

Evolution Strategies (ES)

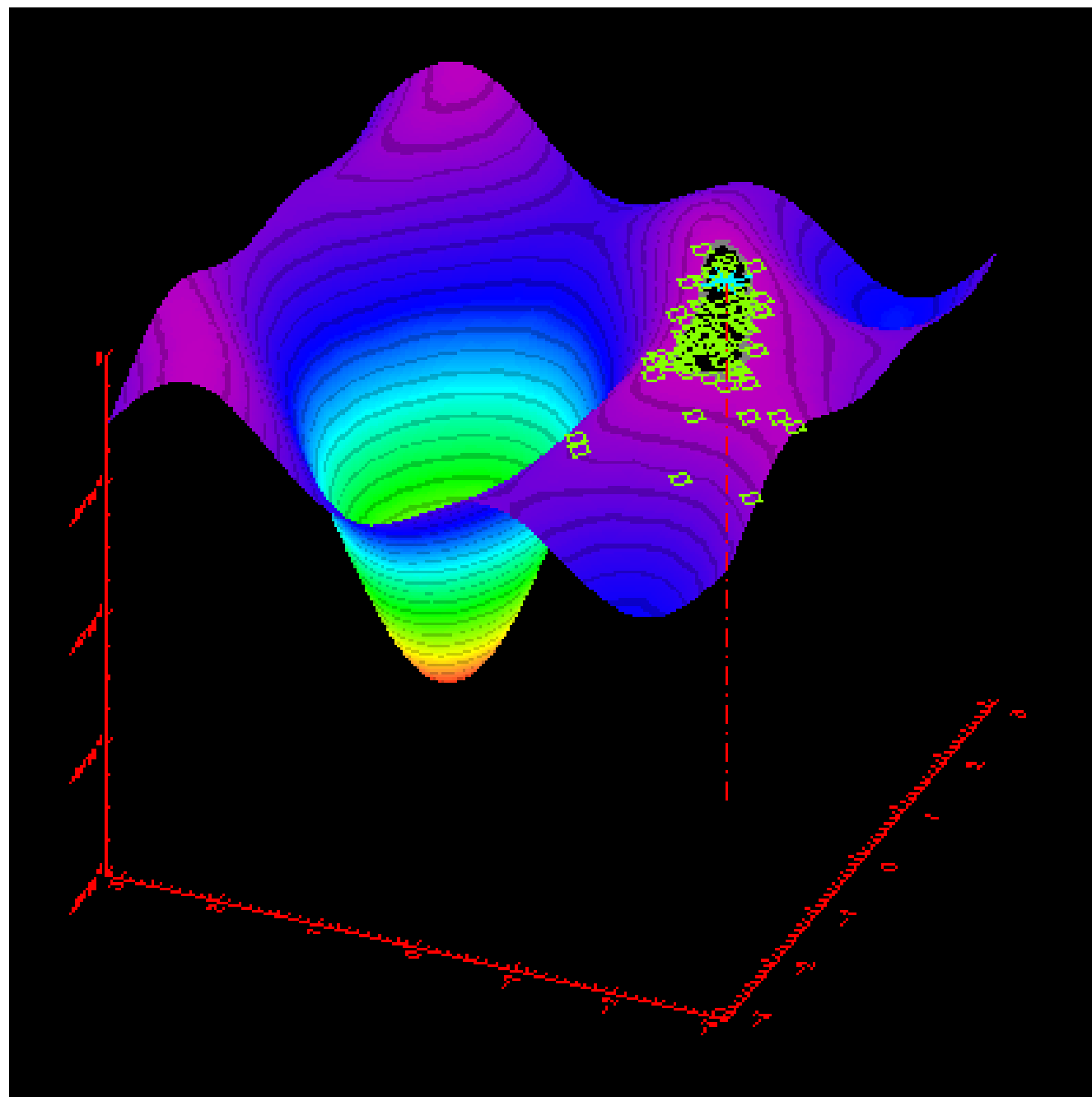
Dr. Suyanto, S.T., M.Sc.

HP/WA: 0812 845 12345

Intelligence Computing Multimedia (ICM)
Informatics faculty – Telkom University

How the predators catch a prey?







Intro

- ES diperkenalkan pertama kali oleh Ingo Rechenberg di Jerman pada era 1970-an.
- Ide-ide pada ES sangat mirip dengan GA. Tetapi, Ingo Rechenberg mengembangkan ES secara terpisah dari GA.
- Berbeda dengan GA yang bisa menghasilkan perubahan signifikan, ES justru berbasis pada prinsip sebab akibat: “Perubahan kecil menghasilkan efek-efek yang kecil juga”.
- ES sering digunakan untuk eksperimen-eksperimen empiris, khususnya permasalahan optimasi numerik.
- Kecepatan proses ES lebih baik dibandingkan dengan GA untuk masalah optimasi bernilai **real**.

Intro

- Awalnya, ES menggunakan populasi yang hanya beranggotakan **satu kromosom** dan hanya menggunakan mutasi (**tanpa rekombinasi**) untuk menghasilkan satu anak.
- Jika anak yang dihasilkan lebih baik, maka anak tsb. menggantikan orangtuanya pada generasi berikutnya.
- Jadi, pada setiap generasi, populasi tetap beranggotakan **hanya satu kromosom**.

Spesifikasi teknis ES

Representasi	Vektor bernilai real
Seleksi orangtua	<i>Uniform random</i>
Rekombinasi	<i>Discrete</i> atau <i>Intermediary</i>
Mutasi	<i>Gaussian perturbation</i>
Seleksi <i>survivor</i>	(μ, λ) atau $(\mu + \lambda)$
Ciri khusus	<i>Self-adaptation</i> pada <i>mutation step sizes</i>

Pseudo-code ES

$t = 0$

Inisialisasi populasi: satu kromosom $x^t = x_1^t, \dots, x_n^t$

LOOP sampai kondisi berhenti dipenuhi

Ambil z_i secara acak dari distribusi normal untuk $i = 1, \dots, n$

$y_i^t = x_i^t + z_i$

IF $f(y^t) > f(x^t)$ **THEN** $x^{t+1} = y^t$ **ELSE** $x^{t+1} = x^t$

$t = t + 1$

END LOOP

Pseudo-code ES

- Pada *pseudo-code* di atas, nilai-nilai z diambil secara acak dari distribusi normal $N(\xi, \sigma)$
- Nilai rata-rata ξ dibuat sama dengan 0 dan variansi σ disebut sebagai *mutation step size*
- σ dibuat bervariasi menggunakan aturan yang disebut “1/5 *success rule*”. Aturan ini melakukan proses perubahan σ pada setiap periode iterasi tertentu (misal k iterasi) menggunakan rumus:

$$\sigma = \frac{\sigma}{c} \quad \text{jika } p_s > \frac{1}{5}$$

$$\sigma = \sigma c \quad \text{jika } p_s < \frac{1}{5}$$

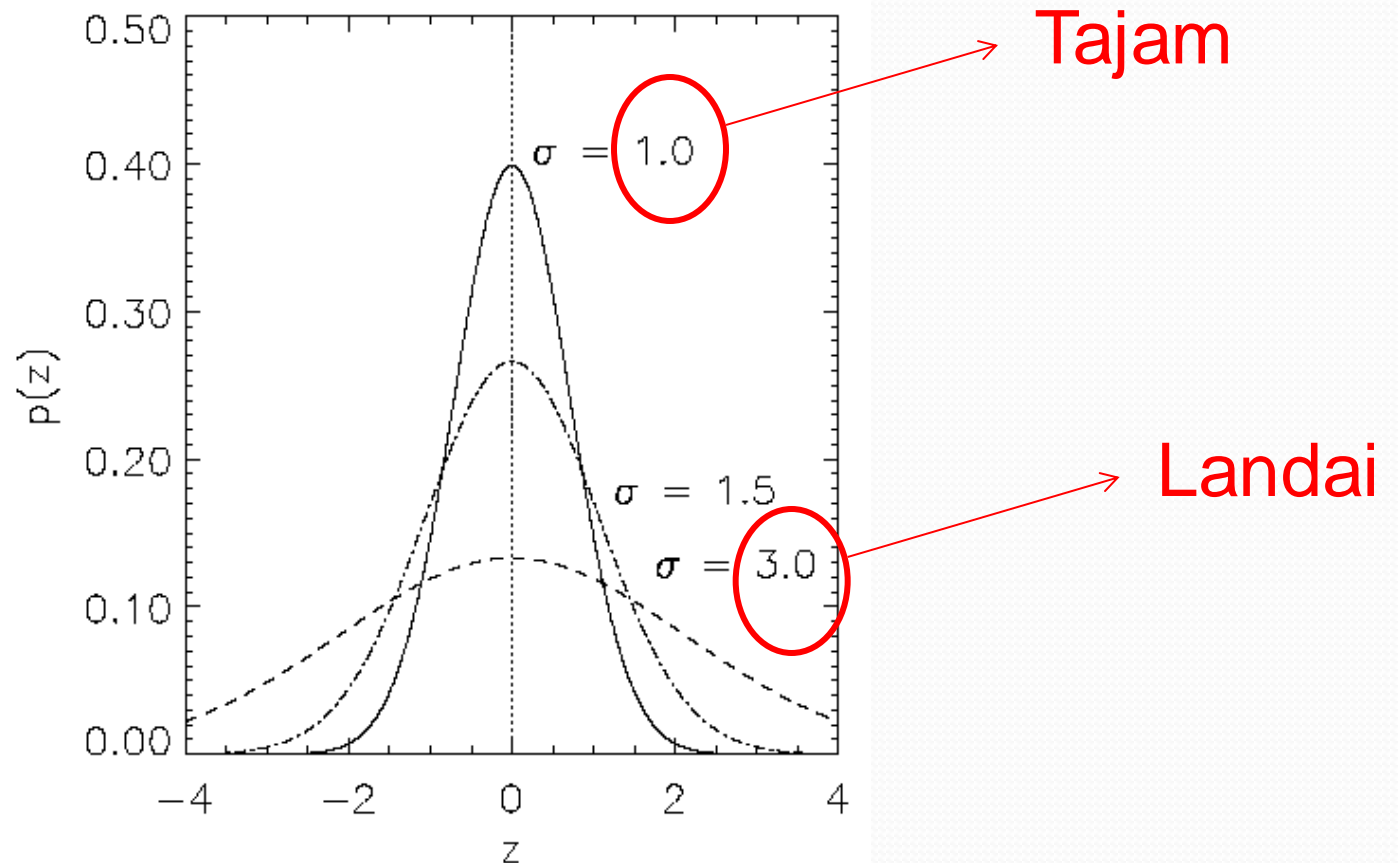
$$\sigma = \sigma \quad \text{jika } p_s = \frac{1}{5}$$

Jika sukses > 20%, maka σ dinaikkan.
Sukses = solusi saat ini lebih baik dari solusi sebelumnya.

p_s = prosentase dari mutasi yang sukses.

