

Evolving ANN

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

HP/WA: 0812 845 12345

Intelligence Computing Multimedia (ICM)
Informatics faculty – Telkom University

Perbandingan EAs dan ANN

Kriteria	EAs	ANN
Sangat baik untuk klasifikasi atau pengenalan pola?	Tidak	Ya
Sangat baik untuk optimasi, khususnya permasalahan kombinatorial?	Ya	Tidak
Bisa <i>learning</i> ?	Ya	Ya

Kekurangan ANN

- Arsitektur optimal?
 - Berapa jumlah layer yang optimal?
 - Berapa jumlah neuron pada setiap *layer*-nya?
 - Fungsi aktivasi?
- Berapa *learning rate* yang baik?
- Kapan menghentikan *learning*?

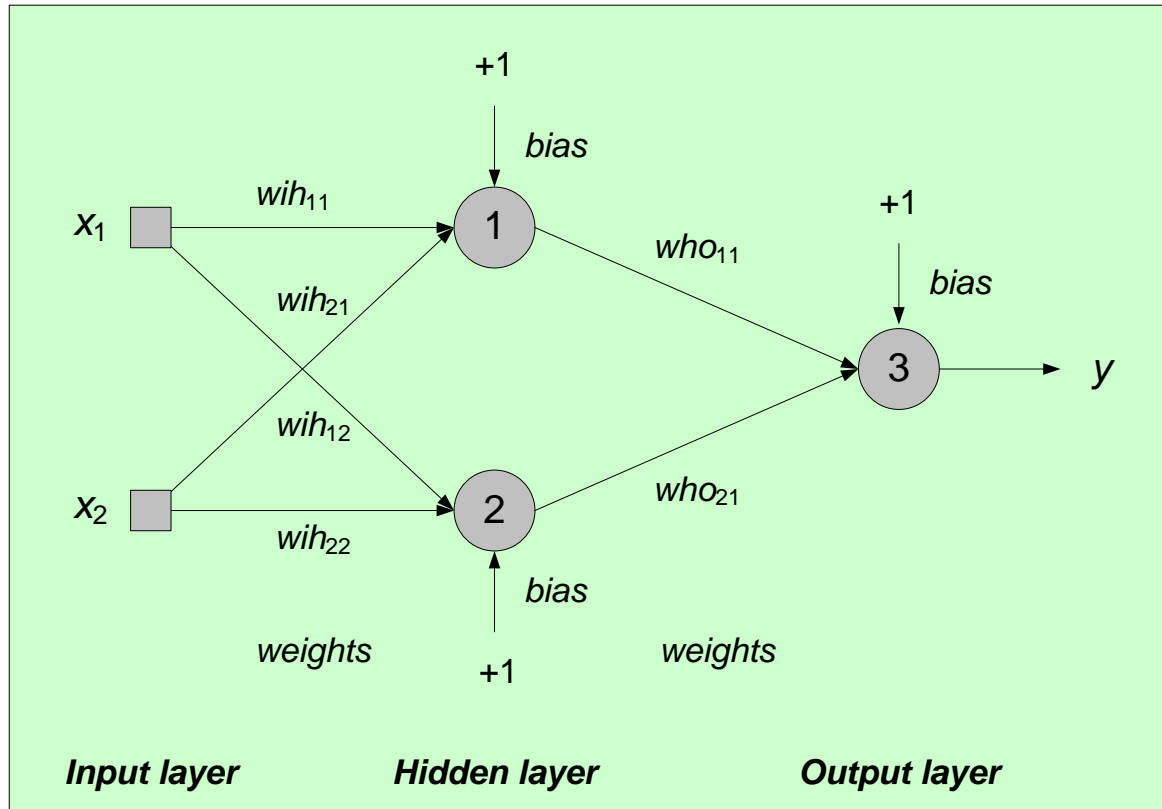
EAs untuk melatih ANN

- Banyak algoritma learning untuk ANN:
 - Back Propagation
 - Hebbian Learning
 - Competitive Learning, dsb.
- EAs bisa digunakan learning?
- Bisa.
- Bagaimana representasi kromosomnya?
- Bagaimana fungsi fitnessnya?

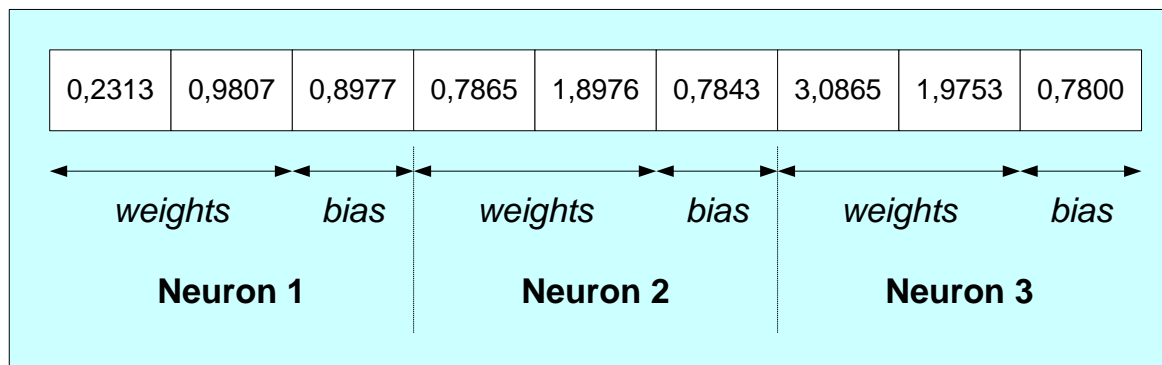
Representasi Kromosom

- Biner
- Integer
- Real

Multi Layer Perceptron (MLP):



Kromosom pada GA:



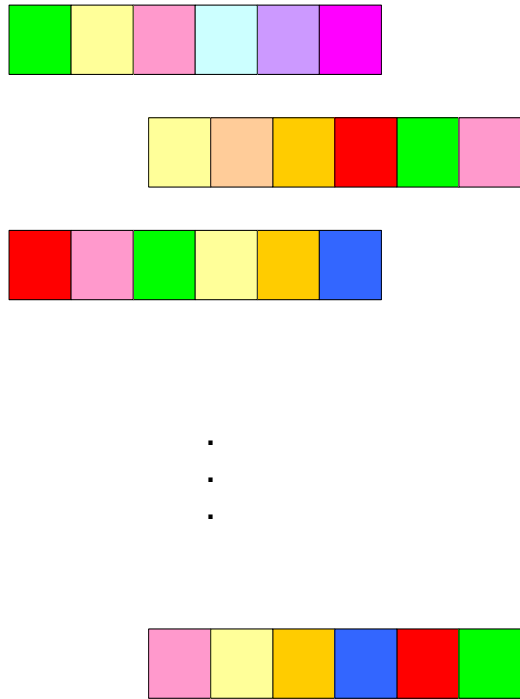
Fungsi Fitness

- *Back propagation*: maju dan mundur
- GA hanya: maju saja.
- *Fitness* dihitung berdasarkan rata-rata *error* (MSE) antara target dan keluaran untuk semua data latih
- MSE kecil \rightarrow *fitness* tinggi

$$f = \frac{1}{MSE}$$

$$f = \frac{1}{MSE + a}$$

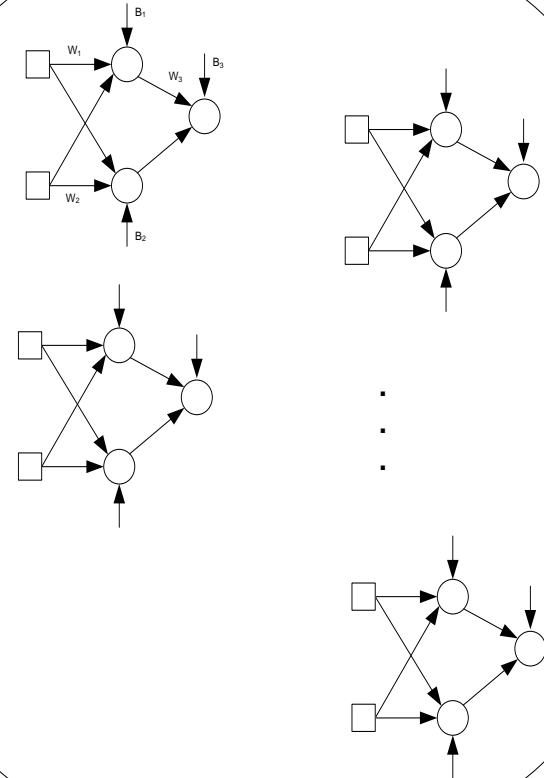
Dekodekan kromosom



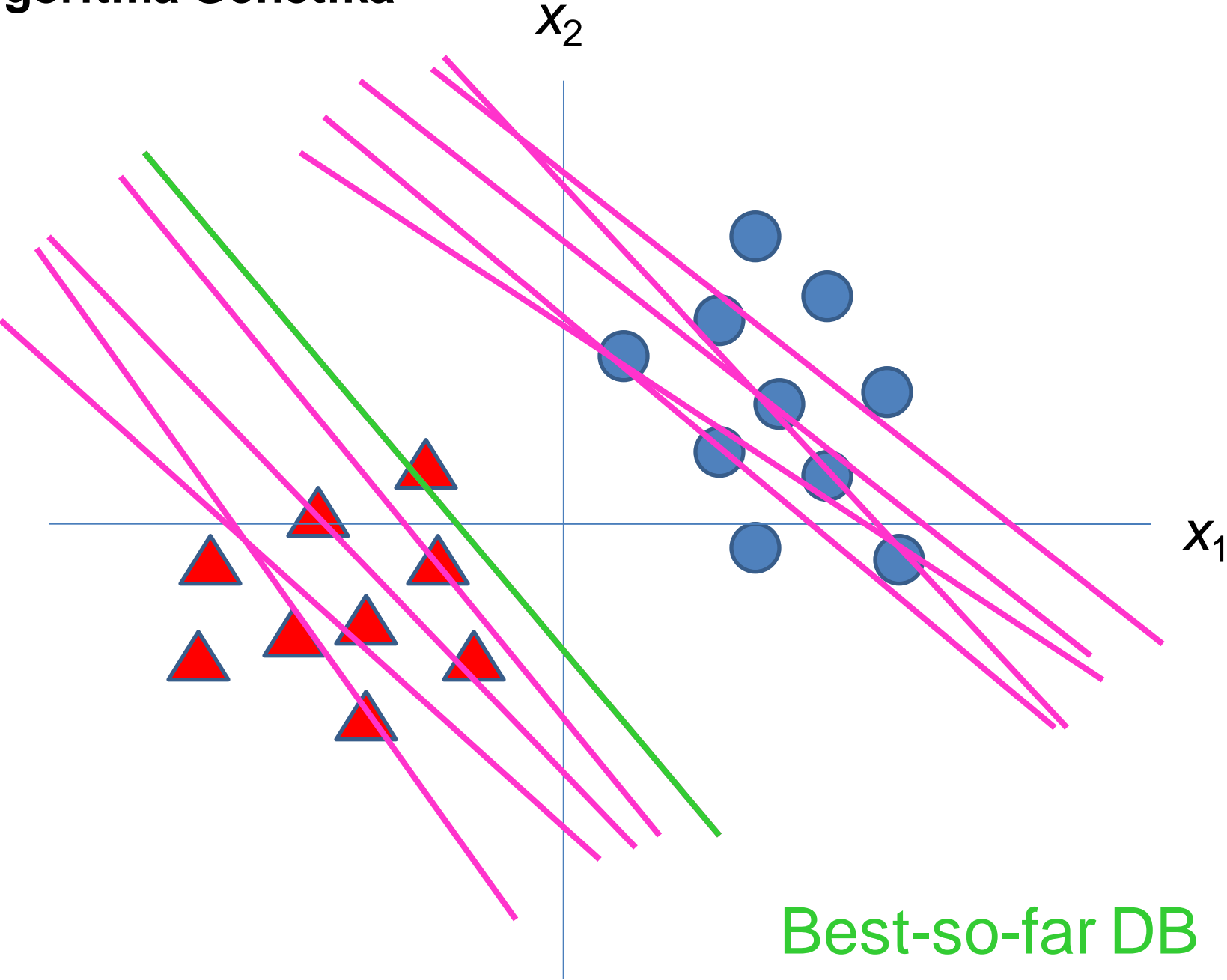
Operator-operator Evolusi (seleksi orang tua, rekombinasi, mutasi, seleksi survivor)

