0 \\ \hline 18x_1x_2^2 & 18x_1^2x_2 + 2x_3^3 & 6x_2x_3^2 \\ \hline 0 & 6x_2x_3^2 & 6x_2^2x_3 \end{array} \right)$$

## Definisi 9

Sebuah matriks  $M$  dengan ukuran  $n \times n$  disebut

- 1 positif definit jika  $x^T M x > 0$  untuk  $\forall x \in \mathbb{R}^n, x \neq 0$ .
- 2 positif semidefinit jika  $x^T M x \geq 0$  untuk  $\forall x \in \mathbb{R}^n$ .
- 3 negatif definite jika  $x^T M x < 0$  untuk  $\forall x \in \mathbb{R}^n, x \neq 0$ .
- 4 negatif semidefinit jika  $x^T M x \leq 0$  untuk  $\forall x \in \mathbb{R}^n, x \neq 0$ .
- 5 indefinit jika terdapat  $x, y \in \mathbb{R}^n$  sehingga berlaku  $x^T M x > 0$  dan  $y^T M y < 0$ .

## Definisi 10

Sebuah matriks  $M$  disebut simetrik positifdefinit (SPD) jika  $M$  adalah matriks simetrik dan positif definit. Dengan terminologi yang sama  $M$  disebut SPSD jika  $M$  adalah matriks symmetric dan positif semidefinit.

### Contoh 3

Tunjukkan bahwa matriks  $M$  berikut adalah positif definit

$$M_1 = \begin{bmatrix} 2 & 0 \\ 0 & 3 \end{bmatrix}, \quad M_2 = \begin{bmatrix} 8 & -1 \\ -1 & 1 \end{bmatrix}.$$

**Jawab:** Untuk menunjukkan hal ini, cukup ditunjukkan bahwa untuk setiap  $x \in \mathbb{R}^2, x \neq 0$  berlaku

$$x^T M_1 x = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} 2 & 0 \\ 0 & 3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix} = 2x_1^2 + 3x_2^2 > 0.$$

$$\begin{aligned} x^T M_2 x &= \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} 8 & -1 \\ -1 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix} \\ &= 8x_1^2 - 2x_1x_2 + x_2^2 = 7x_1^2 + (x_1 - x_2)^2 > 0. \end{aligned}$$



Perhatikan bahwa fokus utama dari matakuliah Pemrograman Nonlinear ini adalah terkait dengan hal-hal berikut:

- 1 Eksistensi dari solusi optimal,
- 2 karakterisasi dari solusi optimal, dan
- 3 algoritma untuk menghitung solusi optimal.

Untuk melihat ilustrasi dari pertanyaan di atas perhatikan beberapa contoh masalah optimisasi berikut ini.

#### Contoh 4

$$\begin{array}{ll} \min & \frac{1+x}{2x} \\ \text{s.t} & x \geq 1. \end{array}$$

Perhatikan bahwa dalam masalah ini tidak ditemukan solusi optimal karena daerah fisibilitas tidak terbatas.

## Contoh 5

$$\begin{array}{ll} \min & \frac{1}{x} \\ \text{s.t} & 1 < x < 2. \end{array}$$

Dalam masalah ini tidak ditemukan solusi optimal karena daerah fisibilitas bukan himpunan tertutup.

## Contoh 6

$$\begin{array}{ll} \min & f(x) \\ \text{s.t} & 1 \leq x \leq 2, \end{array}$$
$$\text{dengan } f(x) = \begin{cases} \frac{1}{x}, & x < 2 \\ 1, & x = 2 \end{cases}$$

Tidak ditemukan solusi optimal karena  $f(x)$  bukan fungsi *smooth*.

## Theorema Weierstrass untuk Barisan

Misalkan  $\{x_k\}, k \rightarrow \infty$  adalah barisan tak terbatas (*infinite*) dari titik-titik dari suatu himpunan *compact*  $F$  (yaitu himpunan yang tertutup dan terbatas). Maka sebagian sub-barisan infinite dari titik-titik  $x_{k_j}$  konvergen ke suatu titik di  $F$ .