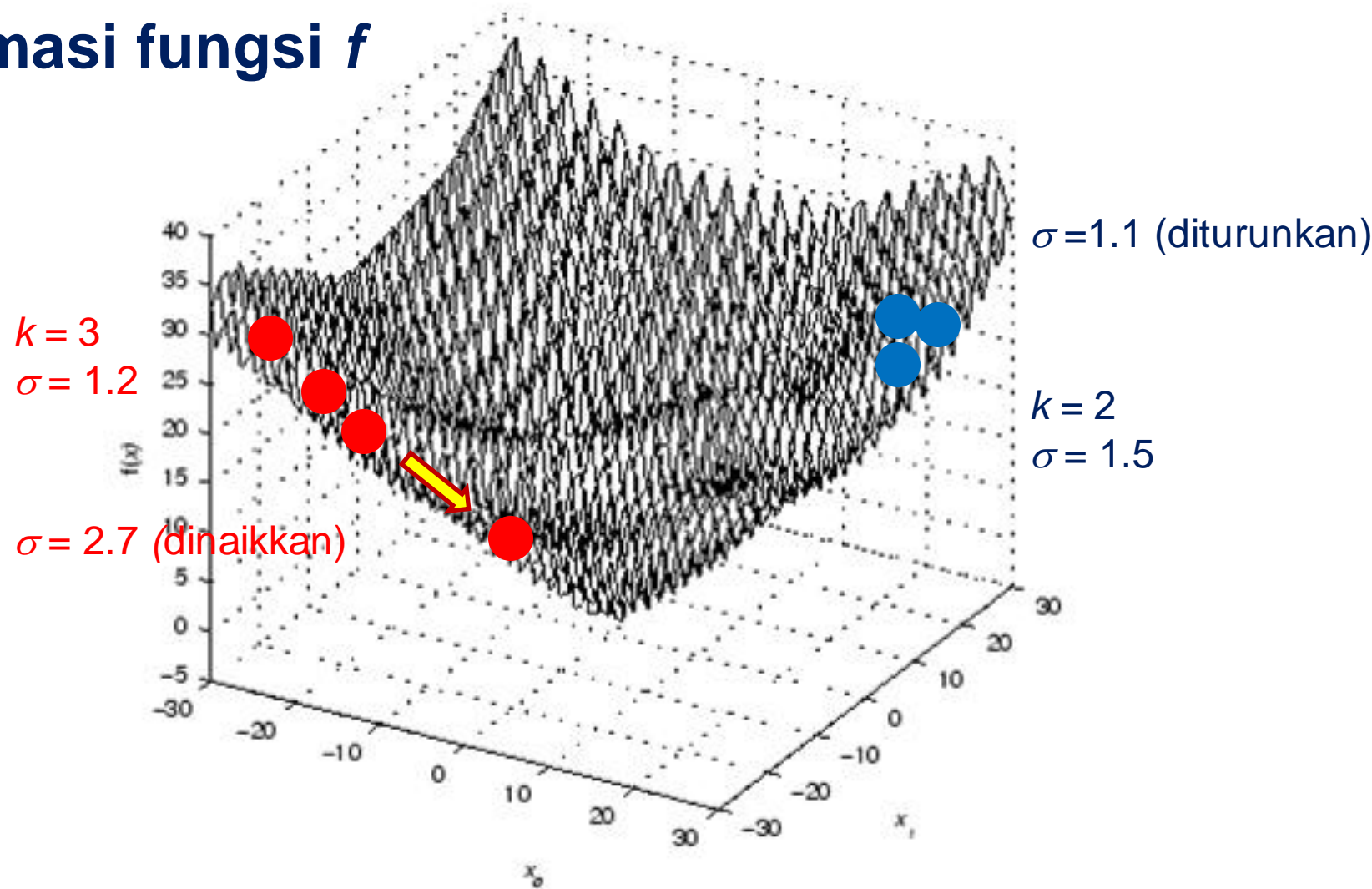
c = konstanta dengan batasan $0.8 \leq c \leq 1$.

Distribusi normal



$$f(\vec{x}) = \sum_{i=0}^{D-1} \left(e^{-0.2} \sqrt{x_{i-1}^2 + x_i^2} + 3(\cos(2x_{i-1}) + \sin(2x_i)) \right)$$

Minimasi fungsi f



Representasi Individu

- Variabel objek: x_1, \dots, x_n
- Parameter-parameter strategi:
 - Mutation step sizes: $\sigma_1, \dots, \sigma_n$
 - Sudut-sudut rotasi: $\alpha_1, \dots, \alpha_k$

Kromosom

$$\langle x_1, \dots, x_n, \sigma_1, \dots, \sigma_n, \alpha_1, \dots, \alpha_k \rangle$$

- dimana $k = n(n-1)/2$ merupakan jumlah kombinasi pasangan i dan j dari n yang ada.
- Variabel objek mengkodekan nilai-nilai real secara langsung **tanpa konversi**.

Kromosom

Individu: $x_1 = -3,2170$ dan $x_2 = 2,7531$

Variabel strategi

Kromosom:

x_1	x_2	Tau_1	Tau_2	$Alfa_1$
-3,2170	2,7531	0,0132	0,0027	0,0032

Seleksi Orangtua

- Kalau di GA, kita bisa menggunakan salah satu dari berbagai macam metode seleksi yang ada.
- Pada ES, proses seleksi orangtua dilakukan secara tidak bias.
- Artinya, setiap kromosom bisa terpilih sebagai orangtua dengan **probabilitas yang sama**.
- Caranya adalah dengan menggunakan distribusi *uniform*.

Rekombinasi

	Dua orangtua tetap	Dua orangtua yang berubah-ubah untuk setiap gen ke- i
$z_i = (x_i + y_i) / 2$	<u>intermediary</u> <u>lokal</u>	<u>intermediary</u> <u>global</u>
$z_i = x_i$ atau y_i yang dipilih secara acak	<u>discrete</u> lokal	discrete global

Intermediary: z antara x dan y

discrete: z dipilih acak dari x atau y

Lokal: gen didapat dari ortu yg tetap

Global: gen didapat dari ortu yg berbeda2

Mutasi

- Sangat penting untuk menemukan solusi.
- Mengubah nilai gen dengan menambahkan bilangan random (distribusi normal).
- Dalam notasi matematika, suatu gen x_i dimutasi menggunakan rumus

$$x'_i = x_i + N(0, \sigma)$$

Mutasi

- *Mutation step sizes* σ adalah bagian dari kromosom dan σ juga dimutasi menjadi σ' .
- *Mutation step sizes* σ ber-evolusi secara bersama-sama (*co-evolution*) dengan variabel objektif x .
- Hal ini disebut sebagai *Net Mutation Effect* yang dituliskan sebagai

$$\langle x, \sigma \rangle \rightarrow \langle x', \sigma' \rangle$$

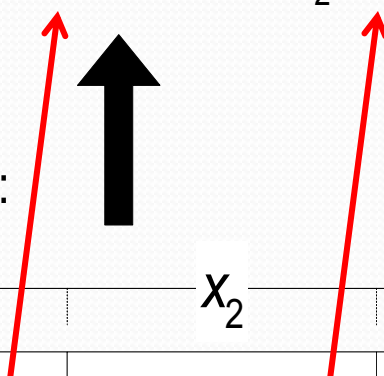
Mutasi

- Urutan mutasi merupakan hal yang sangat penting.
- Mutasi σ harus lebih dulu daripada x .
- Alasannya adalah $\langle x', \sigma' \rangle$ dievaluasi dua kali, yaitu:
 - **Primer:** x' adalah bagus jika $f(x')$ bagus.
 - **Sekunder:** σ' adalah bagus jika x' bagus.
- Jika urutannya dibalik, ES tidak bisa bekerja dengan baik untuk menemukan solusi.

Kromosom

Individu: $x_1 = -3,2170$ dan $x_2 = 2,7531$

Kromosom:



x_1	x_2	Tau_1	Tau_2	$Alfa_1$
-3,2170	2,7531	0,0132	0,0027	0,0032

Bagaimana terjadinya mutasi?

- Mutasi tanpa Korelasi menggunakan satu σ
- Mutasi tanpa Korelasi menggunakan σ sebanyak n
- Mutasi dengan Korelasi

Mutasi tanpa Korelasi menggunakan satu σ

- Metode ini hanya menggunakan satu nilai σ untuk memutasi semua gen yang ada di dalam kromosom.
- Oleh karena itu, suatu kromosom direpresentasikan sebagai

$$\langle x_1, \dots, x_n, \sigma \rangle$$

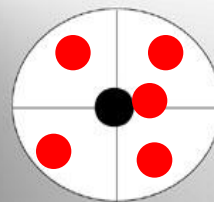
- Mutasi σ dan x diperoleh dengan menggunakan rumus sebagai berikut:

$$\sigma' = \sigma \cdot \exp(\tau \cdot N(0,1))$$

$$x'_i = x_i + \sigma' \cdot N(0,1)$$

- dimana τ berfungsi seperti laju belajar (*learning rate*) dan biasanya τ diset mendekati $\frac{1}{\sqrt{n}}$.
- Tentu saja kita bisa menggunakan suatu aturan untuk membatasi nilai σ' pada suatu nilai tertentu, misalnya ε_0 . Jadi, jika $\sigma' < \varepsilon_0$ maka $\sigma' = \varepsilon_0$.