Nilai fitness

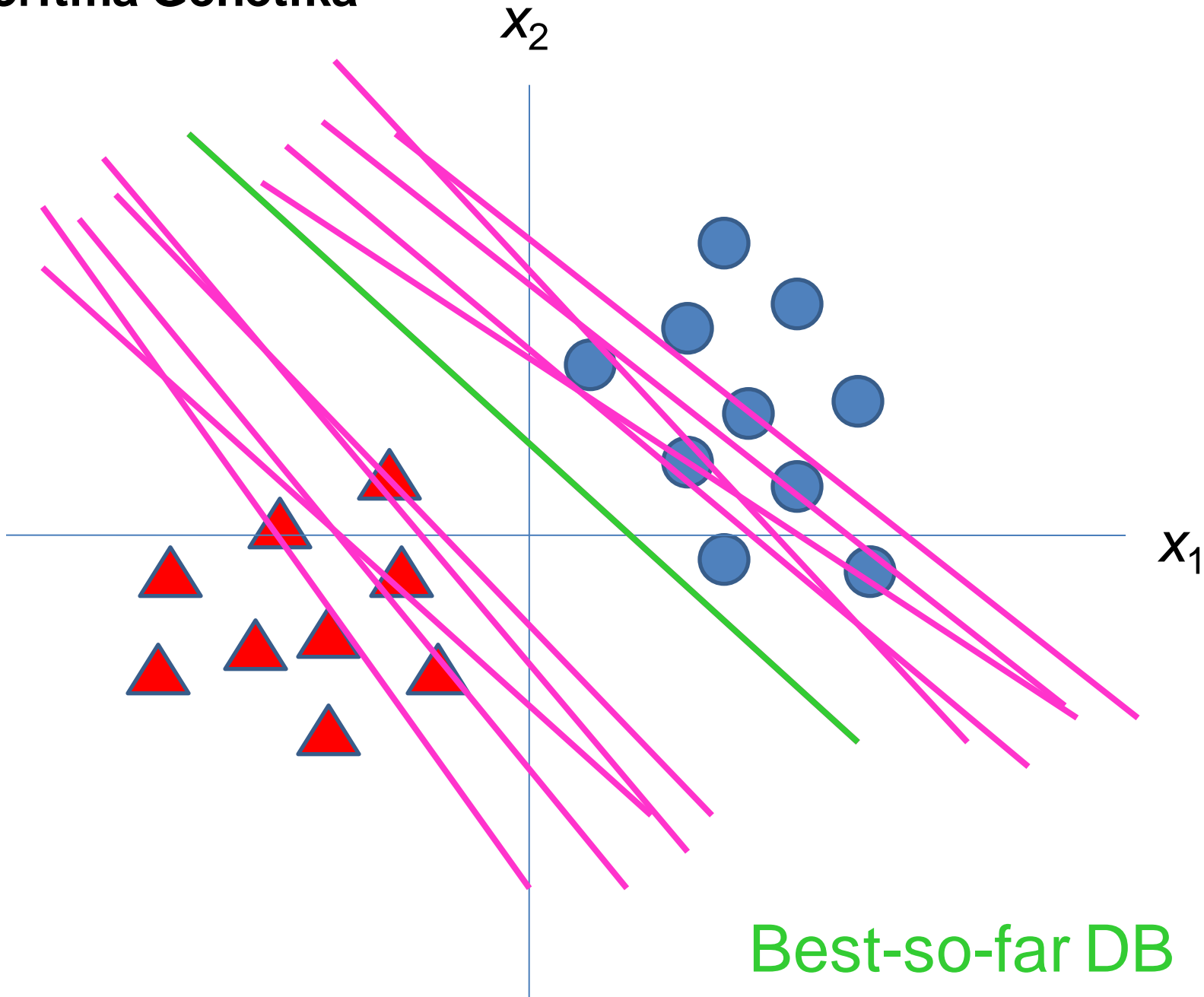
Evaluasi



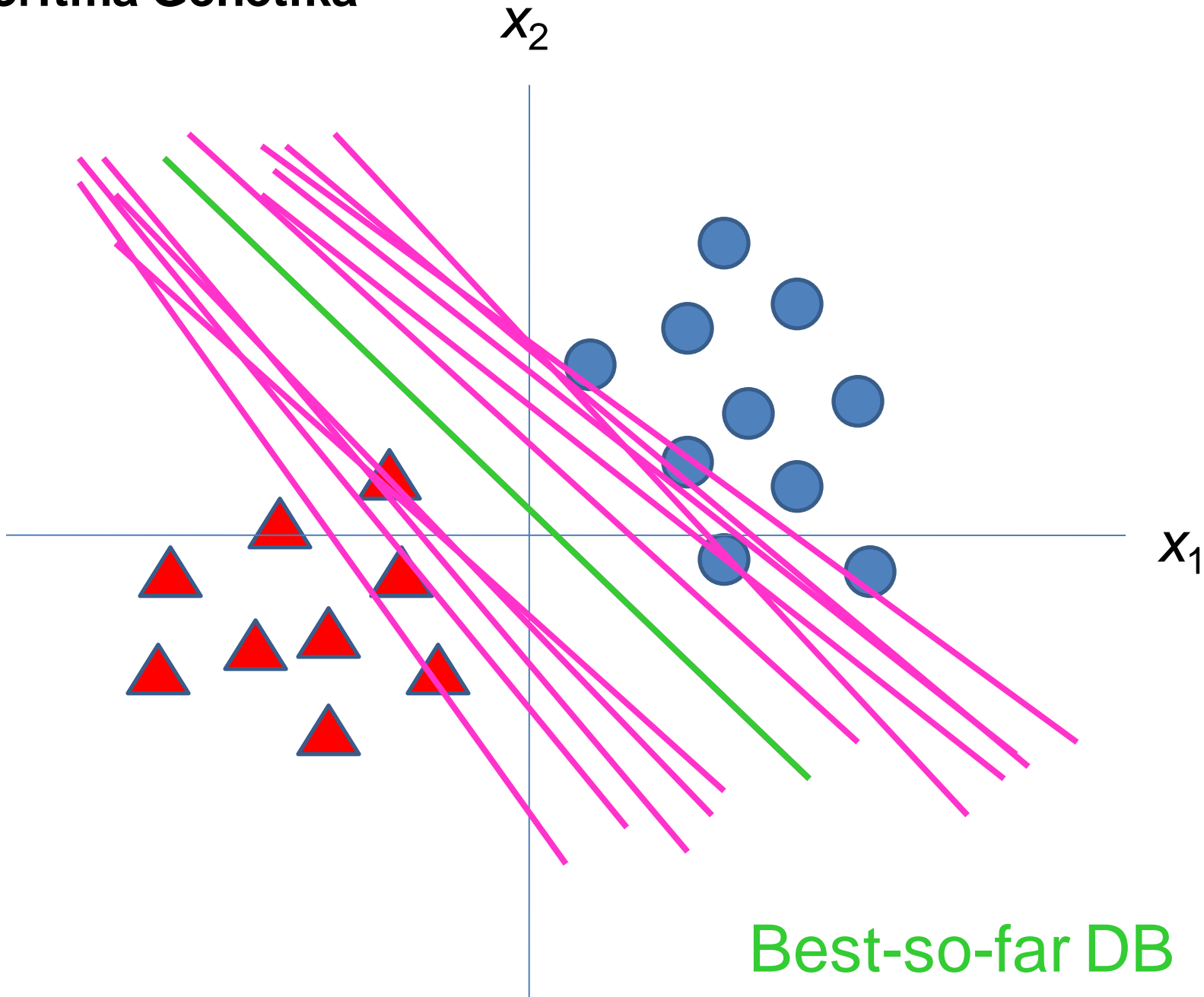
Algoritma Genetika



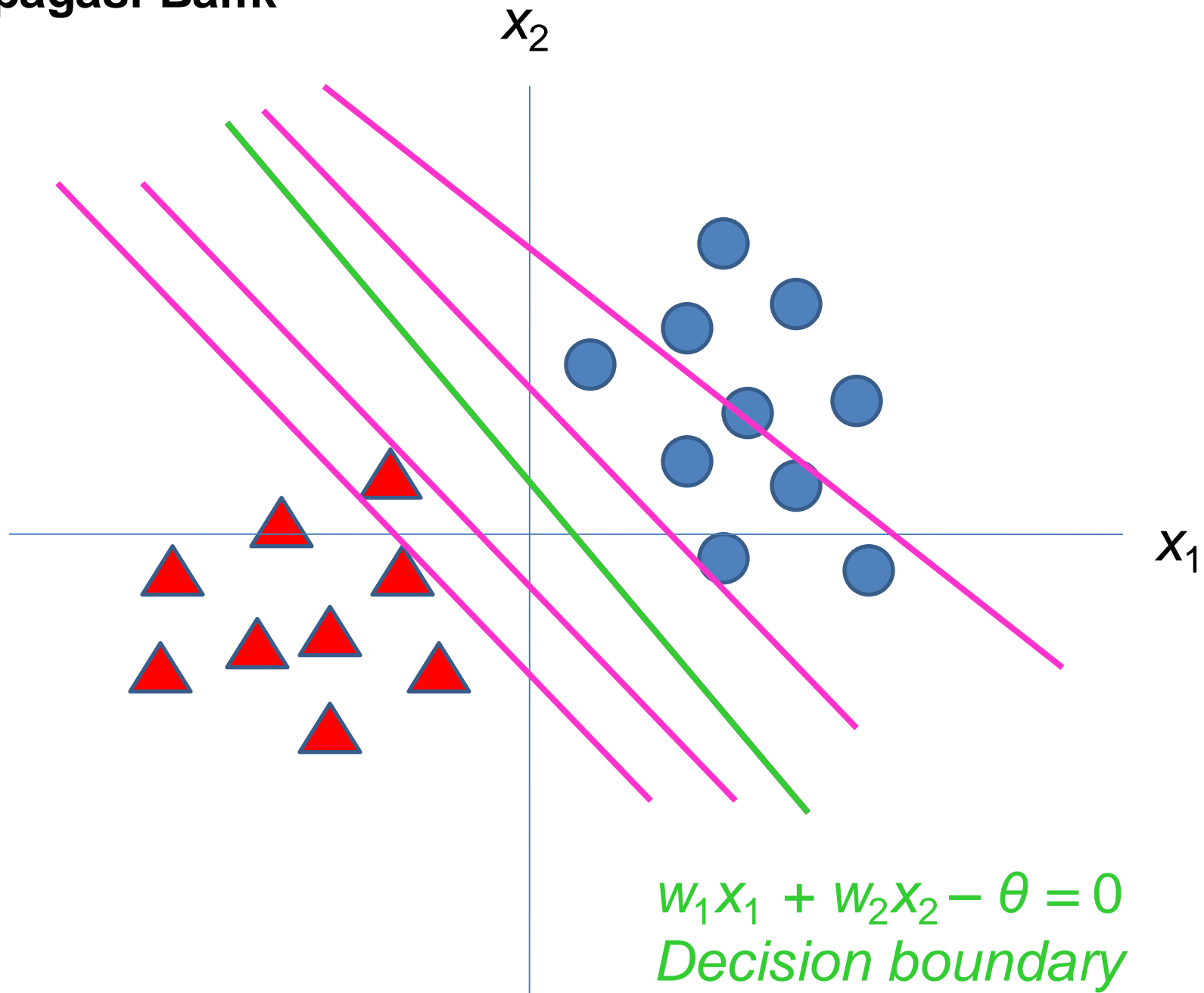
Algoritma Genetika



Algoritma Genetika

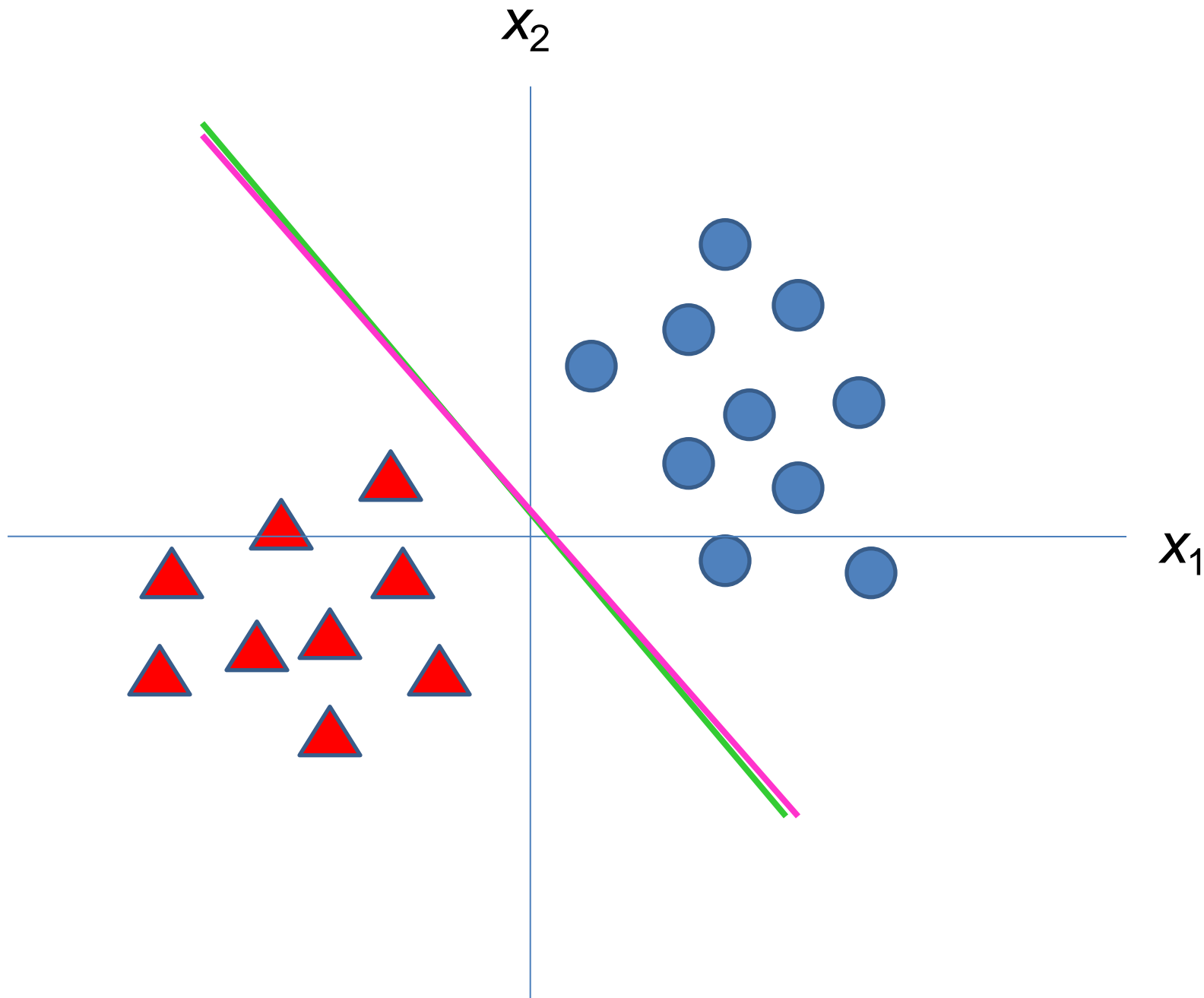


Propagasi Balik



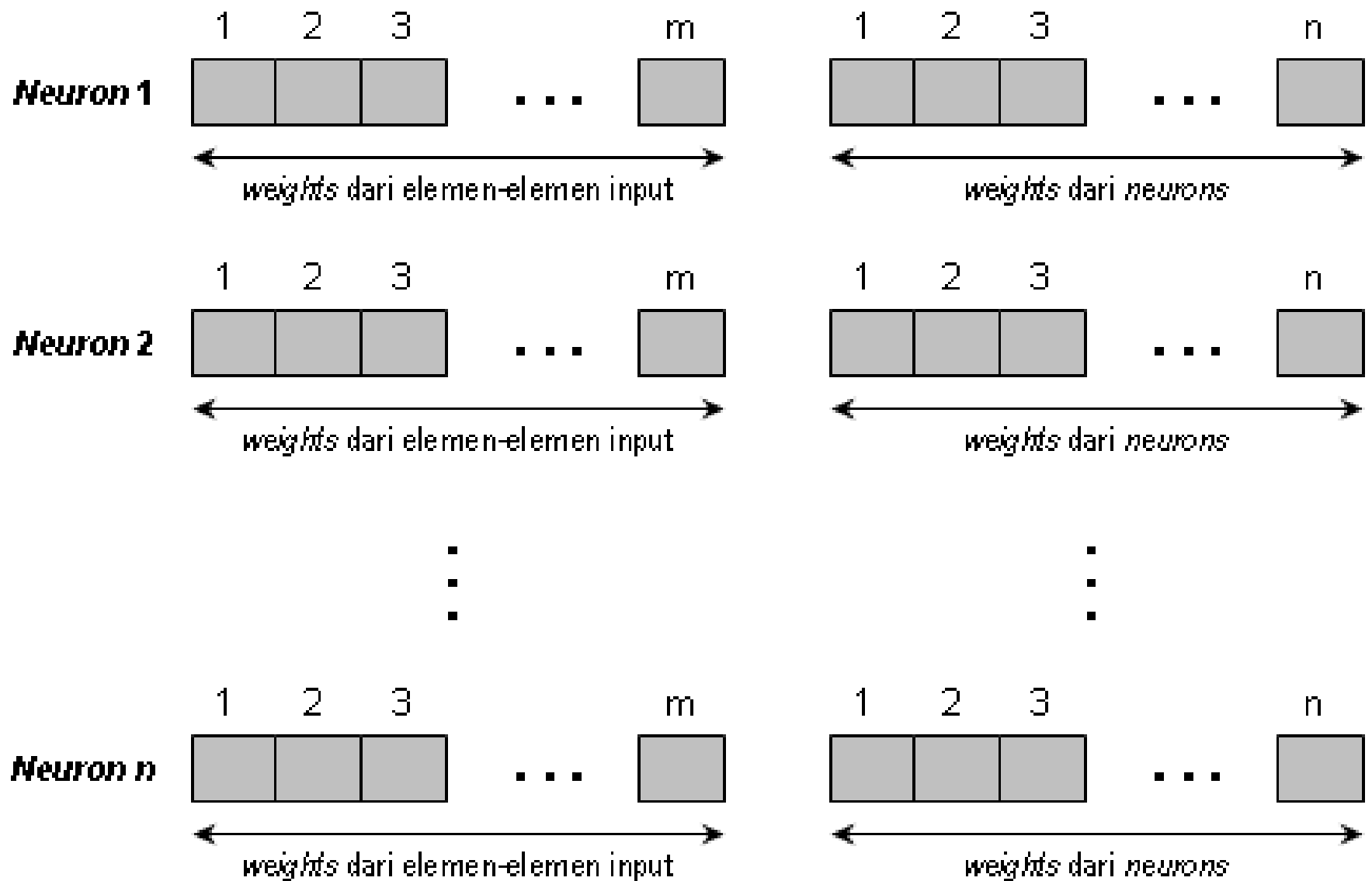
Diskusi

- AG lebih baik dibandingkan PB?
- PB
 - Tipe data real
- AG
 - Kromosom biner
 - Presisi bisa diatur