## Theorema Weierstrass untuk Fungsi

Misalkan  $f(x)$  adalah fungsi bernilai riil dan kontinu pada suatu himpunan *compact* yang tidak kosong  $F \subset \mathbb{R}^n$ . Maka  $F$  memuat suatu titik yang dapat meminimumkan (atau memaksimumkan)  $f(x)$  pada himpunan  $F$ .

## Bukti Theorema Weierstrass untuk Barisan:

Karena Himpunan  $F$  terbatas, maka  $f(x)$  terbatas di bawah pada  $F$ . Karena  $F \neq \emptyset$ , maka terdapat  $v = \inf_{x \in F} f(x)$ . Per definisi, untuk sebarang  $\epsilon > 0$ , maka Himpunan

$$F_\epsilon = \{x : v \leq f(x) \leq v + \epsilon\}$$

merupakan himpunan tidak kosong. Misalkan  $\epsilon_k \rightarrow 0$  ketika  $k \rightarrow \infty$ , dan misalkan  $x_k \in F_{\epsilon_k}$ . Karena  $F$  terbatas, terdapat subbarisan  $\{x_k\}$  yang konvergen menuju suatu  $\bar{x} \in F$ . Dengan menggunakan sifat kontinuitas dari  $f(x)$ , maka berlaku

$$f(\bar{x}) = \lim_{k \rightarrow \infty} f(x_k)$$

dan karena  $v \leq f(x_k) \leq v + \epsilon_k$  maka berlaku

$$f(\bar{x}) = \lim_{k \rightarrow \infty} f(x_k) = v.$$

Perhatikan kembali masalah optimisasi tanpa fungsi kendala berikut:

$$\begin{array}{ll}\min & f_0(x) \\ \text{s.t.} & x \in X\end{array}$$

dimana  $f_0(x) : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ ,  $x \in X$  dan  $X$  adalah himpunan terbuka.

### Definition

Suatu arah  $\bar{d}$  disebut *descent direction* dari fungsi  $f(x)$  di titik  $x = \bar{x}$  jika

$$f(\bar{x} + \epsilon \bar{d}) < f(\bar{x}), \forall \epsilon > 0 \text{ dan cukup kecil.}$$

## Theorem

Misalkan  $f(x)$  diffensiabel di titik  $\bar{x}$ . Jika terdapat vektor  $d$  sedemikian sehingga  $\nabla f(\bar{x})^T d < 0$  maka untuk semua  $\lambda > 0$  yang cukup kecil berlaku  $f(\bar{x} + \lambda \bar{d}) < f(\bar{x})$  dan dengan demikian  $\bar{d}$  adalah descent direction dari  $f(x)$  di titik  $\bar{x}$ .

**Bukti:** Perhatikan bahwa

$$f(\bar{x} + \lambda d) = f(\bar{x}) + \lambda \nabla f(\bar{x})^T d + \lambda \|d\| \alpha(\bar{x}, \lambda d),$$

dimana  $\alpha(\bar{x}, \lambda d) \rightarrow 0$  ketika  $\lambda \rightarrow 0$ . Tulis kembali

$$\frac{f(\bar{x} + \lambda d) - f(\bar{x})}{\lambda} = \nabla f(\bar{x})^T d + \|d\| \alpha(\bar{x}, \lambda d).$$

Perhatikan bahwa  $\nabla f(\bar{x})^T d < 0$  dan  $\alpha(\bar{x}, \lambda d) \rightarrow 0$  ketika  $\lambda \rightarrow 0$ , maka  $f(\bar{x} + \lambda d) - f(\bar{x}) < 0$  untuk  $\forall \lambda > 0$  yang cukup kecil.

## Corollary

**First order necessary optimality condition:** Misalkan  $f(\bar{x})$  differensiabel di  $\bar{x}$ . Jika  $\bar{x}$  adalah lokal minimum maka  $\nabla f(\bar{x})^T d = 0$ .

### Bukti:

Andaikan  $\nabla f(\bar{x})^T d \neq 0$  maka  $d = -\nabla f(\bar{x})$  adalah arah **descent**, dimana bila hal ini terjadi maka  $\bar{x}$  bukanlah titik lokal minimum.