Local
maximum



Mutasi tanpa Korelasi menggunakan σ sebanyak n

- Suatu kromosom direpresentasikan sebagai

$$\langle x_1, \dots, x_n, \sigma_1, \dots, \sigma_n \rangle$$

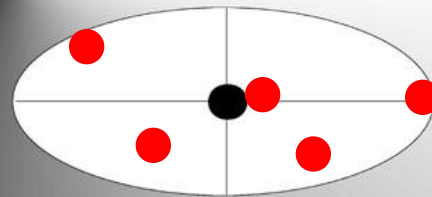
- Mutasi σ dan x diperoleh dengan menggunakan rumus

$$\sigma'_i = \sigma_i \cdot \exp(\eta \cdot N(0,1) + \tau \cdot N_i(0,1))$$

$$x'_i = x_i + \sigma'_i \cdot N_i(0,1)$$

- η adalah *learning rate* untuk semua gen (Biasanya diset $\frac{1}{\sqrt{2n}}$).
- τ adalah *learning rate* untuk setiap posisi gen ($\frac{1}{(2n)^{1/4}}$).

Local
maximum



Mutasi dengan Korelasi

- Metode ini selain menggunakan nilai σ sebanyak n yang masing-masing secara berurutan digunakan untuk memutasi gen-gen yang ada di dalam kromosom, juga menggunakan sudut-sudut rotasi α sebanyak k .
- Dimana $k = n(n-1)/2$ adalah jumlah kombinasi pasangan i dan j dari n yang ada.
- Oleh karena itu, suatu kromosom direpresentasikan sebagai

$$\langle x_1, \dots, x_n, \sigma_1, \dots, \sigma_n, \alpha_1, \dots, \alpha_k \rangle$$

Mutasi dengan Korelasi

Covariance matrix C didefinisikan sebagai

$$c_{ii} = \sigma_i^2$$

$$c_{ij} = 0 \text{ jika } i \text{ dan } j \text{ tidak berkorelasi}$$

$$c_{ji} = \frac{1}{2}(\sigma_i^2 - \sigma_j^2) \tan(2\alpha_{ij}) \text{ jika } i \text{ dan } j \text{ berkorelasi}$$

Mutasi dengan Korelasi

- Mutasi σ , α , dan x diperoleh dengan menggunakan rumus sebagai berikut:

$$\sigma'_i = \sigma_i \cdot \exp(\eta \cdot N(0,1) + \tau \cdot N_i(0,1))$$

$$\alpha'_j = \alpha_j + \beta \cdot N(0,1)$$

$$x' = x + N(0, C')$$

- x adalah vektor variabel objektif $\langle x_1, \dots, x_n \rangle$
- Sedangkan C' adalah matriks kovarian yang dihitung setelah mutasi sudut-sudut rotasi α .
- β adalah perubahan sudut yang biasanya berkisar 5° .
- Jika $|\alpha'_j| > \pi$, maka $\alpha'_j = \alpha'_j - 2\pi \text{sign}(\alpha'_j)$.

Mutasi dengan Korelasi

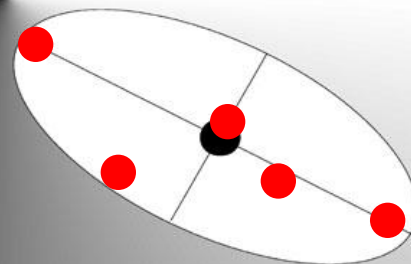
- η adalah *learning rate* untuk semua gen. Biasanya diset mendekati

$$\frac{1}{\sqrt{2n}}$$

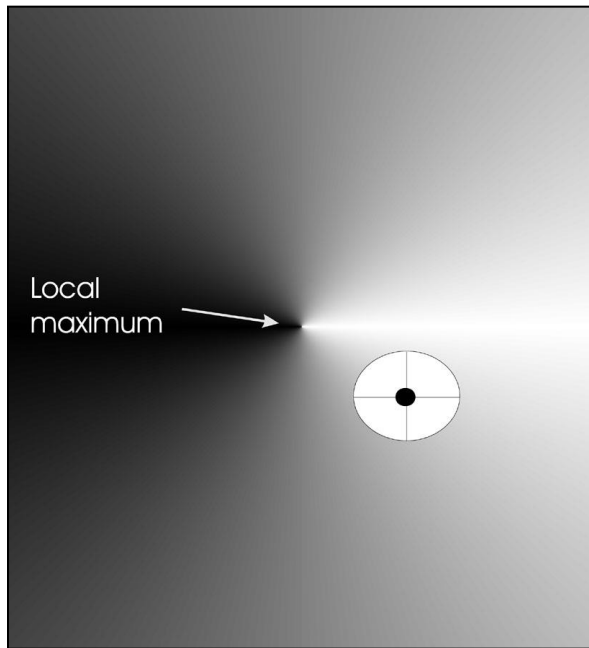
- τ adalah *learning rate* untuk setiap posisi gen. Biasanya diset mendekati

$$\frac{1}{(2n)^{1/4}}$$

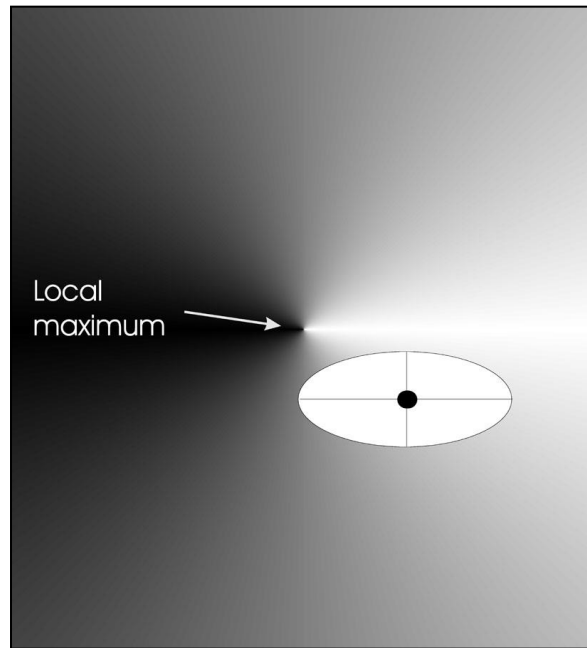
Local
maximum



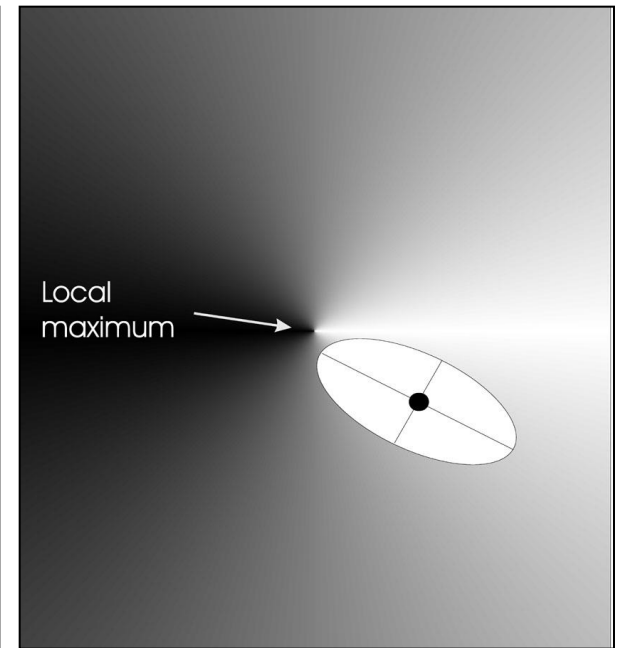
Mutasi tanpa Korelasi
menggunakan satu σ