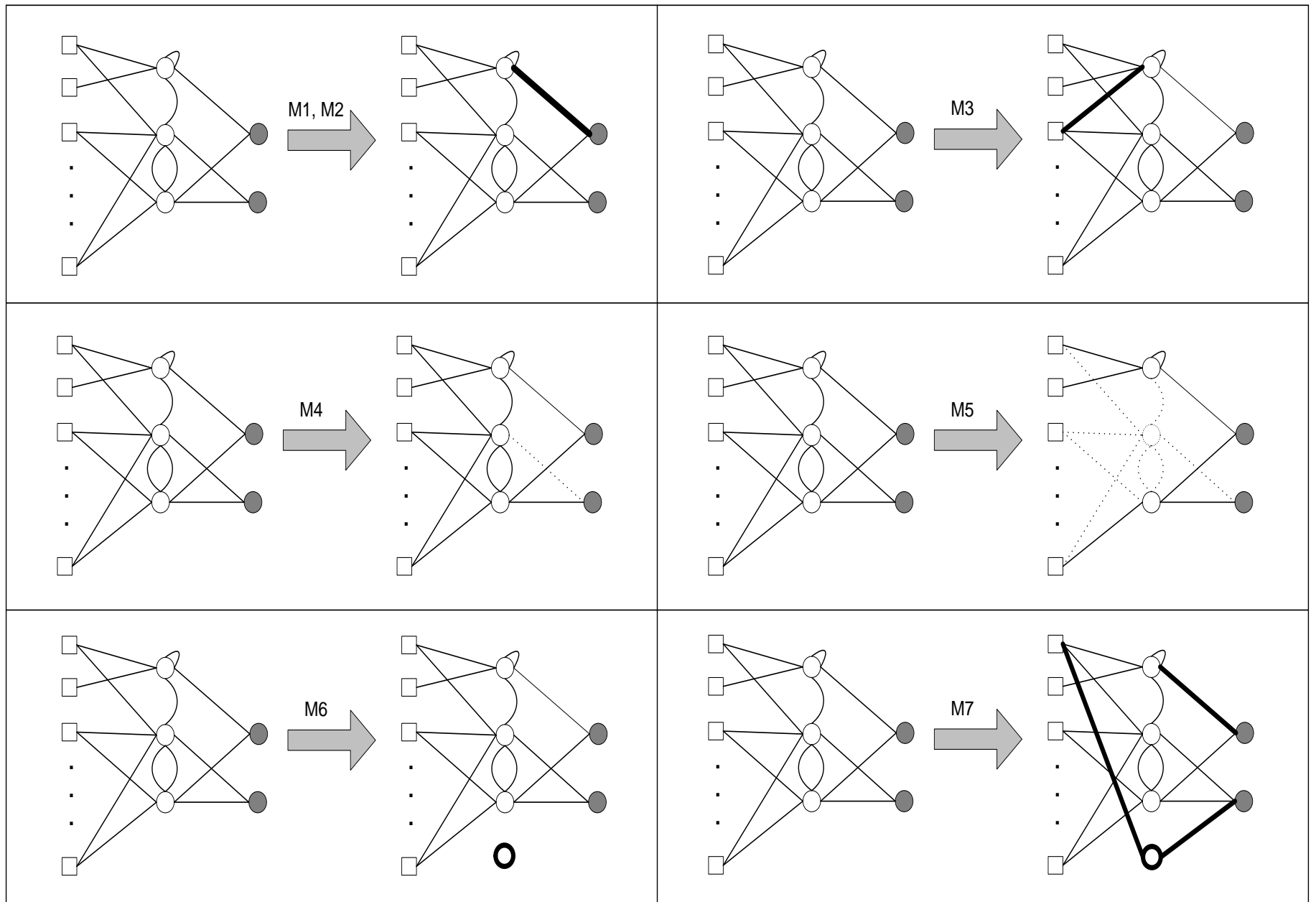


EAs untuk optimasi struktur ANN

- Banyak struktur ANN:
 - Single Layer Perceptron
 - Multi Layer Perceptron
 - Recurrent Network, dsb.
- EAs untuk optimasi struktur ANN?
- Bagaimana representasi kromosomnya?
- Bagaimana fungsi fitnessnya?

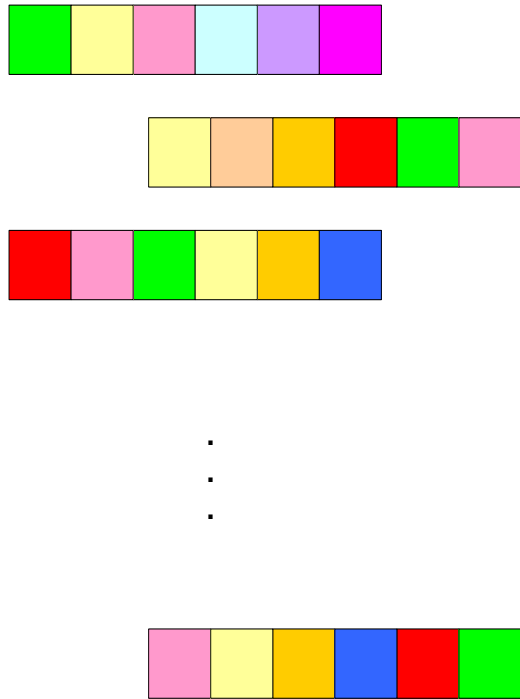


Kromosom Real



Operator Mutasi

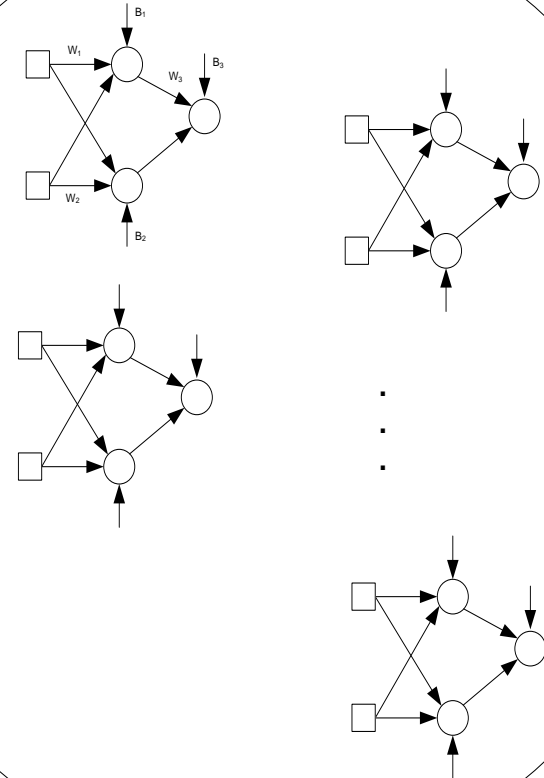
Dekodekan kromosom



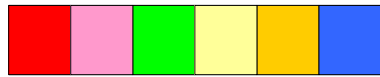
Operator-operator Evolusi (seleksi orang tua, rekombinasi, mutasi, seleksi survivor)

Nilai fitness

Evaluasi



Dekodekan kromosom



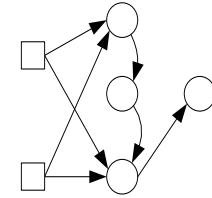
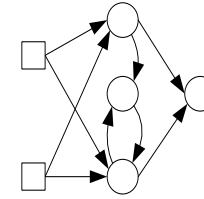
⋮



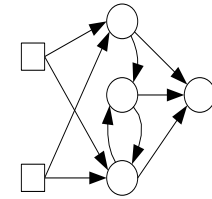
Operator-operator Evolusi (seleksi orang tua,
rekombinasi, mutasi, seleksi survivor)

Nilai fitness

Evaluasi



⋮



Fungsi Fitness

- Setiap kromosom dilatih menggunakan BP (atau EAs) dengan semua data latih untuk sejumlah *epoch* tertentu, misalnya 100 *epoch*.
- MSE kecil \rightarrow *fitness* tinggi

$$f = \frac{1}{MSE}$$

Fungsi Fitness

- Setiap kromosom dilatih menggunakan BP (atau EAs) dengan semua data latih sampai menghasilkan MSE tertentu, misalnya 0,001.
- Jumlah *epoch* sedikit \rightarrow *fitness* tinggi

$$f = \frac{1}{epoch}$$

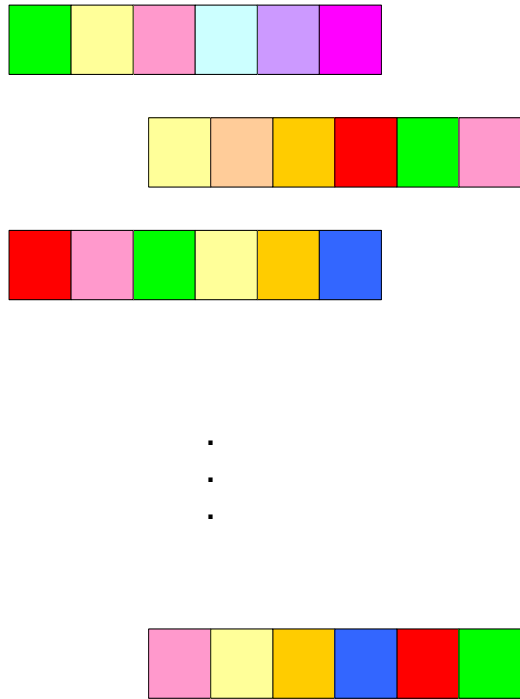
Grammatical Encoding

- Otak manusia merupakan suatu komputer sangat kompleks yang terdiri dari sekitar 10^{11} elemen komputasi (*neurons*).
- Terdapat sekitar 10^{14} sampai 10^{15} koneksi antar *neurons*, atau sekitar 1000 sampai 10000 koneksi per *neuron*.
- Jika setiap koneksi dikodekan ke dalam kromosom, maka informasi yang mengisi kromosom akan sekitar **10^5 GB**, dimana bobot-bobot sinaptik dikodekan menggunakan hanya 1 *byte*.
- Tetapi, pada kenyataanya ukuran *genome* manusia hanya sekitar **3 GB**.
- Oleh karena itu para peneliti percaya bahwa pengkodean otak manusia tidak menggunakan pengkodean langsung, melainkan pengkodean **prosedur** dimana otak dibentuk.

Grammatical Encoding

- Pada skema ini, kromosom dipandang sebagai kalimat yang diekspresikan menggunakan *grammar* (tata bahasa).
- Ketika sebuah kalimat dibaca (kromosom didekodekan), maka individu dibangkitkan menggunakan *grammar* tsb.
- Contoh: skema Kitano yang digunakan untuk mengkodekan ANN yang berisi maksimum 8 *neurons*

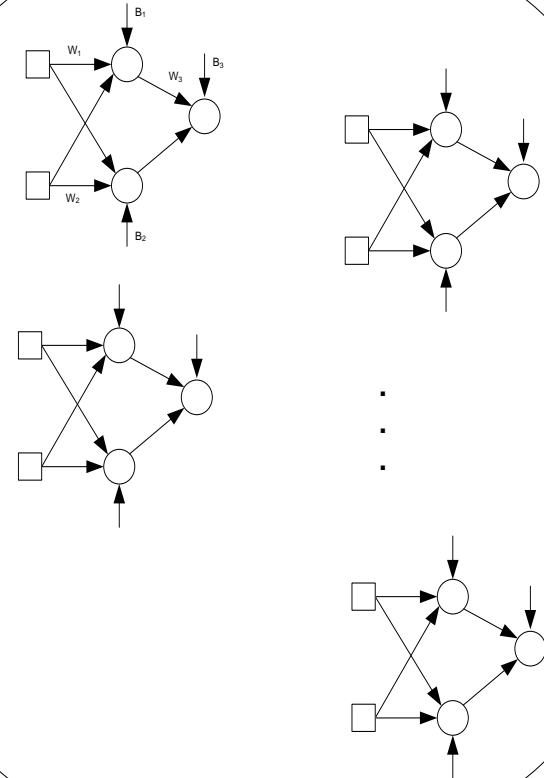
Dekodekan kromosom



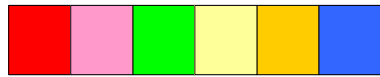
Operator-operator Evolusi (seleksi orang tua, rekombinasi, mutasi, seleksi survivor)

Nilai fitness

Evaluasi



Dekodekan kromosom



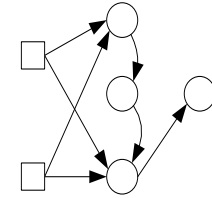
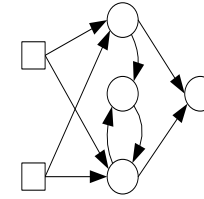
⋮



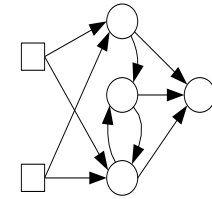
Operator-operator Evolusi (seleksi orang tua,
rekombinasi, mutasi, seleksi survivor)

Nilai fitness

Evaluasi



⋮



Skema Kitano

S	ACBA	Aadfb	Bbefd	Dfanp	Bahjm	Ckhgf	...
---	------	-------	-------	-------	-------	-------	-----

$$S \rightarrow \begin{pmatrix} A & C \\ B & A \end{pmatrix}$$

$$A \rightarrow \begin{pmatrix} a & d \\ f & b \end{pmatrix} \quad B \rightarrow \begin{pmatrix} b & e \\ f & d \end{pmatrix}$$

$$a \rightarrow \begin{pmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix}, \quad b \rightarrow \begin{pmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix}, \quad c \rightarrow \begin{pmatrix} 0 & 0 \\ 1 & 0 \end{pmatrix}, \quad \dots p \rightarrow \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 1 \end{pmatrix}$$

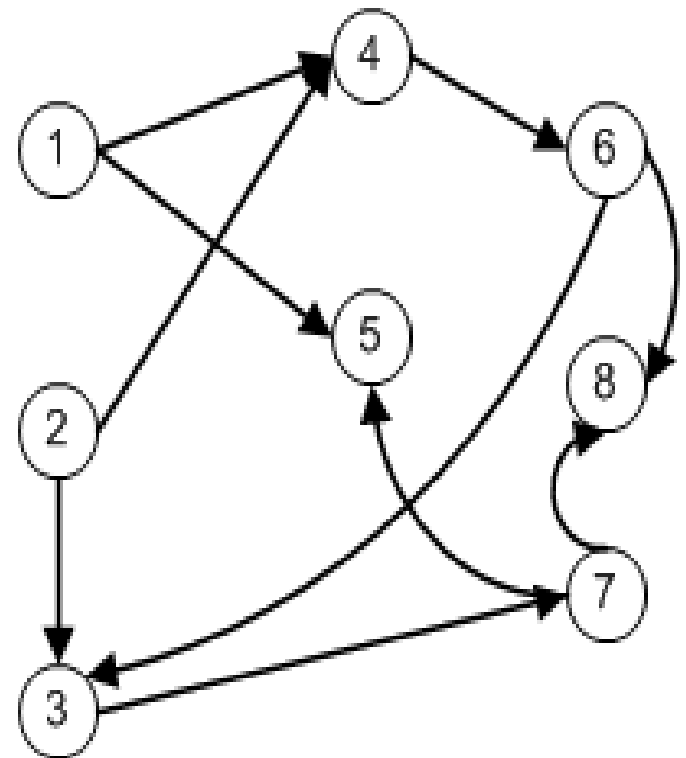
Skema Kitano

S	ACBA	Aadfb	Bbefd	Dfanp	Bahjm	Ckhgf	...
---	------	-------	-------	-------	-------	-------	-----

$$\begin{pmatrix} A & C \\ B & A \end{pmatrix} \rightarrow \begin{pmatrix} a & d & k & h \\ f & b & g & f \\ b & e & a & d \\ f & d & f & b \end{pmatrix} \rightarrow \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 1 & 1 & 0 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 & 1 & 1 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 1 & 1 & 0 & 1 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