## Theorem

*Misalkan bahwa  $f(x)$  dapat diturunkan dua kali pada titik  $\bar{x} \in X$ .  
Jika  $\bar{x}$  adalah titik lokal minimum maka  $\nabla f(\bar{x}) = 0$  dan  $H(\bar{x})$   
adalah positif semidefinit.*



## Bukti:

Dari *first order necessary optimality condition* diketahui bahwa  $\nabla f(\bar{x}) = 0$ . Andaikan  $H(\bar{x})$  bukan matriks positif semidefinit, maka terdapat  $d$  sedemikian sehingga  $d^T H(\bar{x})d < 0$ . Sehingga diperoleh

$$\begin{aligned} f(\bar{x} + \lambda d) &= f(\bar{x}) + \lambda \nabla f(\bar{x})^T d + \frac{1}{2} \lambda^2 d^T H(\bar{x})d + \lambda^2 \|d\|^2 \alpha(\bar{x}, \lambda d) \\ &= f(\bar{x}) + \frac{1}{2} \lambda^2 d^T H(\bar{x})d + \lambda^2 \|d\|^2 \alpha(\bar{x}, \lambda d). \end{aligned}$$

Dimana  $\alpha(\bar{x}, \lambda d) \rightarrow 0$  ketika  $\lambda \rightarrow 0$ . Tulis kembali menjadi

$$\frac{f(\bar{x} + \lambda d) - f(\bar{x})}{\lambda^2} = \frac{1}{2} d^T H(\bar{x})d + \|d\|^2 \alpha(\bar{x}, \lambda d).$$

Karena  $d^T H(\bar{x})d < 0$  dan  $\alpha(\bar{x}, \lambda d) \rightarrow 0$  ketika  $\lambda \rightarrow 0$ , maka  $f(\bar{x} + \lambda d) - f(\bar{x}) < 0$  untuk semua  $\lambda > 0$  yang cukup kecil sehingga memberikan kondisi kontradiksi dengan asumsi.

**Contoh:** Diberikan fungsi

$$f(x) = \frac{1}{2}x_1^2 + x_1x_2 + 2x_2^2 - 4x_1 - 4x_2 - x_2^3.$$

Maka

$$\nabla f(x) = (x_1 + x_2 - 4, x_1 + 4x_2 - 4 - 3x_2^2)^T$$

dan

$$H(x) = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 4 - 6x_2 \end{bmatrix}.$$

Untuk kondisi  $\nabla f(x) = 0$  maka terdapat dua solusi exact yaitu  $\bar{x} = (4, 0)$  dan  $\bar{x} = (3, 1)$ . Tetapi

$$H(x) = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & -2 \end{bmatrix}.$$

adalah matriks indefinit dengan demikian satu-satunya kandidat untuk titik minimum lokal adalah  $\bar{x} = (4, 0)$ .

## Theorem

Misalkan  $f(x)$  dapat diturunkan dua kali pada titik  $\bar{x}$ . Jika  $\nabla f(\bar{x}) = 0$  dan  $H(\bar{x})$  adalah positif definit, maka  $\bar{x}$  adalah minimum lokal yang strict.

**Bukti:** Perhatikan

$$f(x) = f(\bar{x}) + \frac{1}{2}(x - \bar{x})^T H(\bar{x})(x - \bar{x}) + \|(x - \bar{x})\|^2 \alpha(\bar{x}, x - \bar{x}).$$

Misalkan  $\bar{x}$  bukan titik minimum lokal yang strict. Maka terdapat barisan  $x_k \rightarrow x$  sedemikian sehingga  $x_k \neq x$  dan  $f(x_k) - f(\bar{x})$  untuk setiap  $k$ .

Definisikan  $d_k = \frac{(x - \bar{x})}{\|(x - \bar{x})\|}$ , maka

$$f(x_k) = f(\bar{x}) + \|(x - \bar{x})\|^2 \left( \frac{1}{2} d_k^T H(\bar{x}) d_k + \alpha(\bar{x}, x_k - \bar{x}) \right),$$

dengan demikian maka

$$\frac{1}{2} d_k^T H(\bar{x}) d_k + \alpha(\bar{x}, x_k - \bar{x}) = \frac{f(x_k) - f(\bar{x})}{\|x_k - \bar{x}\|}.$$

**Lanjutan Bukti:** Sekarang perhatikan  $\|d_k\| = 1$  untuk sembarang  $k$ , maka terdapat sub-barisan dari  $\{d_k\}$  yang konvergen ke beberapa titik  $d$  sedemikian sehingga  $\|d\| = 1$ . Asumsikan tanpa menghilangkan perumuman bahwa  $d_k \rightarrow d$  sehingga

$$0 \geq \lim_{k \rightarrow \infty} d^T H(\bar{s}) d_k + \alpha(\bar{x}, x_k - \bar{x}) = \frac{1}{2} d^T H(\bar{x}) d,$$

yang merupakan sebuah kontradiksi dengan sifat positif definit dari matriks  $H(\bar{x})$ .