Mutasi tanpa Korelasi
menggunakan $n \sigma$

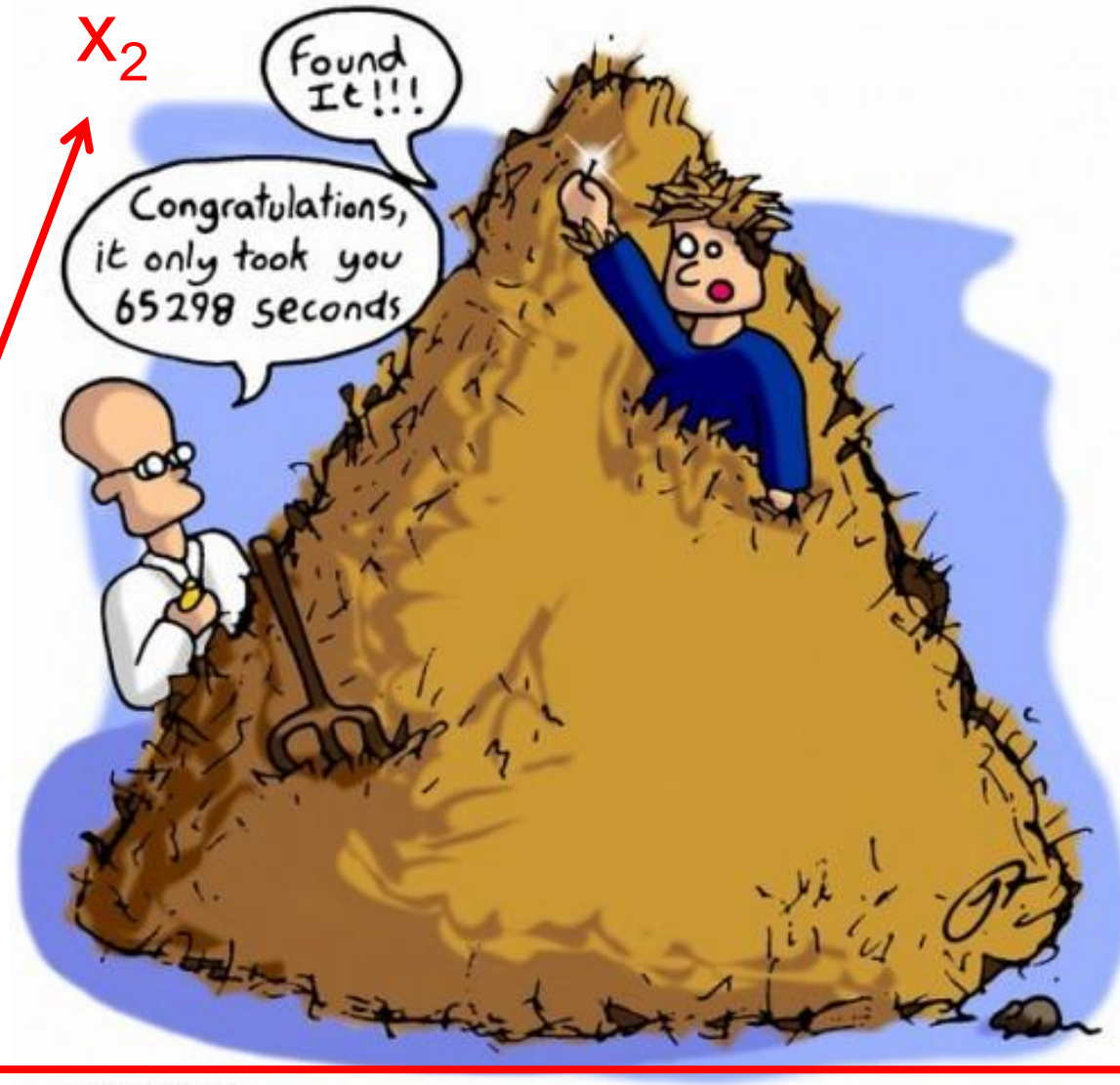


Mutasi dengan
Korelasi



$f(x_1, x_2)$

x_2



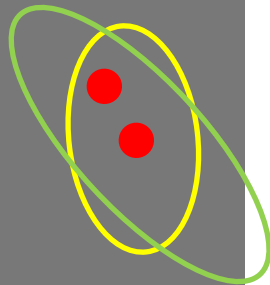
x_1

Mutasi dengan Korelasi

Populasi = 1



Global maximum



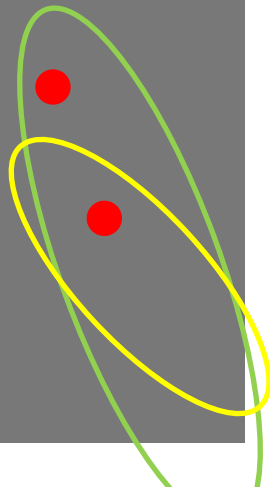
Generasi 1

Mutasi dengan Korelasi

Populasi = 1



Global maximum



Generasi 2

Mutasi dengan Korelasi

Populasi = 1



Global maximum

Generasi 3

Mutasi dengan Korelasi

Populasi = 1



Global maximum

The diagram illustrates a search space on a gray background. A black dot, labeled 'Global maximum', is located in the upper-left quadrant. A yellow ellipse, representing the search area of a population of 1, is positioned in the lower-right quadrant. A red dot, representing the current state of the population, is located inside the yellow ellipse. The text 'Generasi 10' is written in white at the bottom right.