Skema Kitano

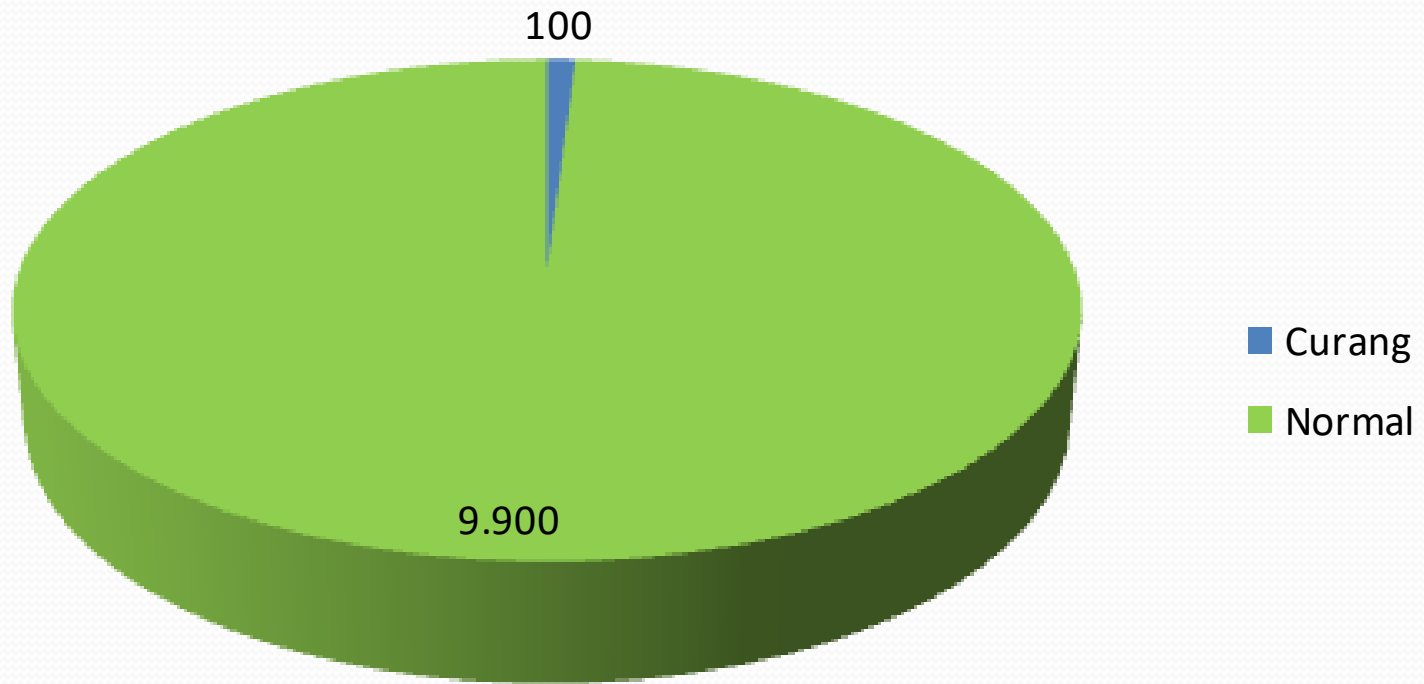
1	0	0	1	1	0	0	0
0	1	1	1	0	0	0	0
0	0	1	0	0	0	1	0
0	0	0	1	0	1	0	0
0	0	0	0	1	0	0	0
0	0	1	0	0	1	0	1
0	0	0	0	1	0	1	1
0	0	0	0	0	0	0	1



Masalah Deteksi

- Kecurangan (*fraud*): phone, banking
- Pelanggan potensial
- Penyusupan (intrusion)
- Penyakit Diabetes, Kanker
- Mahasiswa Cumlaude atau DO
- Sistem Keamanan
- Customer Relationship Management (CRM)
- Data Mining 2007: **Couponing**

Imbalance Classification



Kasus 1: DamiCup'07 **Couponing**

- Mengenali pelanggan yang potensial terhadap *couponing* oleh toko dan pada kupon apakah dia akan merespon?
- Kupon adalah voucher untuk promosi yang diberikan kepada pelanggan melalui berbagai macam media.
- Pelanggan yang membeli barang yang diiklankan di kupon mendapatkan diskon sesuai yang tertera pada kupon.
- Selama ini kupon disebarakan melalui majalah atau diberikan pada pelanggan saat berada di kasir.
- Data training: perilaku penebusan kupon oleh pelanggan.
- Pelanggan dibagi menjadi tiga kelas: A, B, dan N.

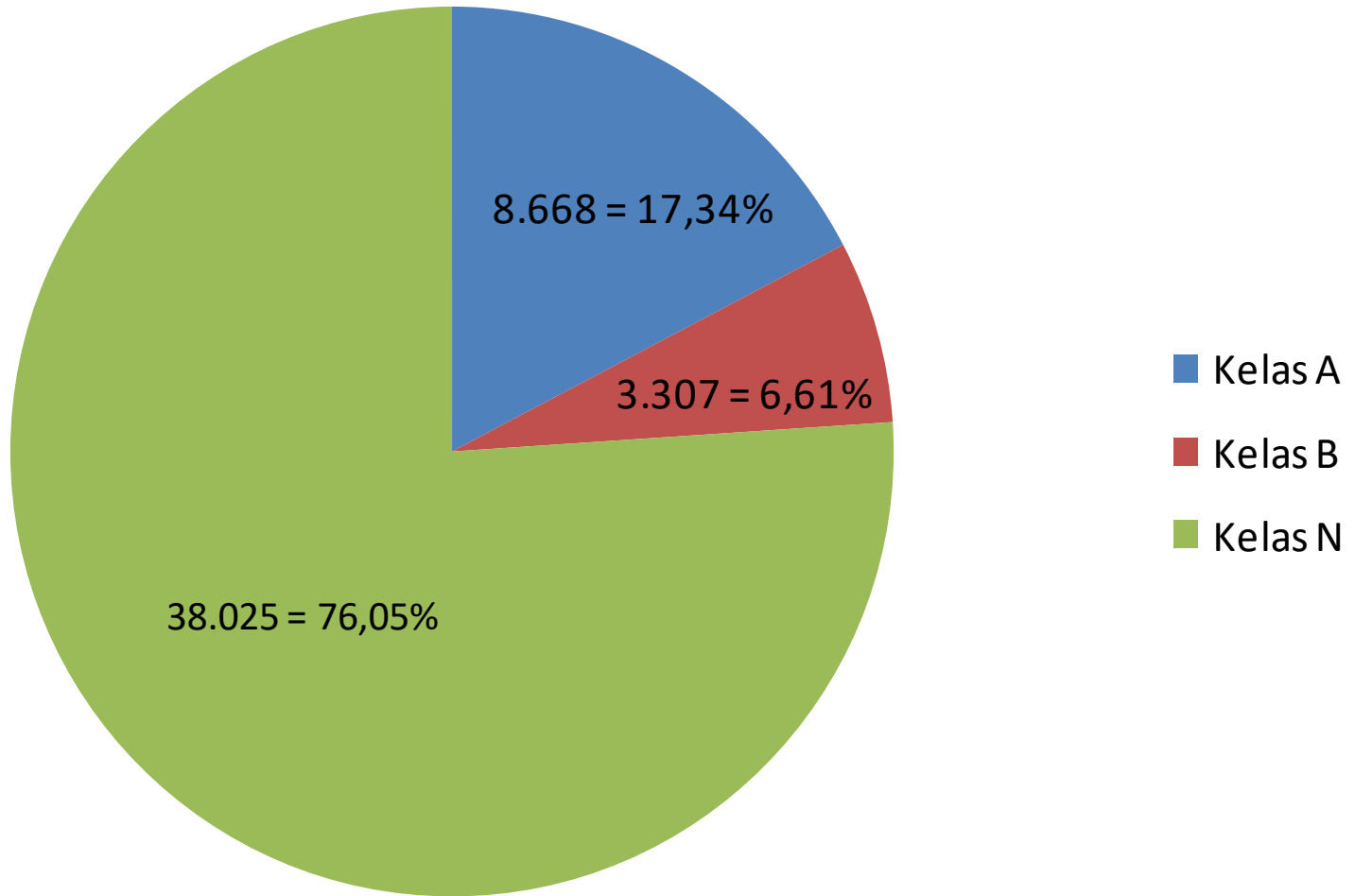
Data training: 20 atribut

- **C10001**: Jumlah penebusan kupon C10001 oleh pelanggan.
- **C10002**: Jumlah penebusan kupon C10002 oleh pelanggan.
- **C10003**: Jumlah penebusan kupon C10003 oleh pelanggan.
- ...
- ...
- **C10020**: Jumlah penebusan kupon C10020 oleh pelanggan.
- **COUPON**: atribut target
- **ID**: Nomor pelanggan

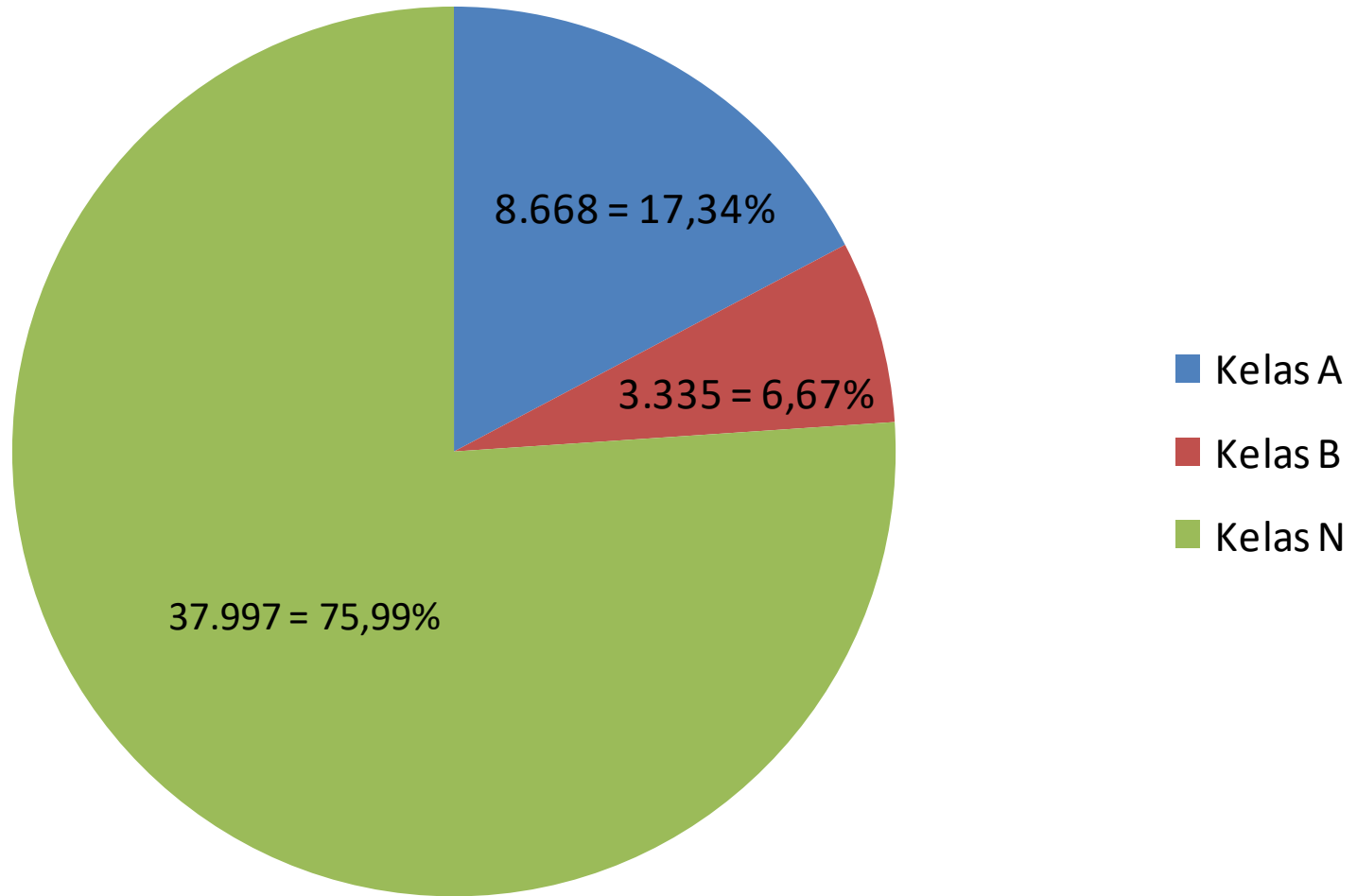
Data training

C10001	C10002	C10003	C10004	C10005	...	C10020	Kelas	ID
0	0	0	0	0	...	0	A	626
0	0	0	0	0	...	0	A	38
0	0	0	0	0	...	0	A	7
0	1	0	0	0	...	0	B	1
0	1	0	0	0	...	0	B	2
0	0	0	0	0	...	0	B	1
0	0	1	1	0	...	0	N	272
0	0	1	1	0	...	0	N	30
0	0	1	1	0	...	0	N	5
0	0	1	1	0	...	0	N	2
1	0	1	1	0	...	0	N	2
0	0	1	1	1	...	0	N	3
0	0	1	1	1	...	0	N	13
0	0	1	1	0	...	0	N	231
0	0	1	1	0	...	0	N	18

Training Set: 50.000 records



Testing Set: 50.000 records



Sampling

- Undersampling
 - Mengurangi distribusi kelas mayoritas
 - Mengambil *record* kelas mayoritas secara acak
 - Record yang memiliki informasi penting tidak terpilih?
- Oversampling
 - Menambah distribusi kelas minoritas
 - Menduplikasi record kelas minoritas
 - Noise yang ada pada kelas minoritas ikut terduplikasi?
 - Data training semakin banyak → komputasi tinggi
- Gabungan undersampling & oversampling

Data training asli

- Kelas A = 8.668
- Kelas B = 3.307
- Kelas N = 38.025

Data Undersampling 1

- Data *undersampling* dengan patokan kelas B
- Data kelas A dan N di-*undersampling* sampai jumlahnya sama dengan data kelas B.
- Kelas A = 3.307
- Kelas B = 3.307
- Kelas N = 3.307

Data Undersampling 2

- Data *undersampling* dengan patokan kelas A
- Data kelas B dan N di-*undersampling* sampai jumlahnya sama dengan data kelas A.
- Kelas A = 8.668
- Kelas B = 8.668
- Kelas N = 8.668

Data Oversampling 1

- Data *oversampling* dengan patokan kelas N
- Data kelas A dan B di- *oversampling* sampai jumlahnya sama dengan data kelas N.
- Kelas A = 38.025
- Kelas B = 38.025
- Kelas N = 38.025

Data Oversampling 2

- Data kelas A di-*oversampling* tiga kali lipat
- Data kelas B di-*oversampling* enam kali lipat
- Kelas A = 26.004
- Kelas B = 19.842
- Kelas N = 38.025

Datasets

Semua data dibagi menjadi dua bagian

- Trainset : $2/3$
- Validationset : $1/3$

Evolving ANN

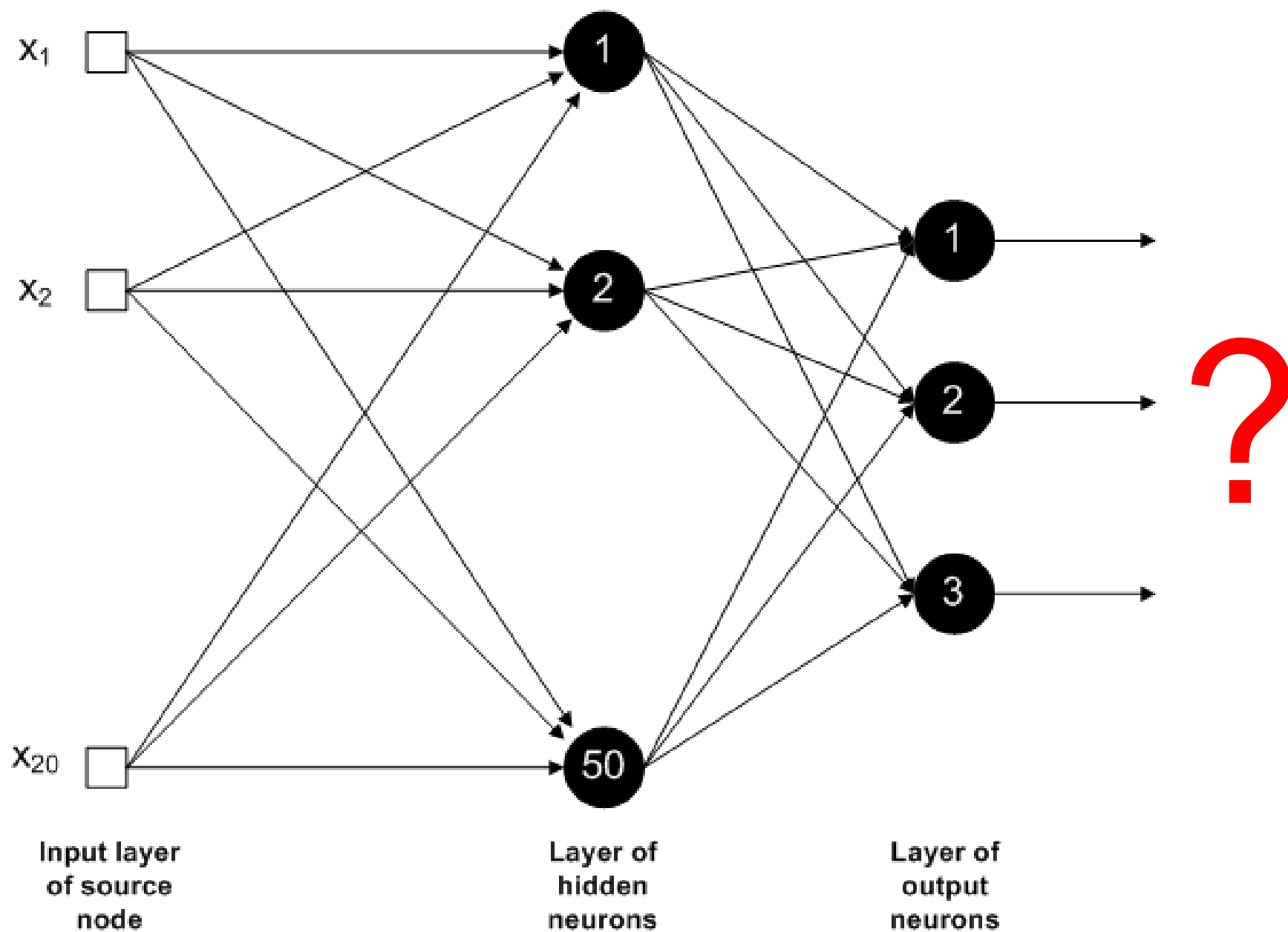
- Evolusi **STRUKTUR & WEIGHTS**
- Struktur ANN?
- Evolusi: GA dan ES?
- Kromosom
- Fitness