Catat bahwa

- 1 Jika  $\nabla f(\bar{x}) = 0$  dan  $H(\bar{x})$  adalah negatif definit maka  $\bar{x}$  adalah titik lokal minimum.
- 2 Jika  $\nabla f(\bar{x}) = 0$  dan  $H(\bar{x})$  adalah positif definit maka kita tidak dapat yakin apakah  $\bar{x}$  adalah titik lokal minimum.

### 3 Exercises on Unconstrained Optimization

1. Find points satisfying necessary conditions for extrema (i.e., local minima or local maxima) of the function

$$f(x) = \frac{x_1 + x_2}{3 + x_1^2 + x_2^2 + x_1 x_2}.$$

Try to establish the nature of these points by checking sufficient conditions.

2. Find minima of the function

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

among all the points satisfying necessary conditions for an extremum.

3. Consider the problem to minimize  $\|Ax - b\|^2$ , where  $A$  is an  $m \times n$  matrix and  $b$  is an  $m$  vector.
  - a. Give a geometric interpretation of the problem.
  - b. Write a necessary condition for optimality . Is this also a sufficient condition?

- c. Is the optimal solution unique? Why or why not?
- d. Can you give a closed form solution of the optimal solution? Specify any assumptions that you may need.
- e. Solve the problem for  $A$  and  $b$  given below:

$$A = \begin{pmatrix} 1 & -1 & 0 \\ 0 & 2 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 1 \end{pmatrix}, \quad b = \begin{pmatrix} 2 \\ 1 \\ 1 \\ 0 \end{pmatrix}.$$

4. Let  $S$  be a nonempty set in  $\mathbb{R}^n$ . Show that  $S$  is convex if and only if for each integer  $k \geq 2$  the following holds true:

$$x^1, \dots, x^k \in S \Rightarrow \sum_{j=1}^k \lambda_j x^j \in S$$

whenever  $\lambda_1, \dots, \lambda_k$  satisfy  $\lambda_1, \dots, \lambda_k \geq 0$  and  $\sum_{j=1}^k \lambda_j = 1$ .

**Buktikan:**

### **Theorema Weierstrass untuk Barisan**

Misalkan  $\{x_k\}, k \rightarrow \infty$  adalah barisan tak terbatas (*infinite*) dari titik-titik dari suatu himpunan *compact*  $F$  (yaitu himpunan yang tertutup dan terbatas). Maka sebagian sub-barisan infinite dari titik-titik  $x_{k_j}$  konvergen ke suatu titik di  $F$ .

### **Theorema Weierstrass untuk Fungsi**

Misalkan  $f(x)$  adalah fungsi bernilai riil dan kontinu pada suatu himpunan *compact* yang tidak kosong  $F \subset \mathbb{R}^n$ . Maka  $F$  memuat suatu titik yang dapat meminimumkan (atau memaksimumkan)  $f(x)$  pada himpunan  $F$ .

## Some references

- 1 Robert M. Freund, 2004., Introduction to Optimization, and Optimality Conditions for Unconstrained Problems, MIT Lecture Notes for Nonlinear Programming.
- 2 Luenberger, David G. Linear and Nonlinear Programming. 2nd ed. Reading, MA: Addison Wesley, 1984. ISBN: 0201157942.
- 3 Bazaraa, Mokhtar S., Hanif D. Sherali, and C. M. Shetty. Nonlinear Programming: Theory and Algorithms. New York: John Wiley and Sons, 1993. ISBN: 0471557935.
- 4 Rao, S.S. Optimization: Theory and Applications. Wiley Eastern Limited.1989 ISBN: 085226 756 8.