Generasi 10

Mutasi dengan Korelasi

Populasi = 1



Generasi 50

Mutasi dengan Korelasi

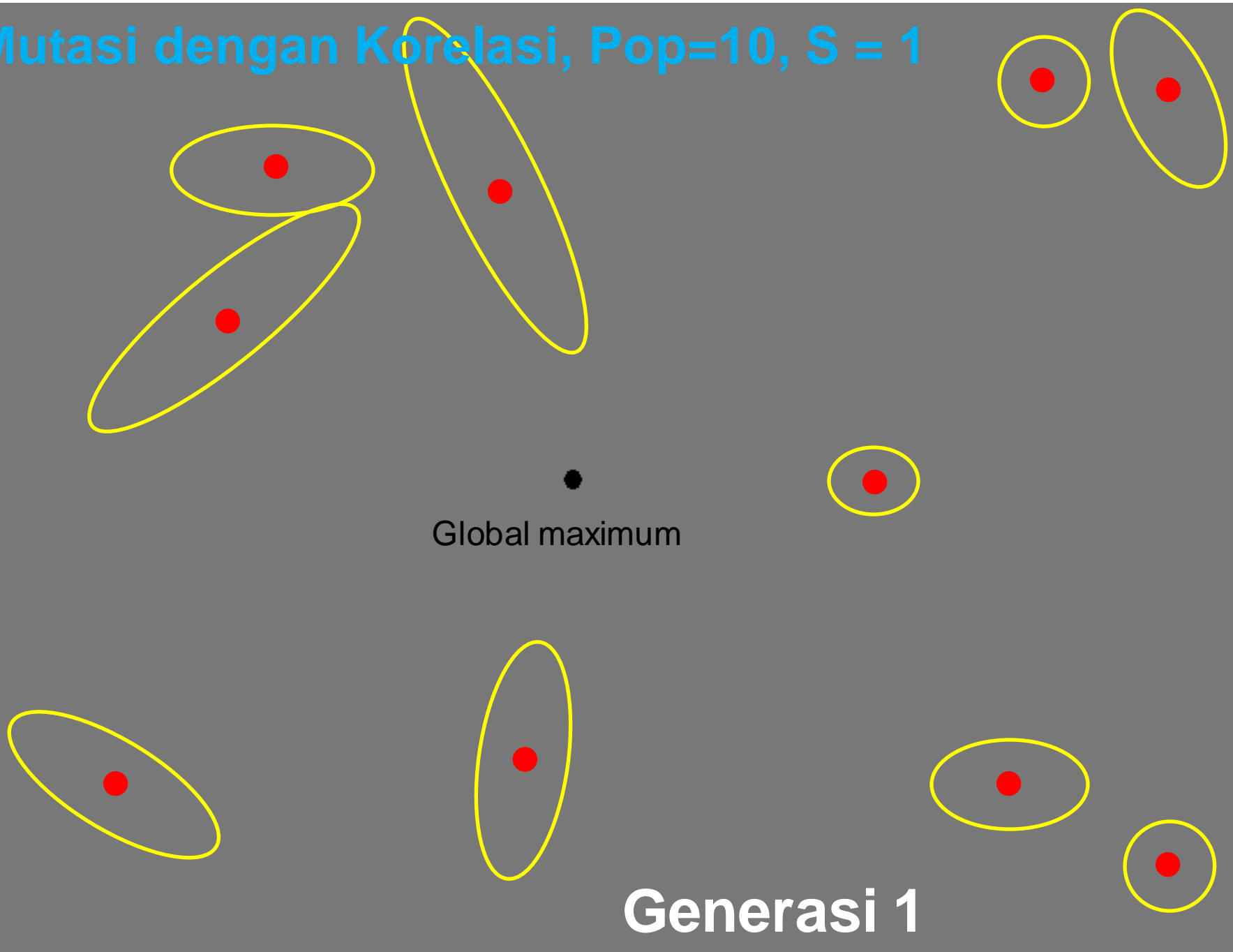
Populasi = 1



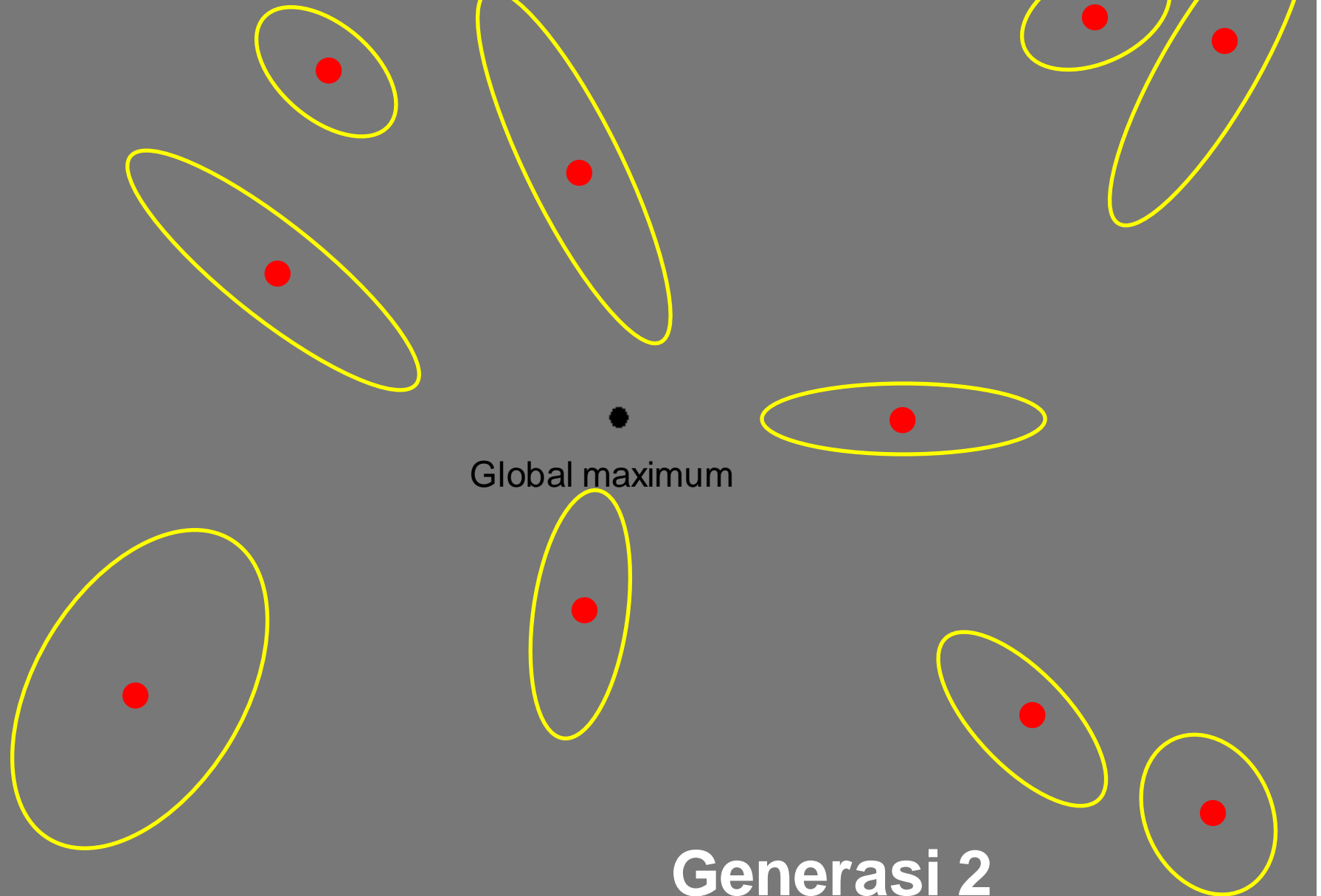
Global maximum

Generasi 100

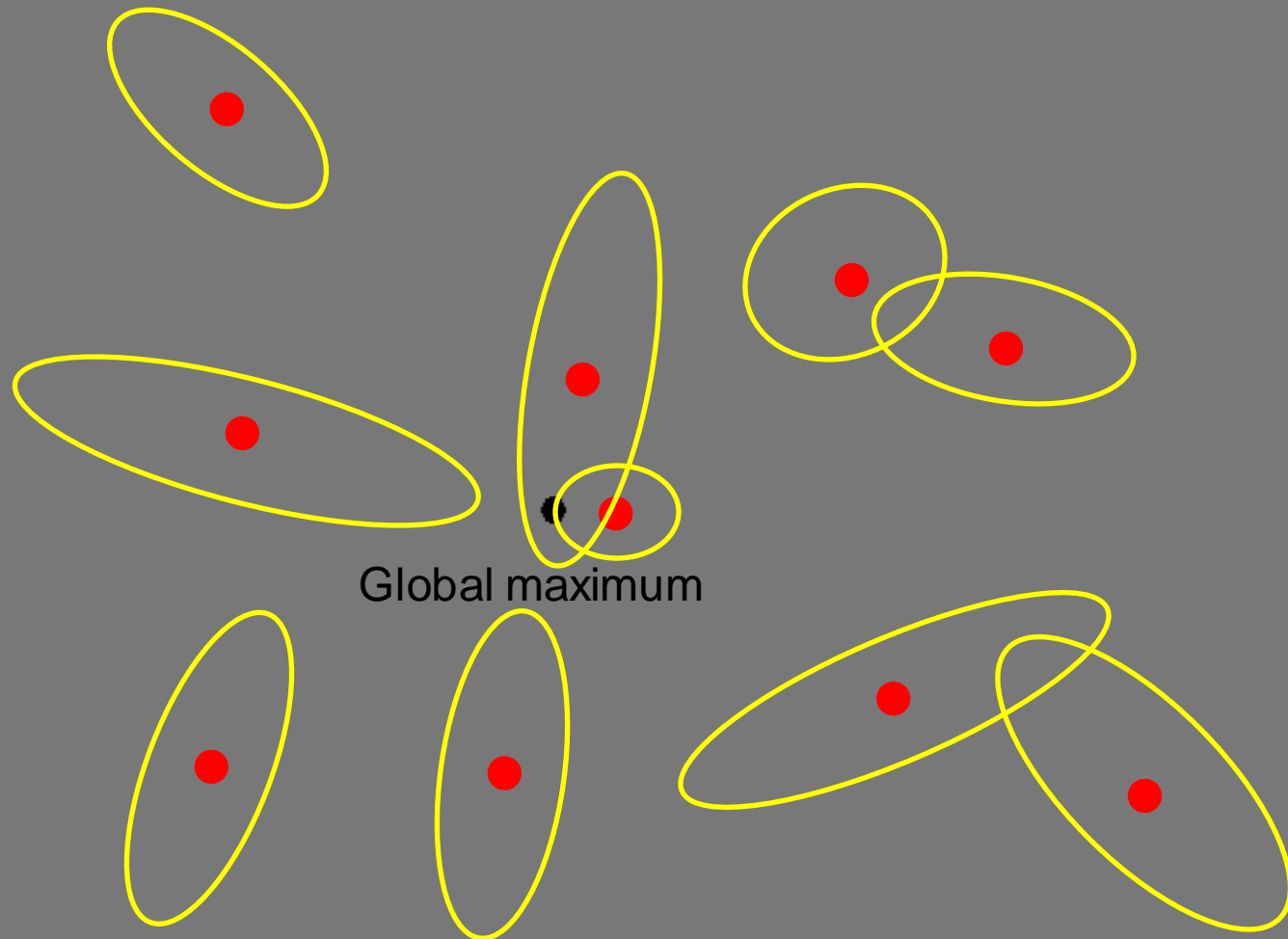
Mutasi dengan Korelasi, Pop=10, S = 1



Mutasi dengan Korelasi, Pop=10, S = 1



Mutasi dengan Korelasi, Pop=10, S = 1



Generasi 10

Mutasi dengan Korelasi, Pop=10, S = 1



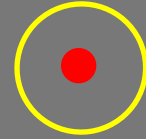
Generasi 20

Mutasi dengan Korelasi, Pop=10, S = 1

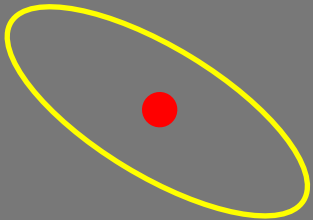


Generasi 20

Mutasi dengan Korelasi, Pop=2, S = 7

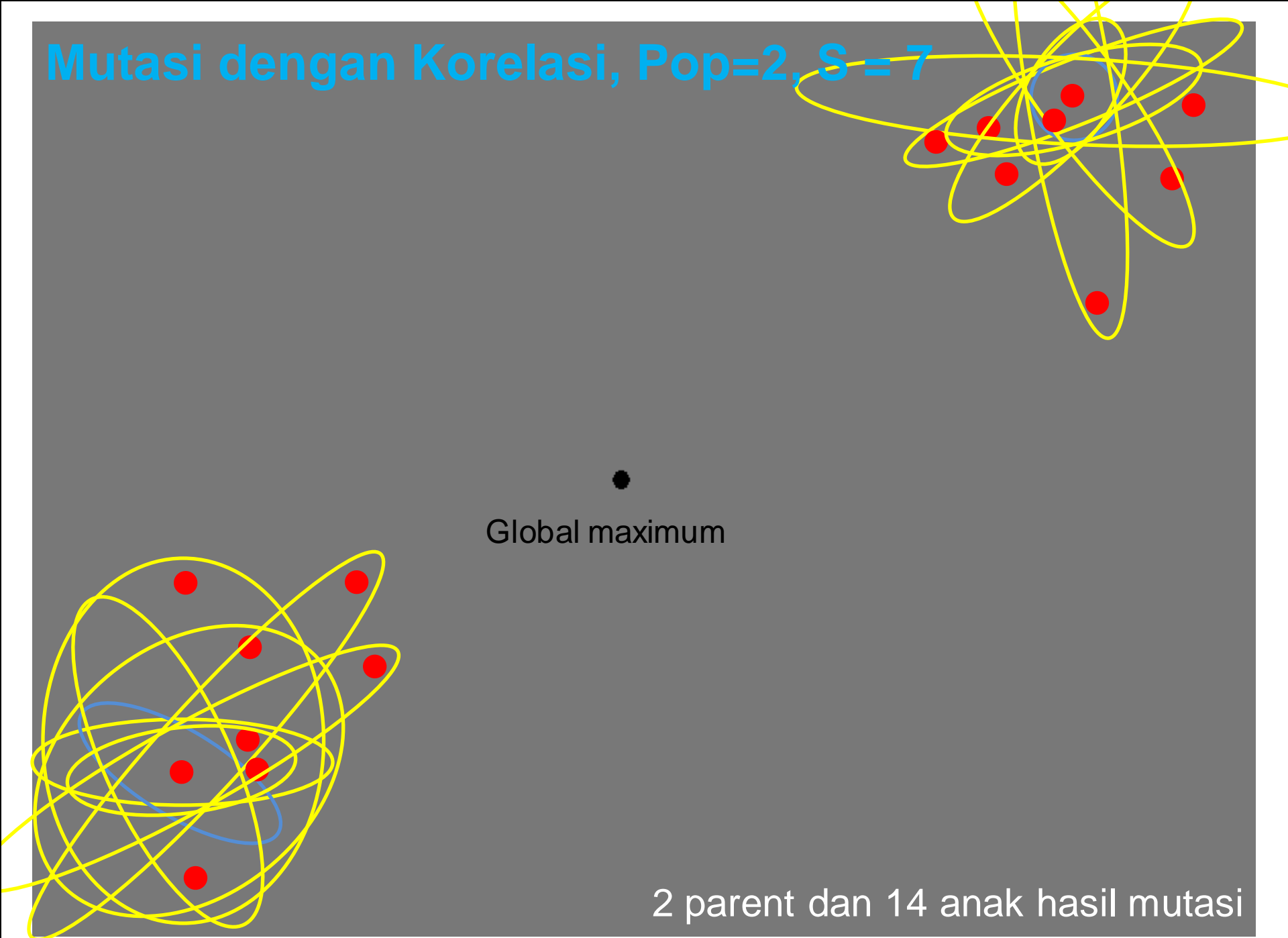


Global maximum

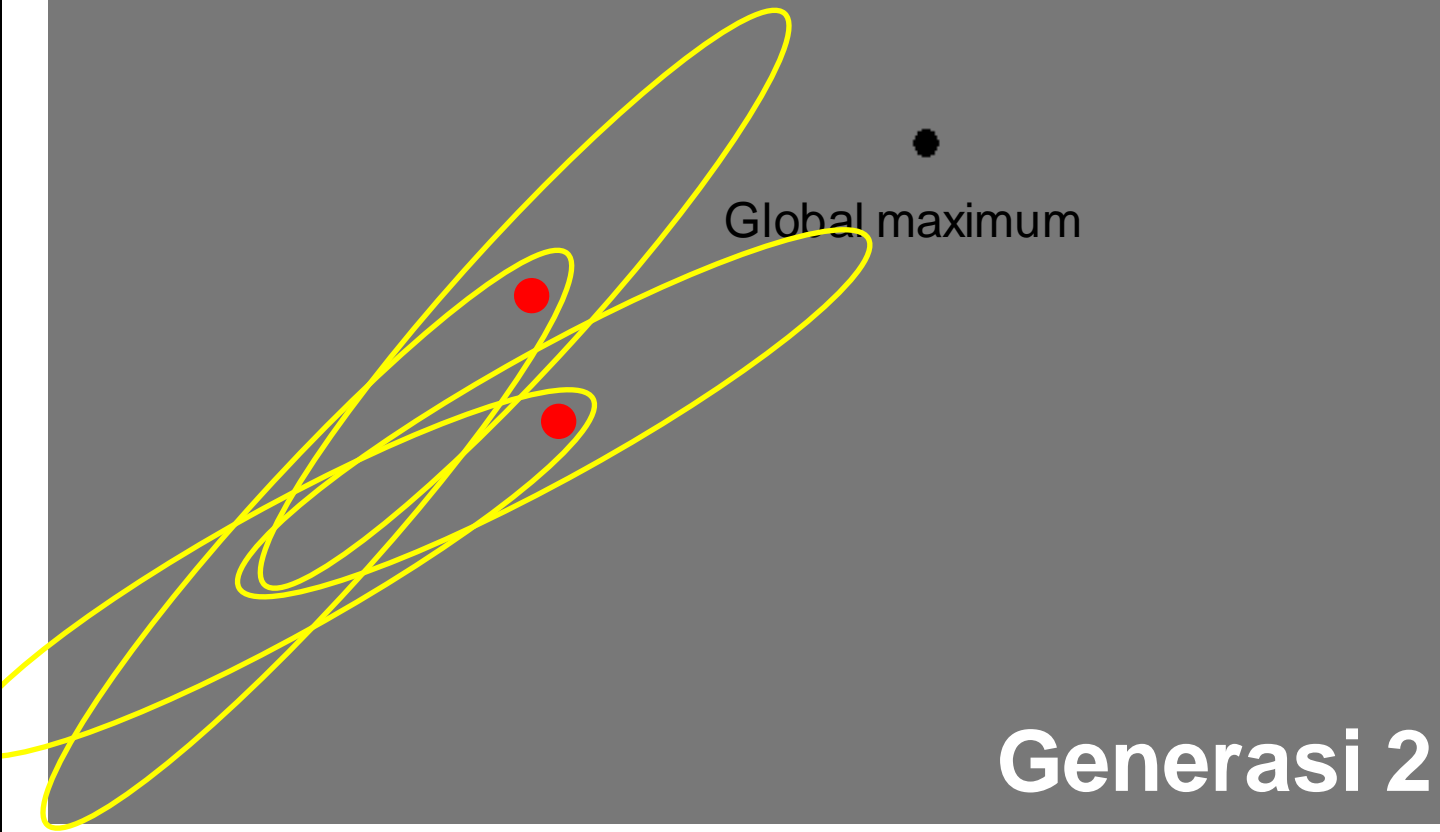


Generasi 1

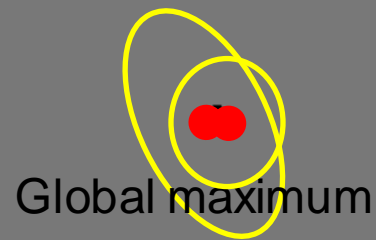
Mutasi dengan Korelasi, Pop=2, S=7



Mutasi dengan Korelasi, Pop=2, S = 7



Mutasi dengan Korelasi, Pop=2, S = 7



Generasi 10

Rekombinasi

	Dua orangtua tetap	Dua orangtua yang berubah-ubah untuk setiap gen ke- <i>i</i>
$z_i = (x_i + y_i) / 2$	<u>intermediary</u> <u>lokal</u>	intermediary global
$z_i = x_i$ atau y_i yang dipilih secara acak	discrete lokal	discrete global

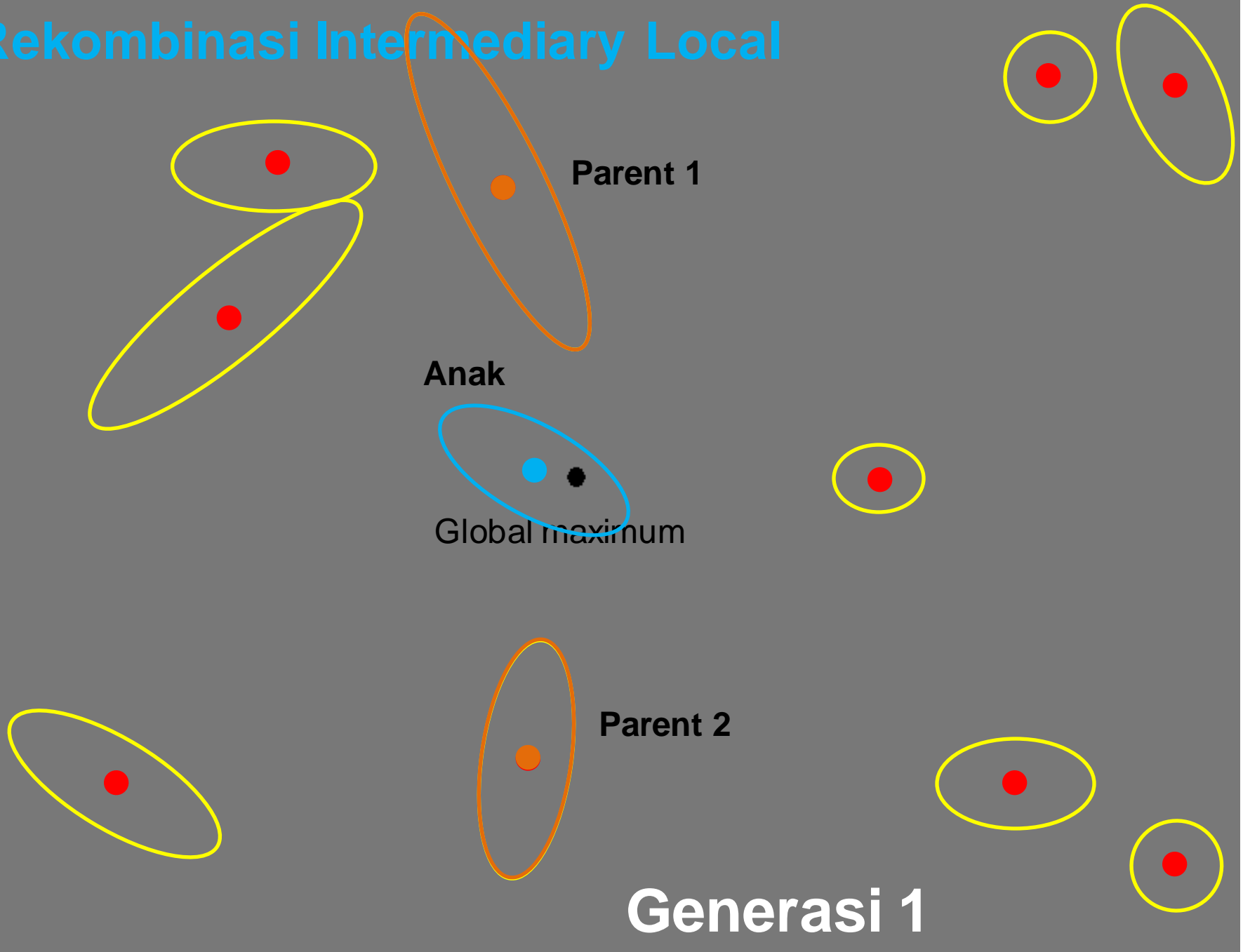
Intermediary: z antara x dan y

Lokal: gen didapat dari ortu yg tetap

discrete: z dipilih acak dari x atau y

Global: gen didapat dari ortu yg berbeda2

Rekombinasi Intermediary Local



Seleksi *Survivor*

- Misalkan jumlah kromosom dalam populasi adalah μ .
- Proses rekombinasi dan mutasi menghasilkan sejumlah kromosom anak, misalnya λ .