Data training

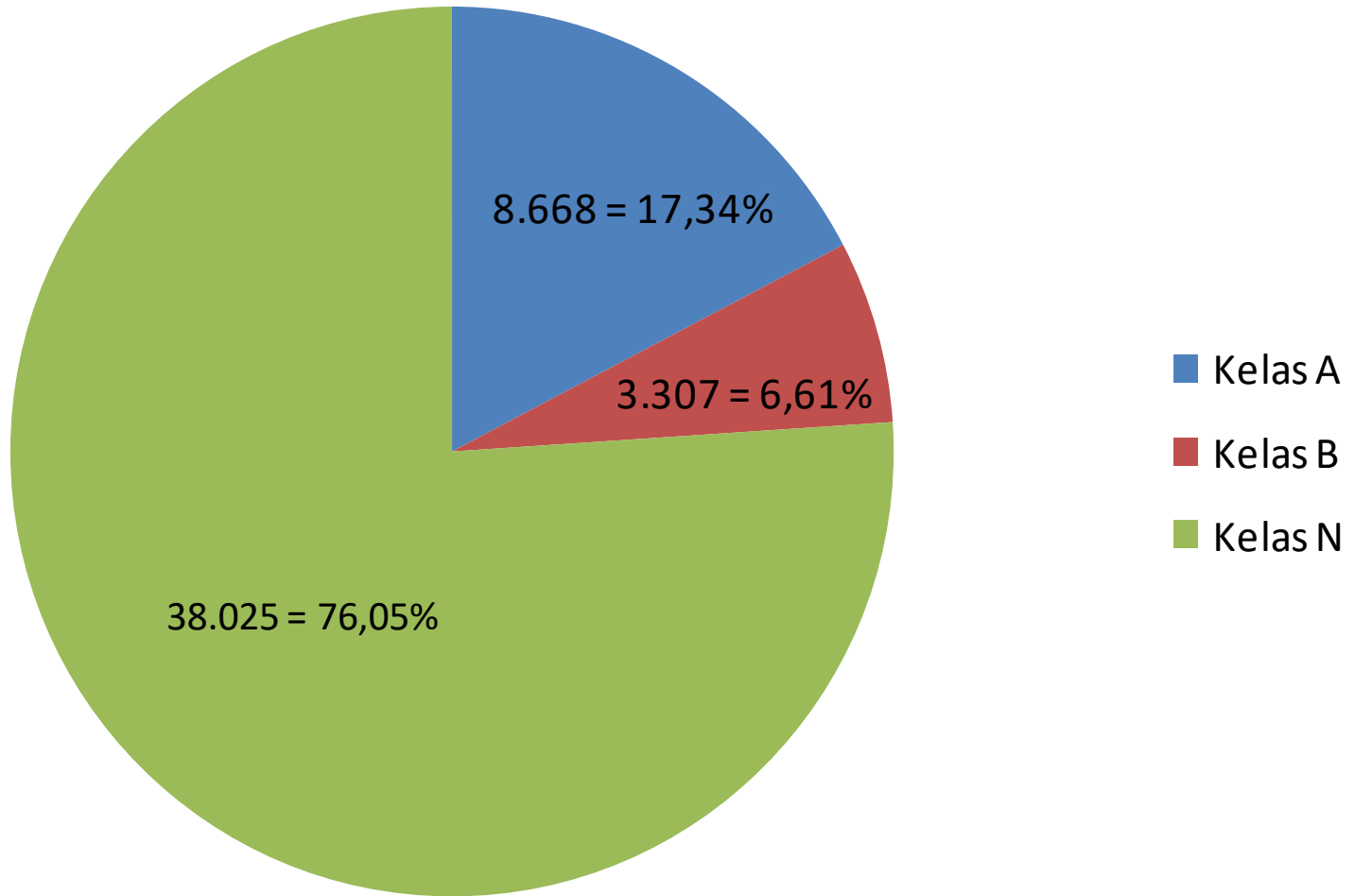
C10001	C10002	C10003	C10004	C10005	...	C10020	Kelas	ID
0	0	0	0	0	...	0	A	626
0	0	0	0	0	...	0	A	38
0	0	0	0	0	...	0	A	7
0	1	0	0	0	...	0	B	1
0	1	0	0	0	...	0	B	2
0	0	0	0	0	...	0	B	1
0	0	1	1	0	...	0	N	272
0	0	1	1	0	...	0	N	30
0	0	1	1	0	...	0	N	5
0	0	1	1	0	...	0	N	2
1	0	1	1	0	...	0	N	2
0	0	1	1	1	...	0	N	3
0	0	1	1	1	...	0	N	13
0	0	1	1	0	...	0	N	231
0	0	1	1	0	...	0	N	18

Struktur ANN

- Arsitektur : Recurrent Network
- Input : 20
- Output neuron : 3
- Hidden neuron : 50
- Masuk akal?

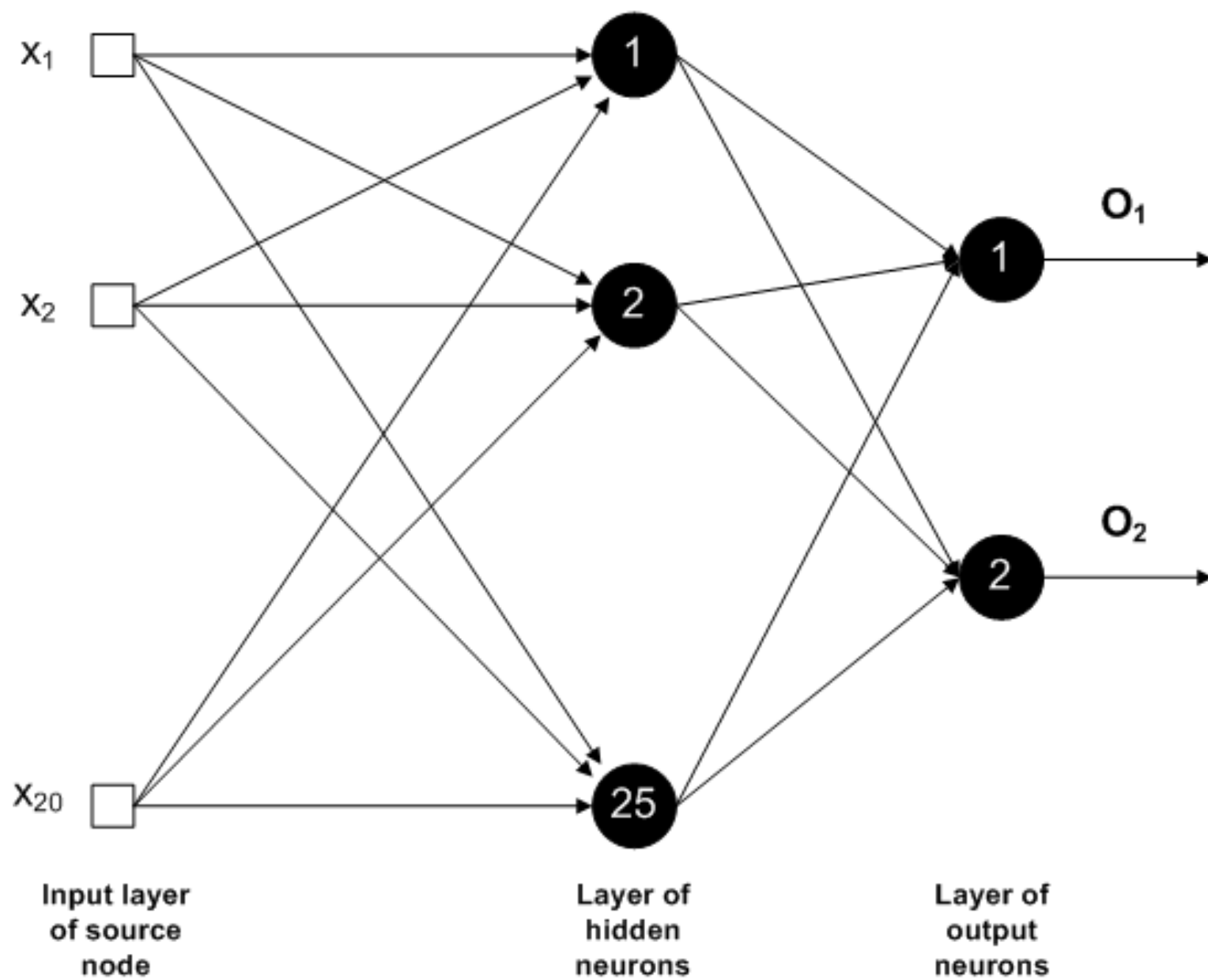


Training Set: 50.000 records



Arsitektur ANN [Danang 2008]

- Recurrent Network
- Input layer : 20 (atribut)
- Hidden layer : maksimum 25 nodes
- Output layer : 2 node (O_1 dan O_2)



Skema klasifikasi

- IF $O_1 \geq 0.5$ AND $O_2 < 0.5$ THEN kelas = A
- IF $O_1 < 0.5$ AND $O_2 \geq 0.5$ THEN kelas = B
- IF $O_1 \geq 0.5$ AND $O_2 \geq 0.5$ AND $O_1 > O_2$ THEN kelas = A
- IF $O_1 \geq 0.5$ AND $O_2 \geq 0.5$ AND $O_1 < O_2$ THEN kelas = B
- Otherwise kelas = N

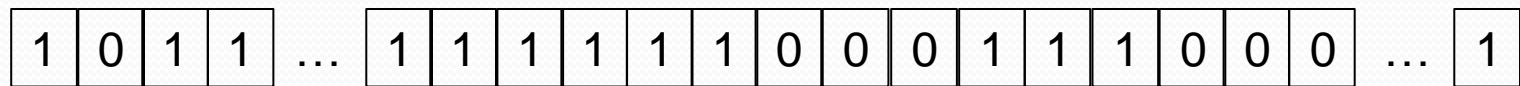
Evolving ANN

- Evolusi STRUKTUR & WEIGHTS
- Struktur ANN?
- Evolusi: GA dan ES
- Kromosom?
- Fitness?

Kromosom

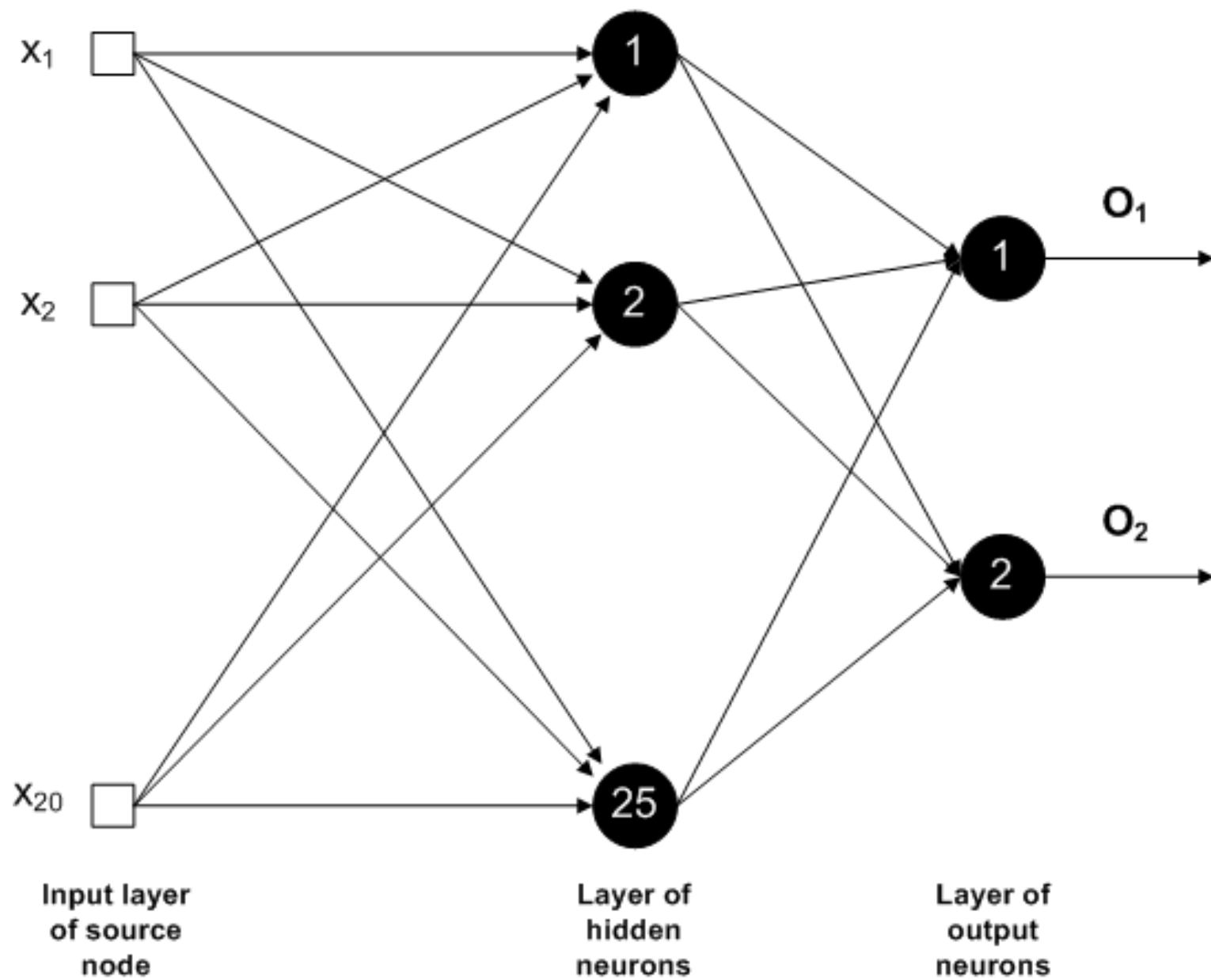
- Kromosom untuk optimasi struktur
 - Biner
 - Hidden Neuron
 - Koneksi
- Kromosom untuk optimasi weights
 - Real
 - Bobot