- Pada ES, seleksi *survivor* dilakukan secara deterministik dengan cara memilih sejumlah μ kromosom yang memiliki *fitness* paling tinggi.
- Proses pemilihan tersebut bisa dilakukan pada kromosom **anak saja** yang sering disebut sebagai (μ, λ) -*selection*.
- Atau dilakukan pada gabungan kromosom **orangtua** dan kromosom **anak** yang sering disebut sebagai $(\mu + \lambda)$ -*selection*.

Seleksi *Survivor*

- Metode $(\mu+\lambda)$ -*selection* bisa mempertahankan kromosom terbaik, sedangkan metode (μ,λ) -*selection* tidak bisa.
- Tetapi, metode (μ,λ) -*selection* lebih sering digunakan karena tiga alasan:
 - lebih baik dalam menghindari optimum lokal;
 - lebih baik untuk permasalahan dengan nilai optimum yang berubah-ubah;
 - bisa menghindari adanya nilai σ yang buruk tetapi bertahan hidup terlalu lama di dalam kromosom ketika x sangat dekat dengan solusi (*fit*).

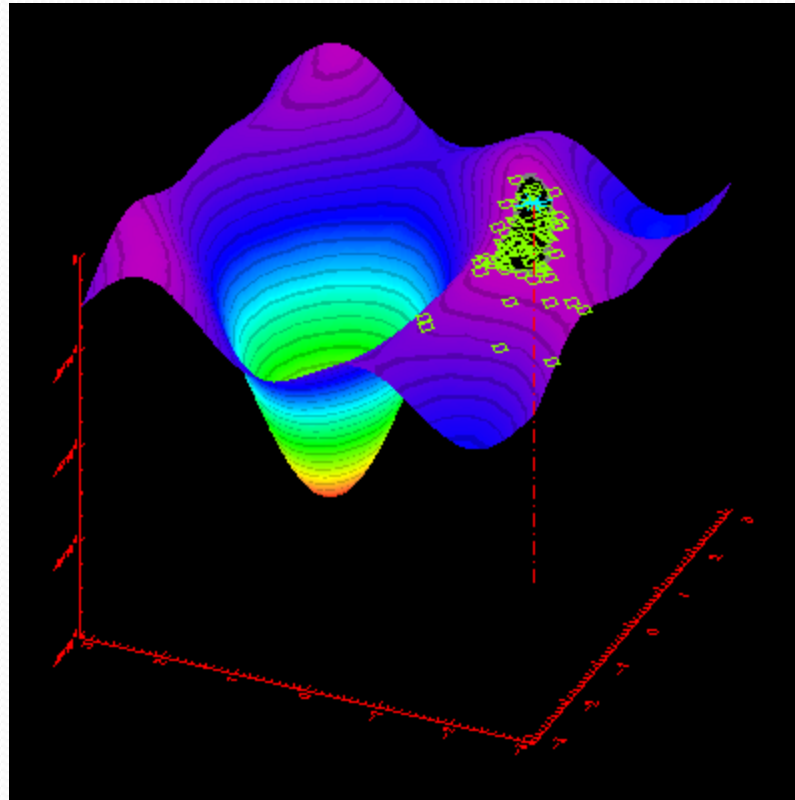
Seleksi *Survivor*

- Berbeda dengan GA, pada ES *selective pressure* biasanya dibuat sangat tinggi, misalnya $\lambda = 7\mu$.
- Jika kita menggunakan metode (μ, λ) -*selection*, maka untuk $\lambda = 7\mu$ berarti kita harus memilih 1 dari 7 kromosom sebagai individu terbaik.
- Hal ini berarti terjadi kompetisi yang sangat ketat (*selective*).

Self-Adaptation

- Kemampuan untuk mengikuti nilai optimum yang berubah-ubah dan kemampuan menentukan *mutation step size* σ secara adaptif.
- Misalkan terdapat suatu masalah optimasi fungsi yang nilai-nilai optimumnya sengaja dibuat berubah-ubah (*moving optimum*) pada periode sejumlah generasi tertentu, misalnya setiap 500 generasi.

Self-Adaptation



Self-Adaptation

- Pada gambar di atas, sekumpulan kotak kecil menyatakan individu/kromosom dalam populasi ES.
- Pada berbagai kasus, ES dapat segera menemukan nilai optimum.
- Sifat inilah yang disebut sebagai *self-adaptation*.

Self-Adaptation

Untuk bisa memiliki sifat *self-adaptation*, ES harus memenuhi persyaratan berikut:

- $\mu > 1$ untuk mendapatkan strategi-strategi yang berbeda,
- $\lambda > \mu$ untuk membangkitkan banyak anak (biasanya $\lambda \approx 7\mu$),
- (μ, λ) -selection untuk menghindari σ yang salah dalam beradaptasi,
- Saling menukarkan parameter-parameter strategi yang terdapat pada kromosom-kromosom menggunakan proses rekombinasi *intermediary* lokal atau global.

Proses Evolusi

- μ, λ

Sejumlah μ orangtua menghasilkan sejumlah λ anak hanya menggunakan mutasi (tanpa rekombinasi). Pada proses evolusi jenis ini, seleksi survivor dilakukan hanya terhadap sejumlah λ **anak** (μ orangtua tidak diperhatikan). Seleksi survivor menghasilkan sejumlah μ individu terbaik yang akan hidup pada generasi berikutnya. Dengan demikian, jumlah individu dalam populasi selalu tetap, yaitu sejumlah μ .

- $\mu/r, \lambda$

sama dengan μ, λ tetapi menggunakan rekombinasi (r).

Proses Evolusi

- $\mu + \lambda$

Sejumlah μ orangtua menghasilkan sejumlah λ anak hanya menggunakan mutasi (tanpa rekombinasi). Seleksi survivor dilakukan terhadap gabungan **anak** dan **orangtua**: $\lambda + \mu$. Seleksi survivor menghasilkan sejumlah μ individu terbaik yang akan akan hidup pada generasi berikutnya. Dengan demikian, jumlah individu dalam populasi selalu tetap, yaitu sejumlah μ .

- $\mu/r + \lambda$

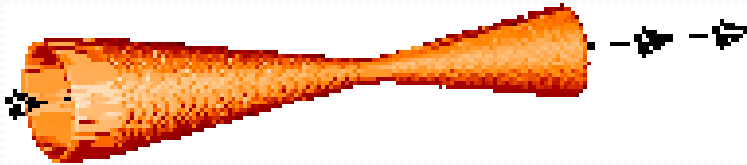
sama dengan $\mu + \lambda$ tetapi menggunakan rekombinasi (r).

Contoh Aplikasi ES

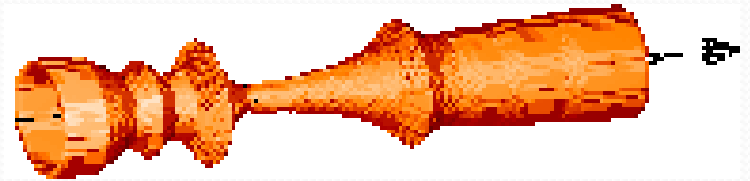
- Desain Jet Nozzle
- Desain Lensa
- Desain Jembatan
- Kotak Ajaib
- Optimasi swarming
- Optimasi Sistem Pipa
- Travelling Salesman Problem

Desain Jet Nozzle

[evonet.lri.fr/CIRCUS2/node.php?node=72]



Starting



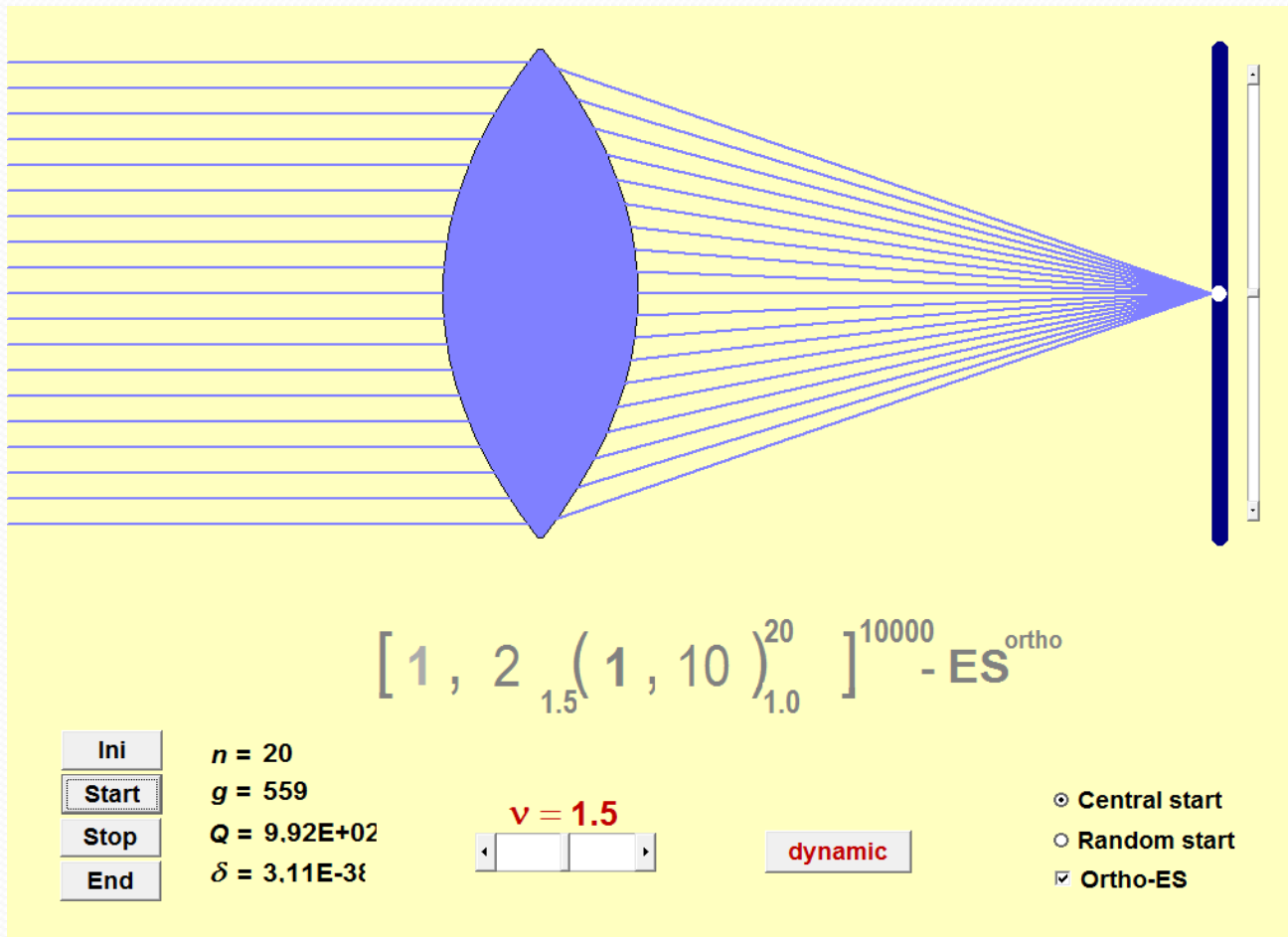
Resulting



Designing by ES

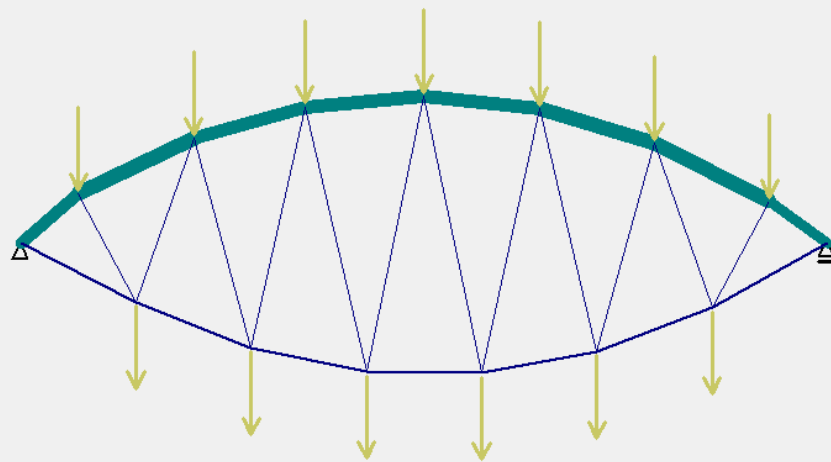
Desain Lensa Optik

[www.bionik.tu-berlin.de/institut/xs2anima]



Desain Jembatan

[www.bionik.tu-berlin.de/institut/xs2anima]



Ini
Start
Stop
End

$$\left[1, 2, \left(3, 10 \right)_{1.1}^{20} \right]_{1.0}^{250} - ES^{\text{ortho}}$$

g 250
 Q 6,98E+03
 δ 3,86E-01

☐ Bridge 1
☒ Bridge 2

☒ Ortho-ES
 $\delta 10 = 3000$

Kotak Ajaib

[www.bionik.tu-berlin.de/institut/xs2anima]