Kromosom untuk optimasi struktur



Ada/Tidak Neuron

Ada/Tidaknya koneksi & bias



Kromosom untuk optimasi weights

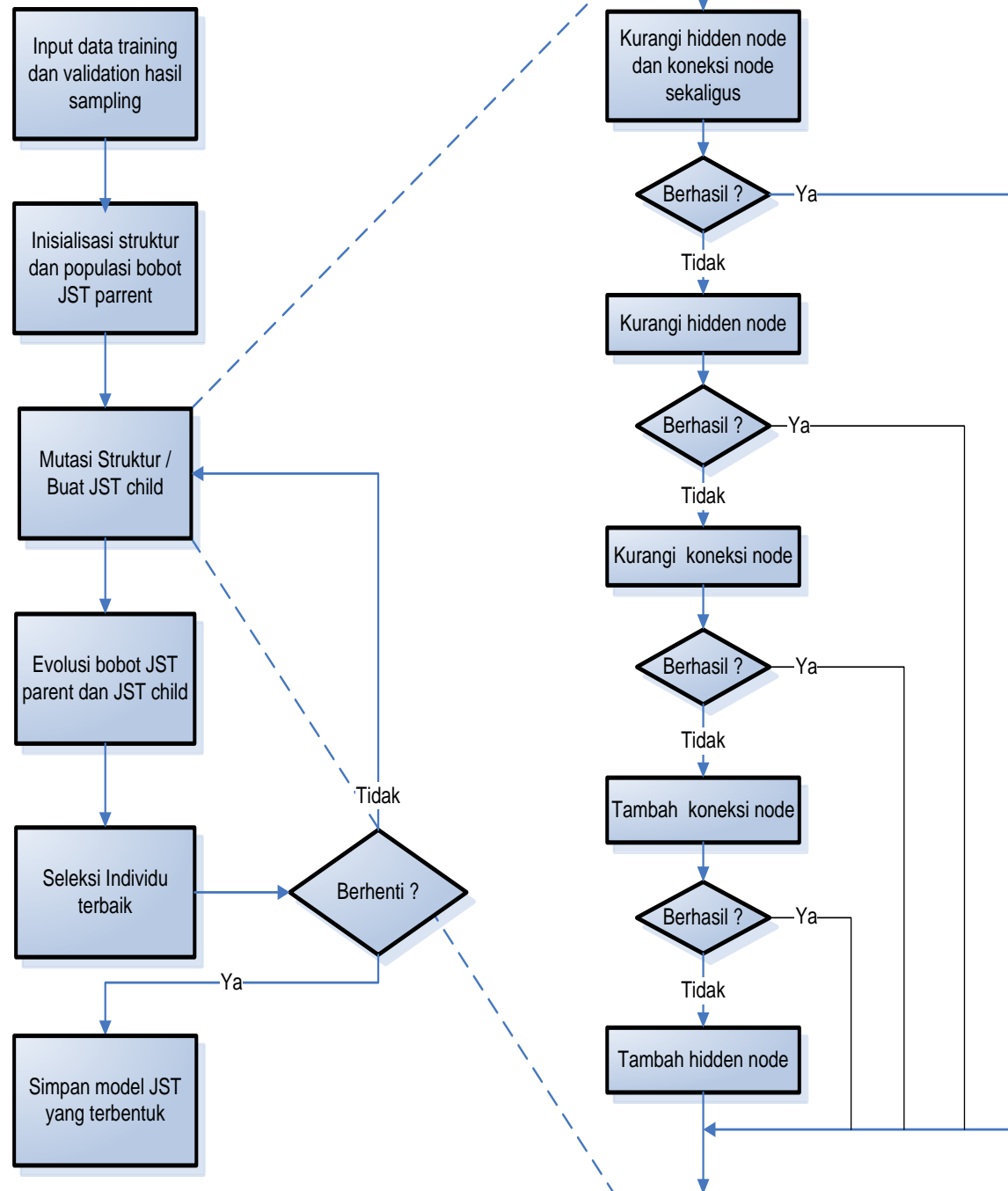
$$\langle x_1, \dots, x_n, \sigma_1, \dots, \sigma_n, \alpha_1, \dots, \alpha_k \rangle$$

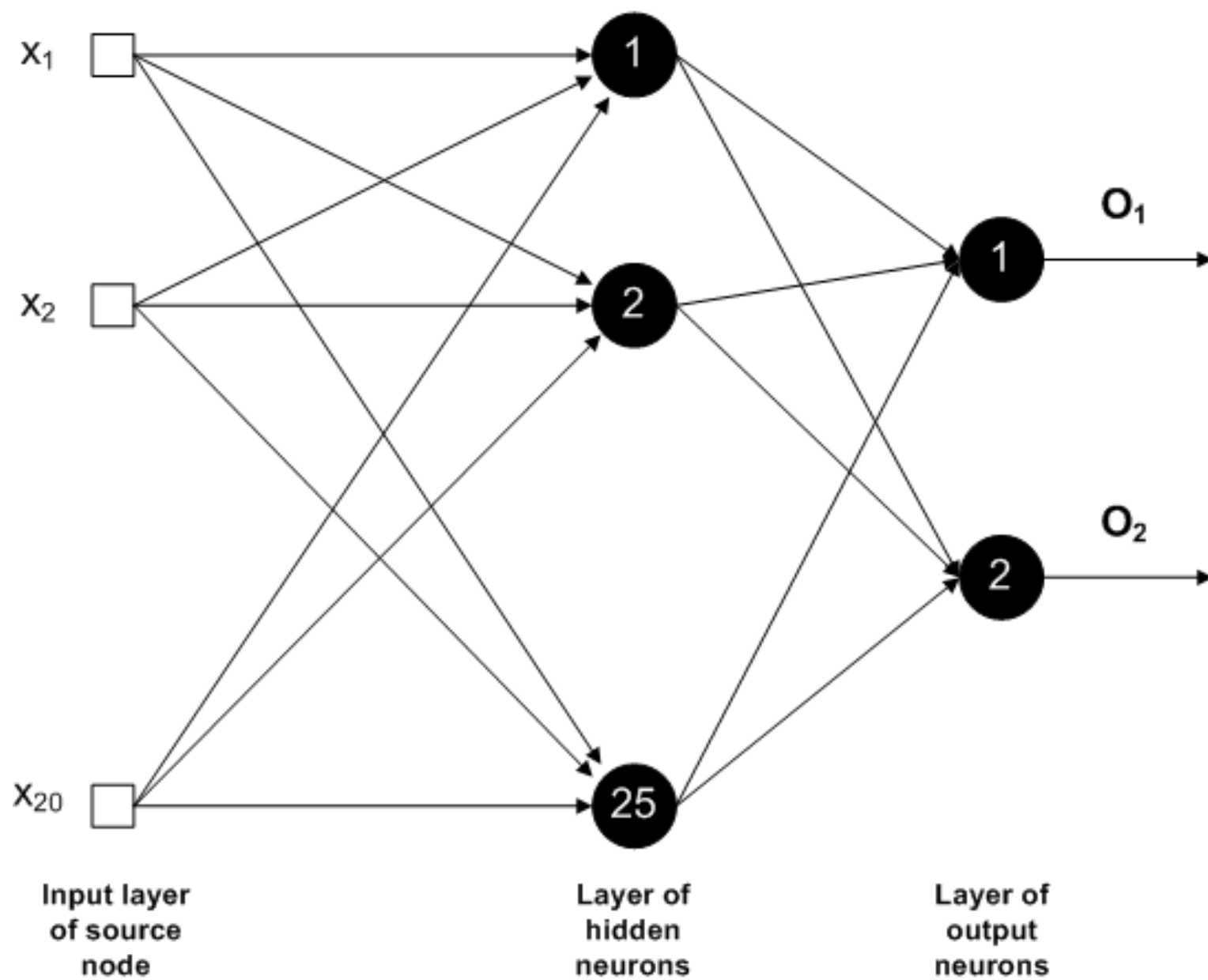
Fitness

- Fitness untuk Struktur
- Untuk 100 epoch training, hitung MSE-nya
- $\text{Fitness} = 1 / \text{MSE}_{(100 \text{ epoch})}$
- Fitness untuk Weights
- Untuk semua trainset, lakukan perhitungan maju
- $\text{Fitness} = 1 / \text{MSE}_{(\text{maju})}$

Evolving ANN berbasis EP

[Danang, 2008]





Skema klasifikasi

- IF $O_1 \geq 0.5$ AND $O_2 < 0.5$ THEN kelas = A
- IF $O_1 < 0.5$ AND $O_2 \geq 0.5$ THEN kelas = B
- IF $O_1 \geq 0.5$ AND $O_2 \geq 0.5$ AND $O_1 > O_2$ THEN kelas = A
- IF $O_1 \geq 0.5$ AND $O_2 \geq 0.5$ AND $O_1 < O_2$ THEN kelas = B
- Otherwise kelas = N

Formulasi EP

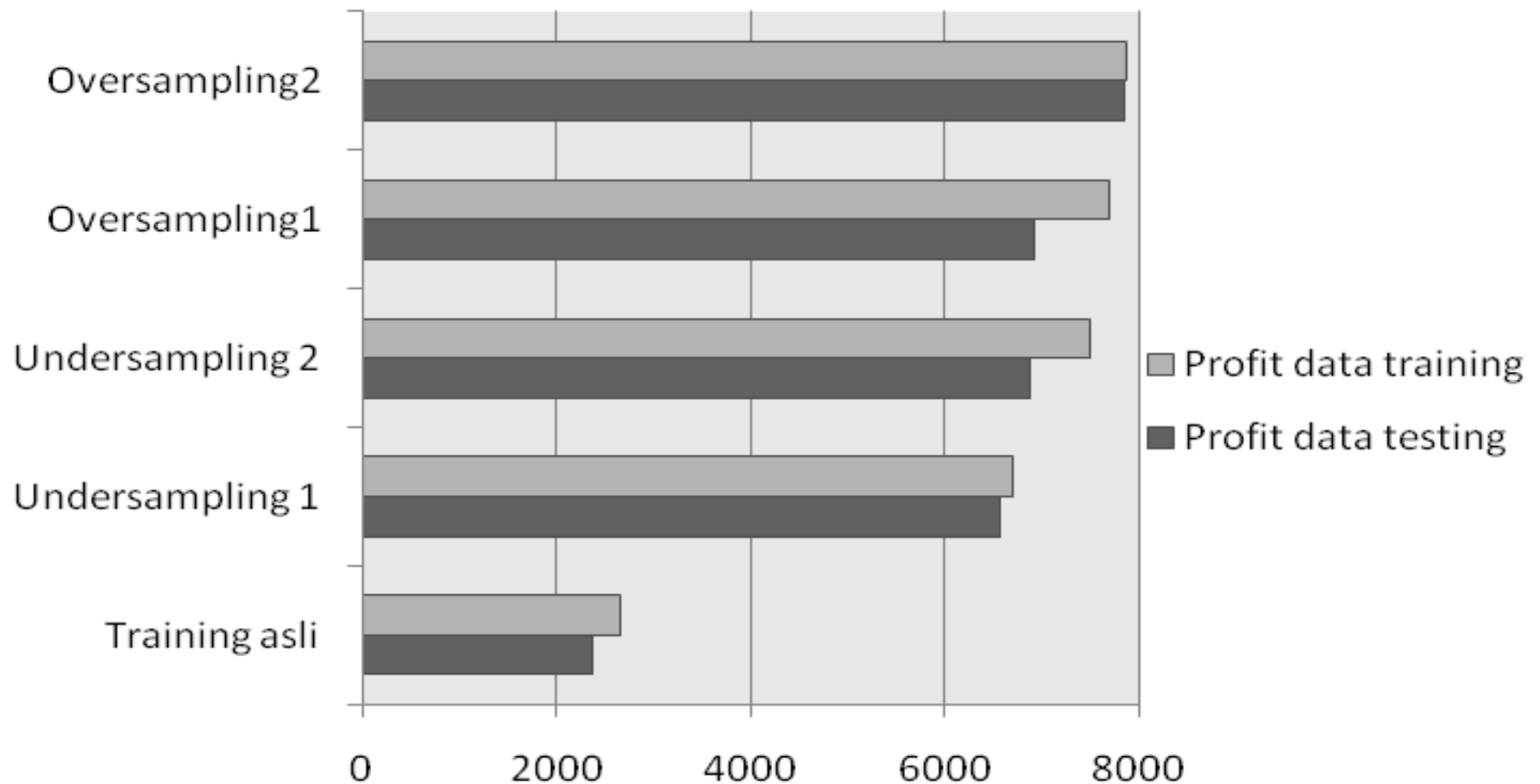
- $\text{Fitness} = 1 / (\text{MSE dari } O_1 + \text{MSE dari } O_2 + 0,1)$
- Nilai *fitness* untuk bobot ANN dihitung menggunakan data *training*.
- Nilai *fitness* untuk struktur ANN dihitung menggunakan data *validation*.

		Prediksi		
		Kelas A	Kelas B	Kelas N
Aktual	Kelas A	AA	AB	AN
	Kelas B	BA	BB	BN
	Kelas N	NA	NB	NN

		Prediksi		
		Kelas A	Kelas B	Kelas N
Aktual	Kelas A	3	-1	0
	Kelas B	-1	6	0
	Kelas N	-1	-1	0

$$\text{Profit} = 3*AA + 6*BB - 1*(NA+NB+BA+AB)$$

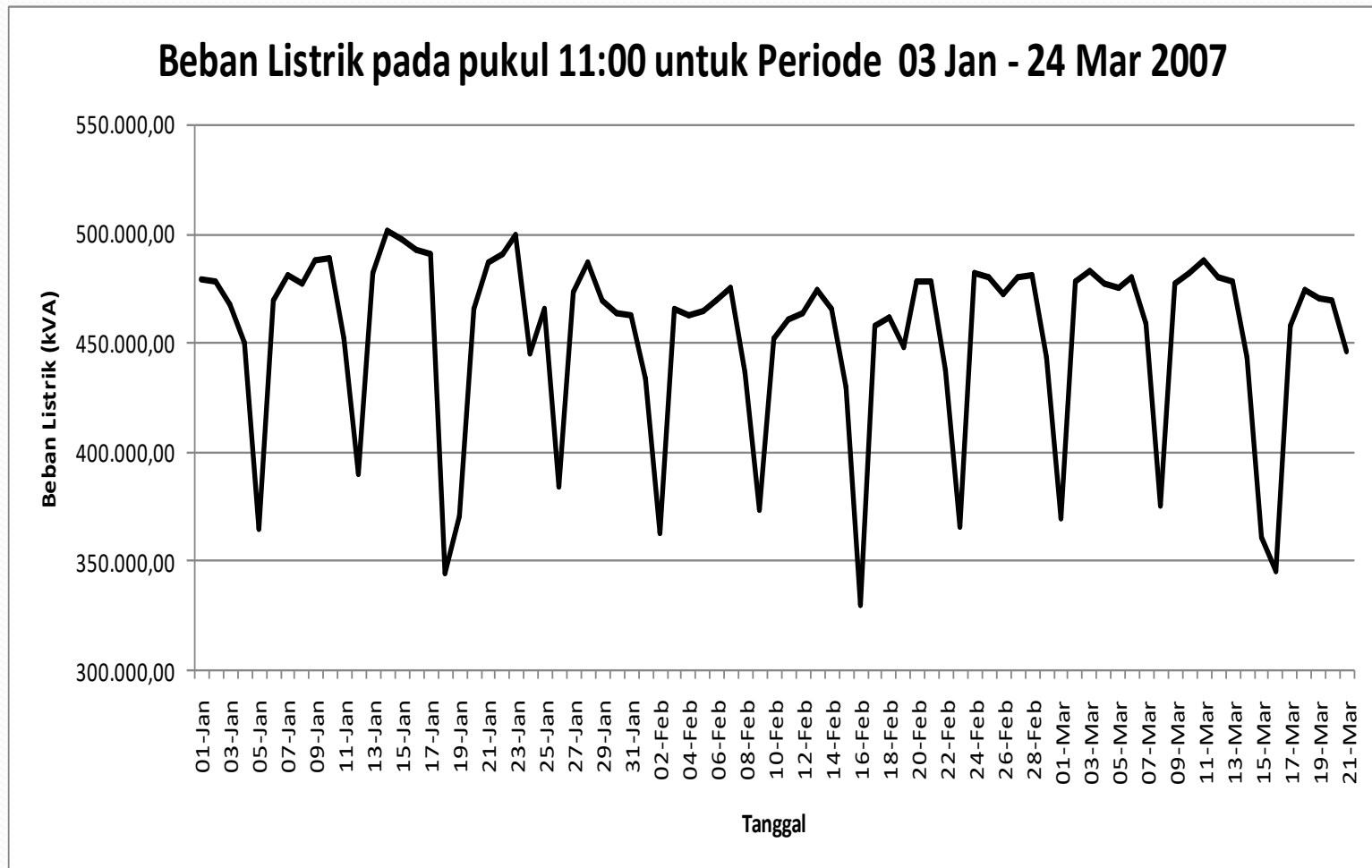
Pengaruh data training



Hasil Akhir

	Training asli	Under Sampling 1	Under Sampling 2	Over Sampling 1	Over Sampling 2
Hidden node	25	17	25	25	25
Koneksi	550	357	502	550	467
Akurasi (%)	77,29	66,73	67,40	67,14	68,11
Profit data training	2662	6704	7489	7692	7877
Profit data testing	2361	6578	6870	6923	7861

Kasus 2: Prediksi Data Timeseries



Evolving ANN

- Evolusi STRUKTUR & WEIGHTS
- Struktur ANN?
- Evolusi: GA dan ES
- Kromosom?
- Fitness?