Start
Stop
End

g 381
 Q 0
 δ 3,07E+00

The Magic
21x21-Square with the
Magic Sum of 2006

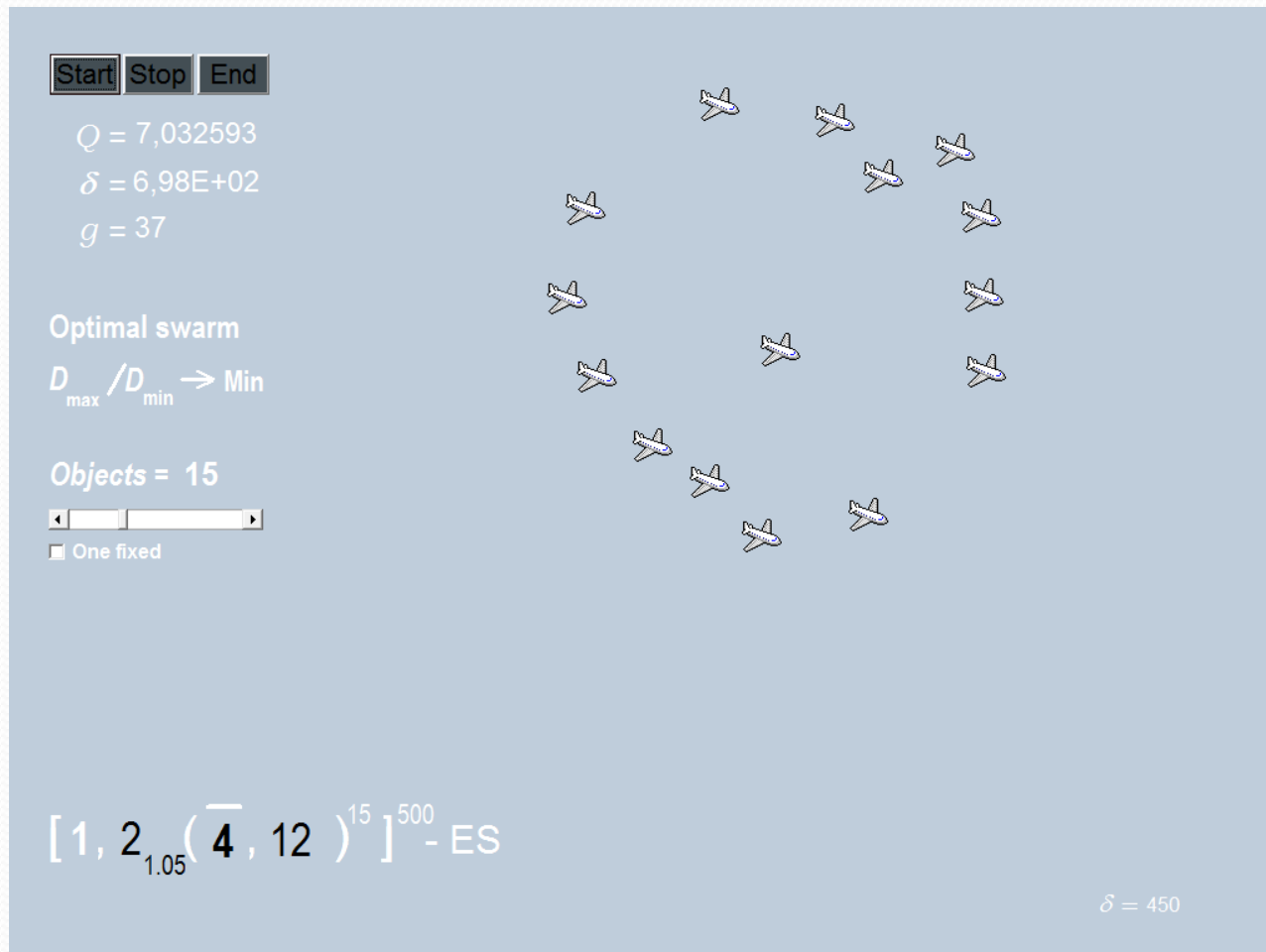


72	99	116	93	95	59	103	97	76	128	94	122	91	98	123	104	94	96	76	89	81
65	104	96	92	93	104	106	93	104	138	48	109	88	91	128	48	107	81	123	102	86
85	86	109	82	85	84	148	116	69	155	91	83	68	95	117	63	127	105	119	84	35
73	118	86	111	102	64	100	91	96	116	75	122	68	84	108	50	146	120	93	82	101
72	114	77	101	139	59	118	86	132	99	54	106	64	109	121	70	118	107	84	114	62
58	88	100	122	108	123	71	70	81	88	68	117	79	102	132	101	121	97	117	71	92
71	101	81	121	92	59	142	62	78	106	83	110	86	97	110	83	89	136	125	96	78
174	174	2	2	133	154	196	0	0	175	113	216	0	0	216	151	155	6	6	6	127
148	2	98	159	2	165	0	171	127	0	127	0	173	150	0	99	6	144	157	166	112
127	147	117	138	2	151	0	156	120	0	141	0	155	138	0	110	6	146	116	138	98
97	178	151	2	176	131	0	162	156	0	162	0	185	197	0	140	6	6	6	175	86
122	134	2	122	165	186	0	122	146	0	139	0	132	160	0	149	6	127	149	6	139
122	2	172	151	155	130	0	127	147	0	111	0	175	141	0	107	6	179	165	6	110
153	2	2	2	2	130	198	0	0	228	171	207	0	0	222	154	190	6	6	177	156
82	82	162	95	104	94	130	98	88	135	65	102	68	65	93	68	85	66	96	124	104
113	89	95	88	107	85	101	75	105	115	58	152	93	93	119	80	126	76	56	92	88
42	126	106	74	82	51	133	111	102	87	63	112	140	71	115	99	136	67	139	86	64
98	53	114	120	117	19	117	75	113	96	84	98	100	95	106	116	92	113	102	97	81
32	105	141	106	109	20	124	111	87	126	83	141	104	75	93	67	131	104	94	90	63
93	108	51	117	54	80	102	90	88	128	63	114	53	103	83	103	142	108	113	98	115
107	94	128	108	84	58	117	103	91	86	113	95	84	42	120	44	117	116	64	107	128

Evolution of a Magic Square

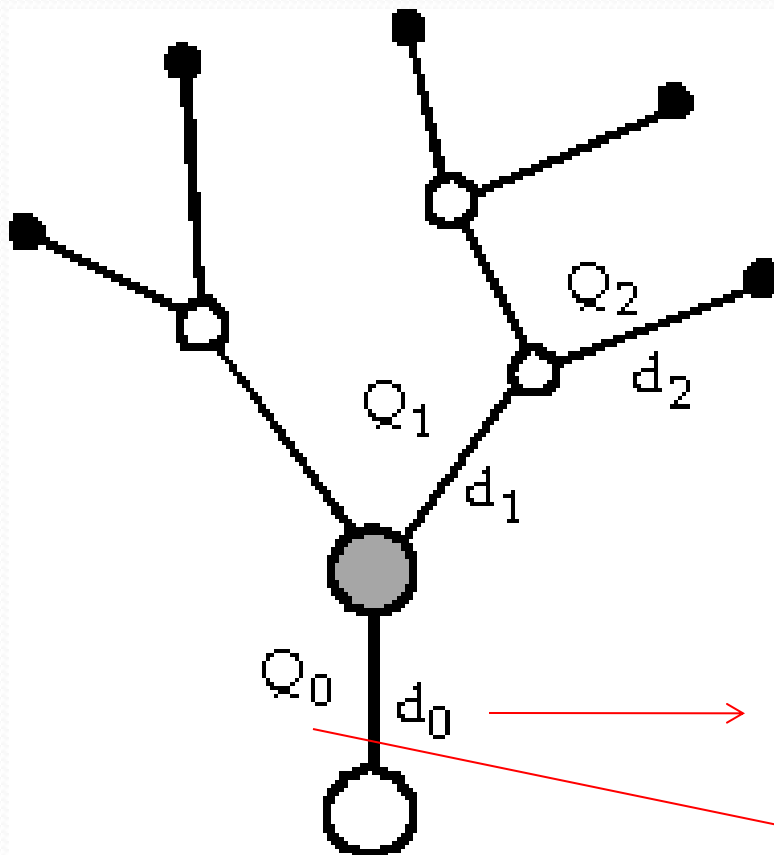
Optimasi Swarming

[www.bionik.tu-berlin.de/institut/xs2anima]



Optimasi Sistem Pipa

[Michael Herdy, Giannino Patone, Technical Report TR-94-05, 1994]



Minimasi

- Perbedaan tekanan
- Total volume pipa

Tekanan pada semua simpul akhir harus sama.

diameter
quantity of liquid per time

The quality function (Fitness)

$$Q = \sum_{\text{all final nodes}} (c_1 \cdot (p_i - \bar{p})^2 + c_2 \cdot p_i) + c_3 \cdot V_{\text{tot}}$$

constant

pressure at the i-th final node

average pressure
at the final node

total volume of the
system of pipes

Travelling Salesman Problem

[Michael Herdy, Giannino Patone, Technical Report TR-94-05, 1994]

- Representasi Kromosom?
- Permutasi → keluar dari pakem ES (umumnya real)
- Apa bedanya dengan GA?
- ES menggunakan mutation step size

Empat Operator Mutasi

1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 11 12

Parents-Tour

1 **5 4 3 2** 6 7 8 9 10 11 12

Inversion of the tour segment 2-3-4-5

1 3 4 5 **2** 6 7 8 9 10 11 12

Insertion of town no.2 between no.5 and no.6

1 6 7 **2 3 4 5** 8 9 10 11 12

Displacement of the tour segment 2-3-4-5

1 **5** 3 4 **2** 6 7 8 9 10 11 12

Reciprocal Exchange of towns no.2 and no. 5

Kesimpulan

- ES sangat powerful untuk permasalahan dengan bilangan real
- ES cenderung lebih cepat dibandingkan GA
- ES bisa memiliki sifat *Self Adaptation*

Daftar Pustaka

- [SUYo8] Suyanto, 2008, Evolutionary Computation: Komputasi Berbasis “Evolusi” dan “Genetika”, penerbit Informatika Bandung.
- evonet.lri.fr/CIRCUS2/node.php?node=72
- www.bionik.tu-berlin.de/institut/xs2anima
- Michael Herdy, Giannino Patone, Technical Report TR-94-05, 1994

Daftar Pustaka

- [EIBo3] Eiben, A.E. and Smith, J.E., 2003, “Introduction to Evolutionary Computing”, Springer-Verlag Berlin Heidelberg.
- [ADNo7] Adnan Oktar, 2007, "Mekanisme Khayalan Teori Evolusi", www.evolutiondeceit.com/indonesian/keruntuhan3.php
- [JULo7] Julie Leung, Keith Kern, Jeremy Dawson, 2007, “Genetic Algorithms and Evolution Strategies“, presentation slides.
- [SUYo8] Suyanto, 2008, Evolutionary Computation: Komputasi Berbasis “Evolusi” dan “Genetika”, penerbit Informatika Bandung.
- [TOMo7] Tomoharu Nakashima, 2007, “Evolving Soccer Teams for RoboCup Simulation”, IEEE Congress on *Evolutionary Computation*, Singapore 25 – 28 September 2007.
- [RYA98a] Ryan Conor and O'Neill Michael, 1998, “Grammatical Evolution: A Steady State approach”. In Proceedings of the Second International Workshop on Frontiers in Evolutionary Algorithms 1998, pages 419-423.