Kromosom

- Kromosom untuk optimasi struktur
 - Biner
 - Hidden Neuron
 - Koneksi
- Kromosom untuk optimasi weights
 - Real
 - Bobot

Kromosom untuk optimasi struktur



#input

Ada/Tidak Neuron

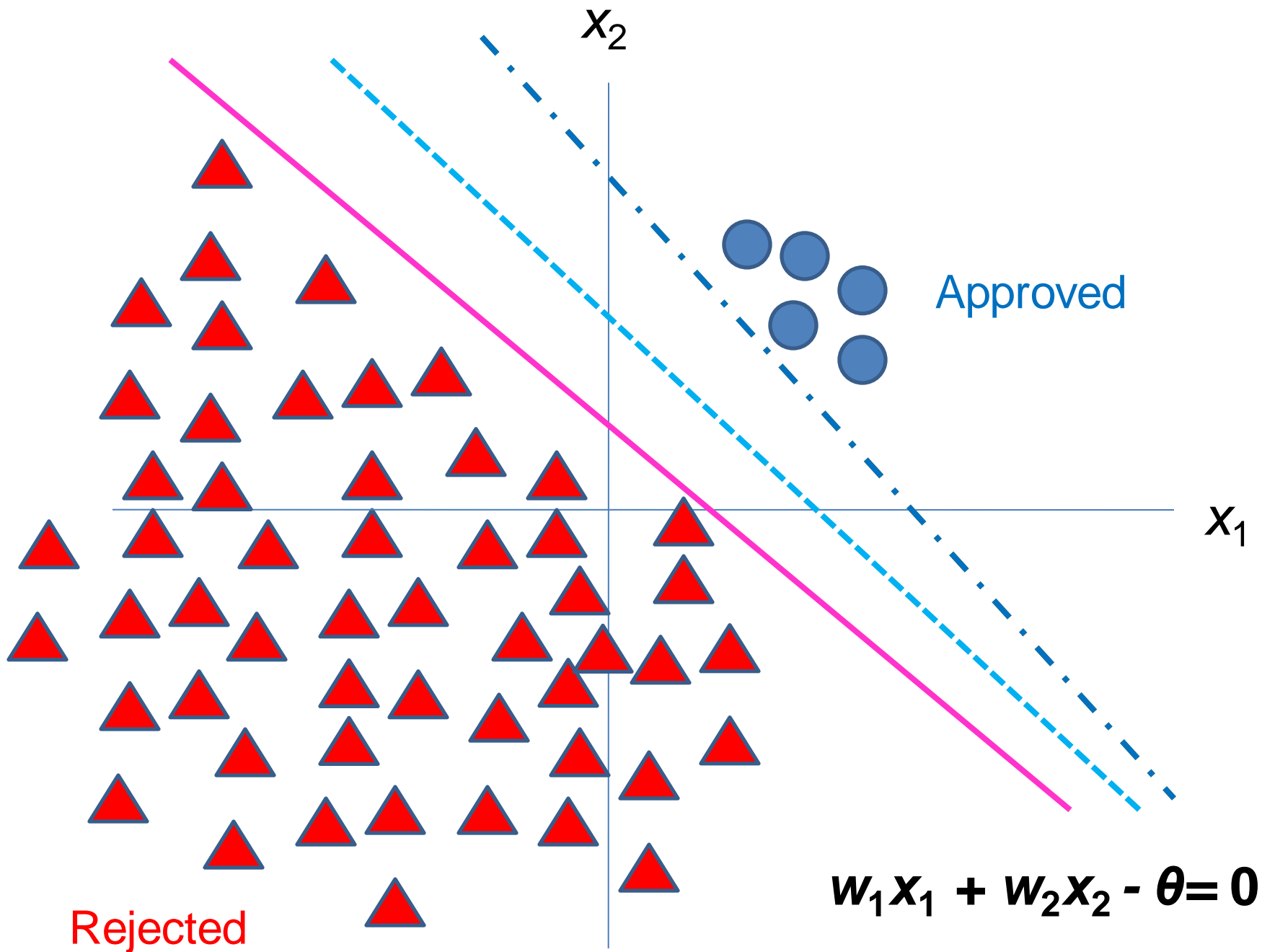
Ada/Tidaknya koneksi & bias

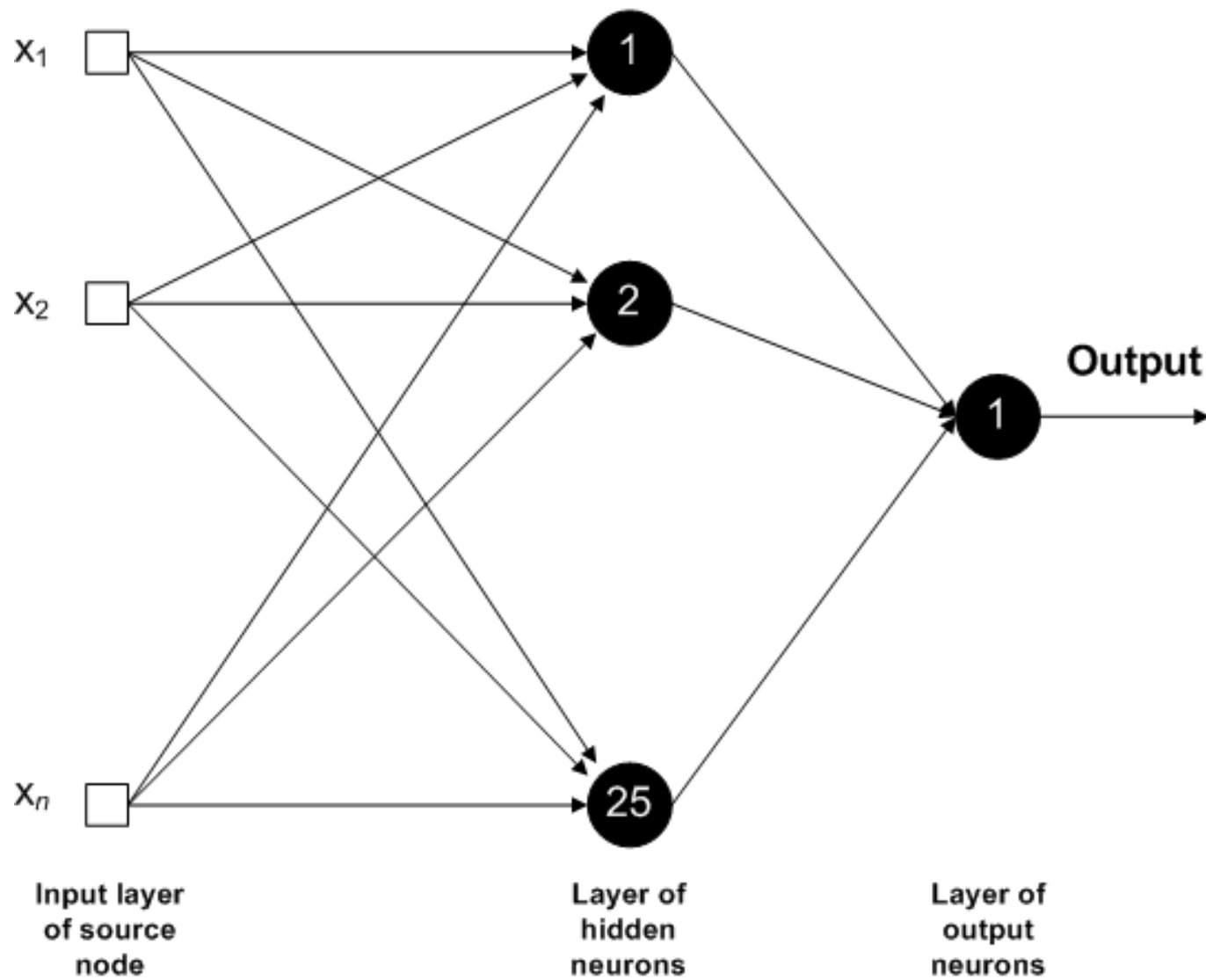
Kromosom untuk optimasi weights

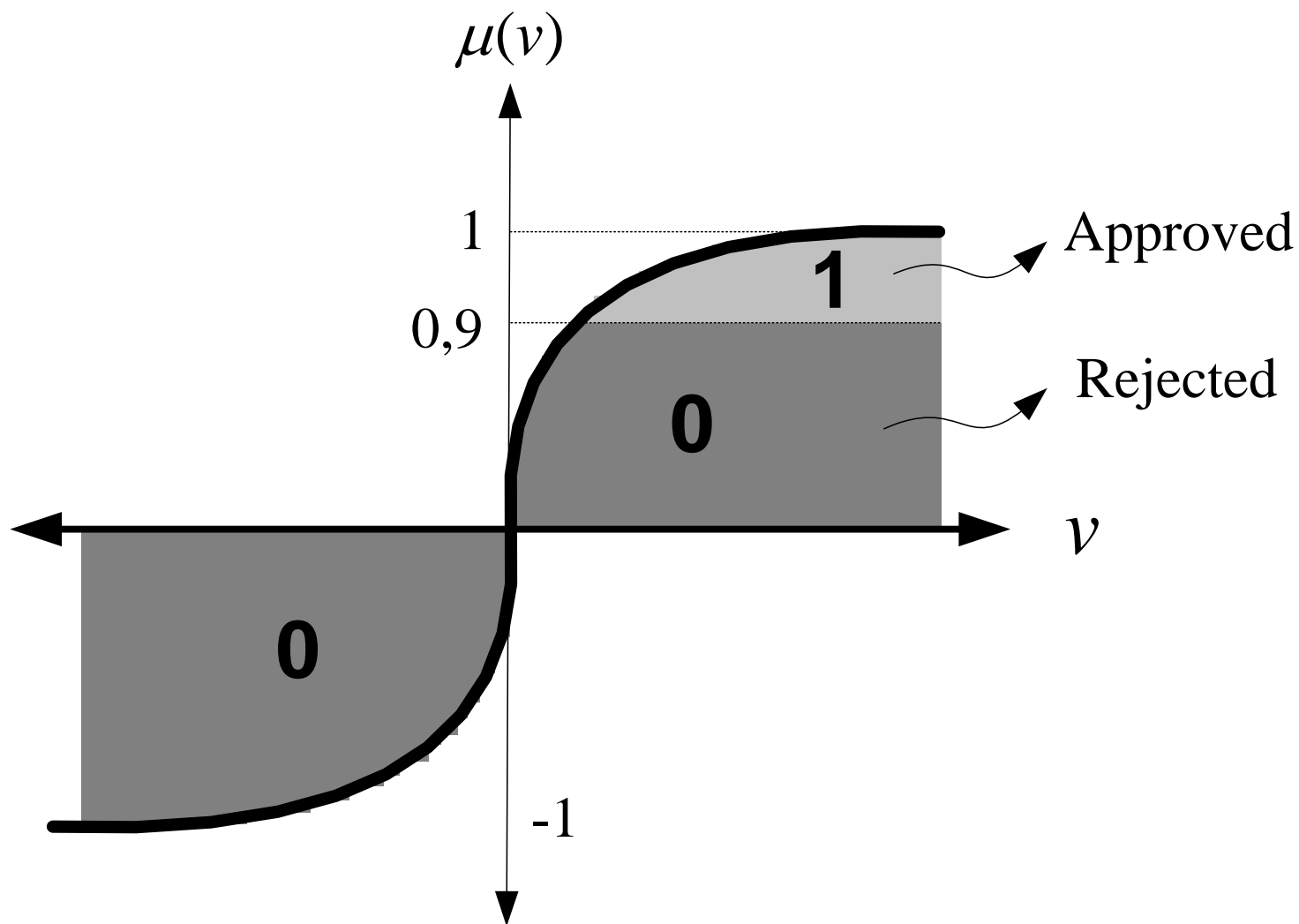
$$\langle x_1, \dots, x_n, \sigma_1, \dots, \sigma_n, \alpha_1, \dots, \alpha_k \rangle$$

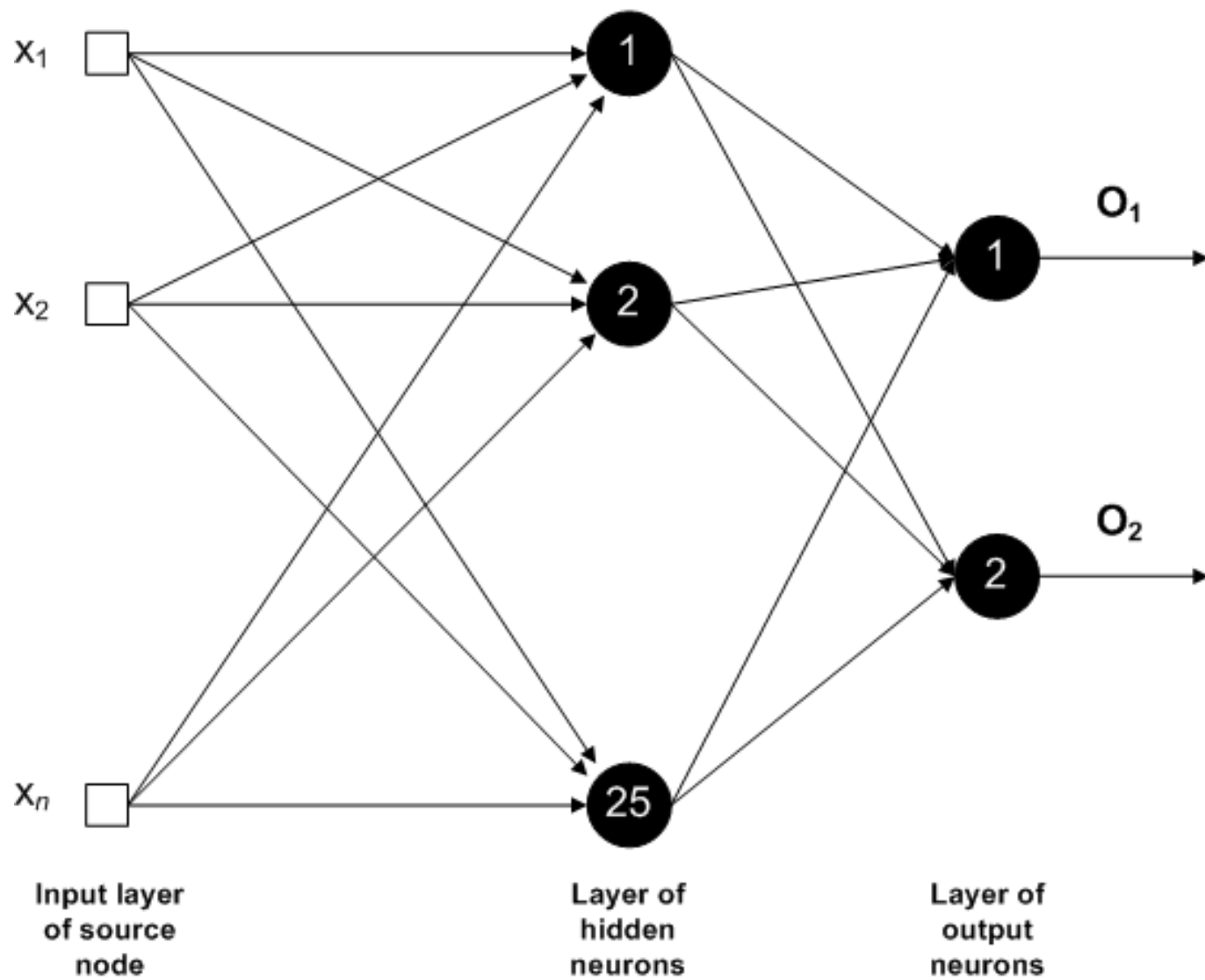
Kasus 3: Security System

- Evolusi STRUKTUR & WEIGHTS
- Struktur ANN?
- Evolusi: GA dan ES
- Kromosom?
- Fitness?







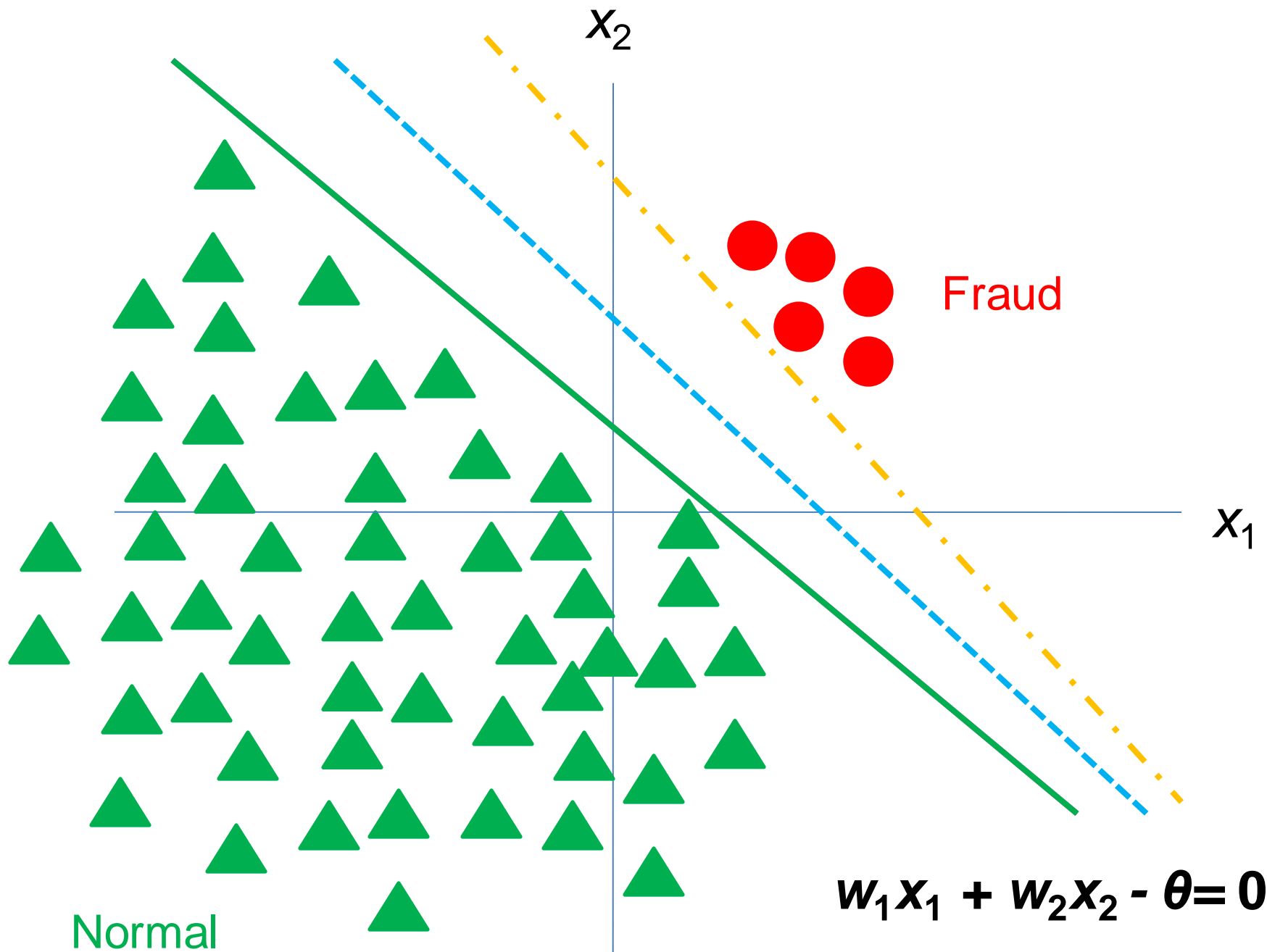


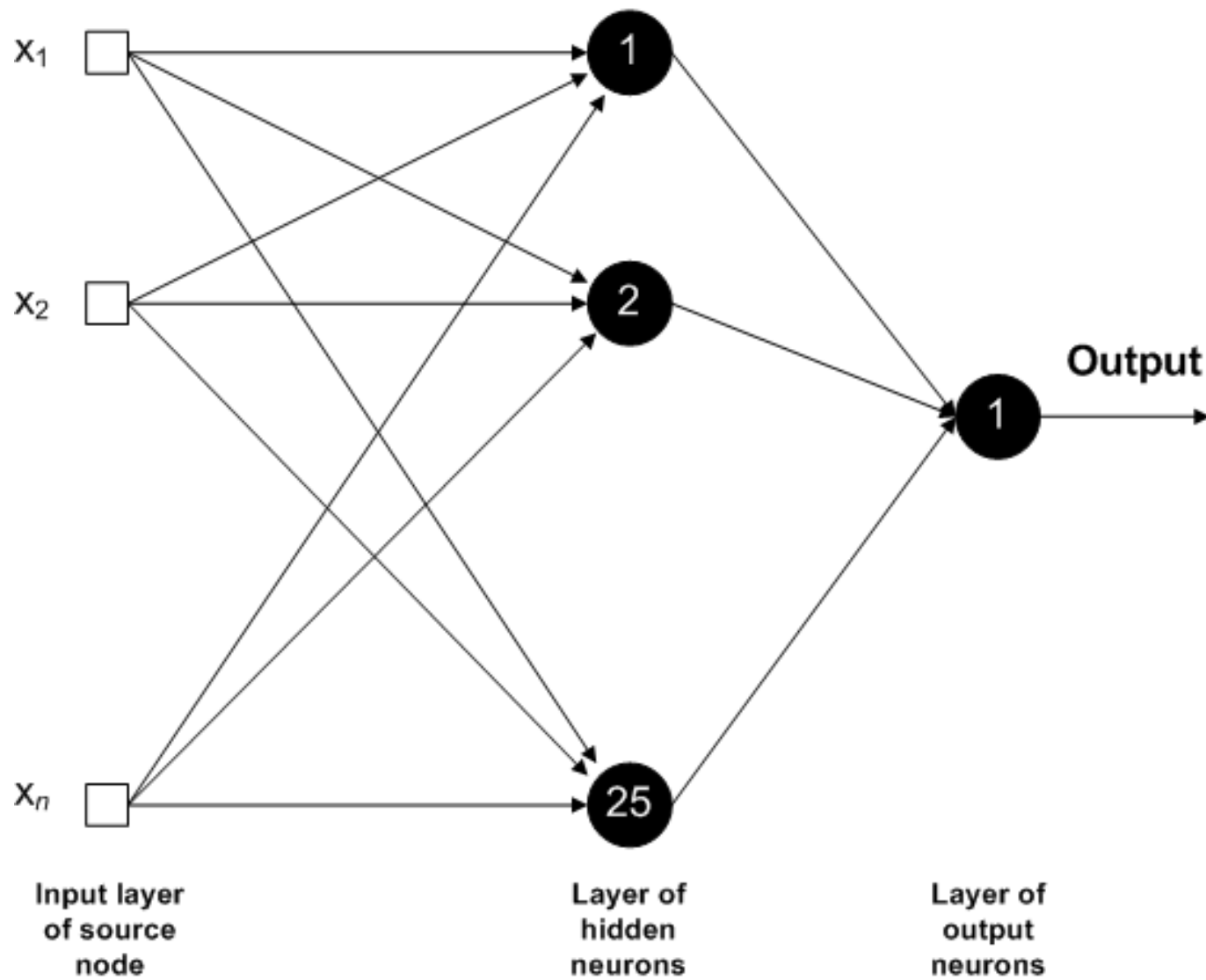
Skema klasifikasi

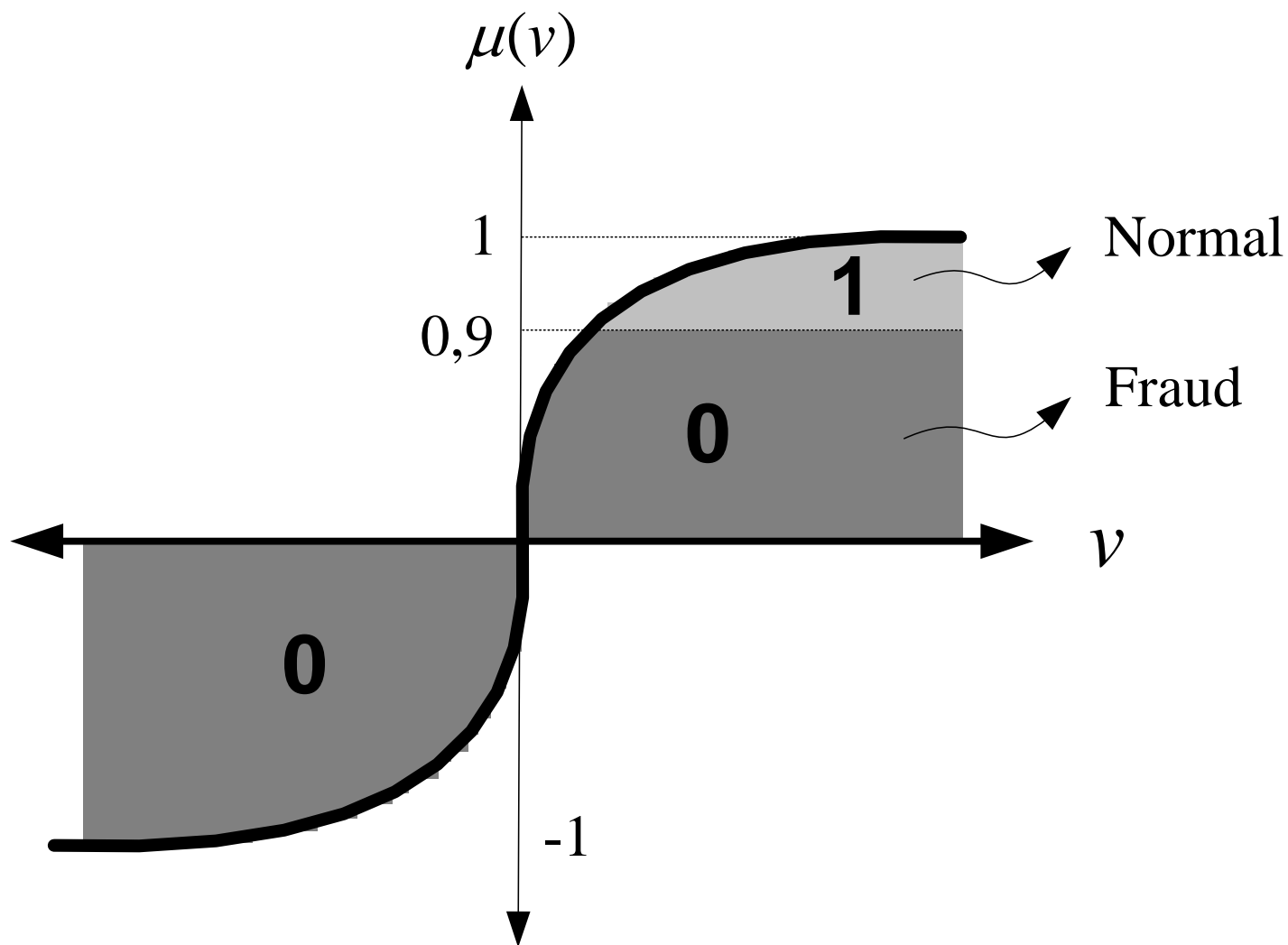
- IF $O_1 \geq 0.5$ AND $O_2 < 0.1$ THEN kelas = Approved
- Otherwise kelas = Rejected

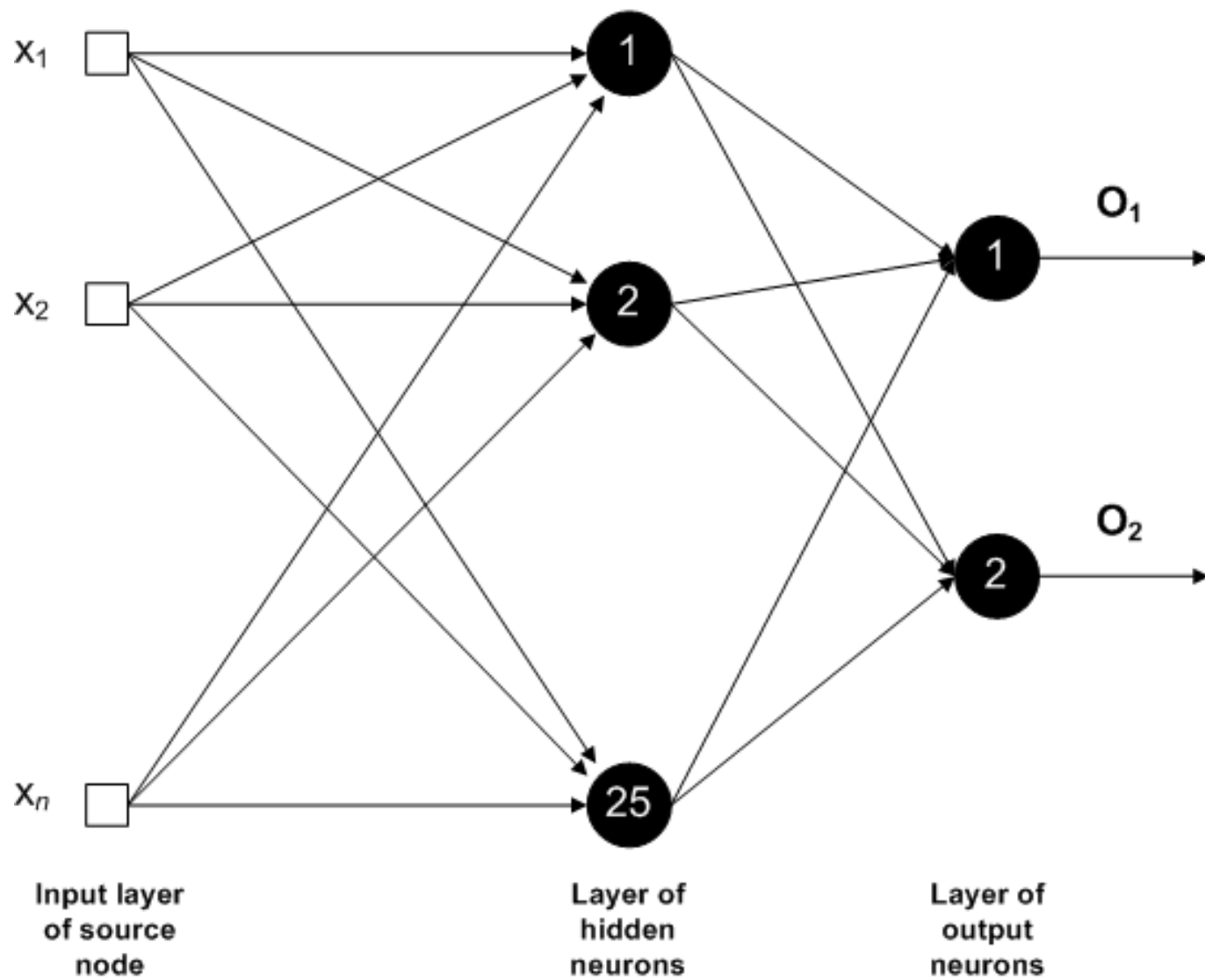
Kasus 4: Fraud Detection

- Evolusi STRUKTUR & WEIGHTS
- Struktur ANN?
- Evolusi: GA dan ES
- Kromosom?
- Fitness?









Skema klasifikasi

- IF $O_1 \geq 0.5$ AND $O_2 < 0.1$ THEN kelas = Normal
- Otherwise kelas = Fraud

Daftar Pustaka

- Suyanto, 2008, “Soft Computing: Membangun Mesin Ber-IQ Tinggi”, Informatika, Bandung Indonesia. ISBN: 978-979-1153-49-2.
- Suyanto, 2008, “Evolutionary Computation: Komputasi Berbasis “Evolusi” dan “Genetika””, Informatika, Bandung Indonesia. ISBN: 978-979-1153-38-6.
- Suyanto, 2005, “Algoritma Genetika dalam MATLAB”, Andi Publisher, Yogyakarta Indonesia, ISBN: 979-731-727-7.

Daftar Pustaka

- [SUYo8] Suyanto, 2008, “Soft Computing: Membangun Mesin Ber-IQ Tinggi”, Informatika, Bandung Indonesia. ISBN: 978-979-1153-49-2.
- [TETo1] Tettamanzi A., Tomassini M., “Soft Computing”. Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 2001. Printed in Germany.
- [MIT97] Mitchell M. Tom. 1997. “Machine Learning”. McGraw-Hill International Editions. Printed in Singapore.
- [DANo8] Danang Risang Djati, 2008, “Analisis dan Implementasi Evolving Artificial Neural Networks dalam Klasifikasi Data Mining yang Memiliki Masalah Imbalance Class dengan Pendekatan Sampling”, Tugas Akhir, Informatika, IT Telkom, Bandung.