

神経回路と 人工神経回路

田村進一

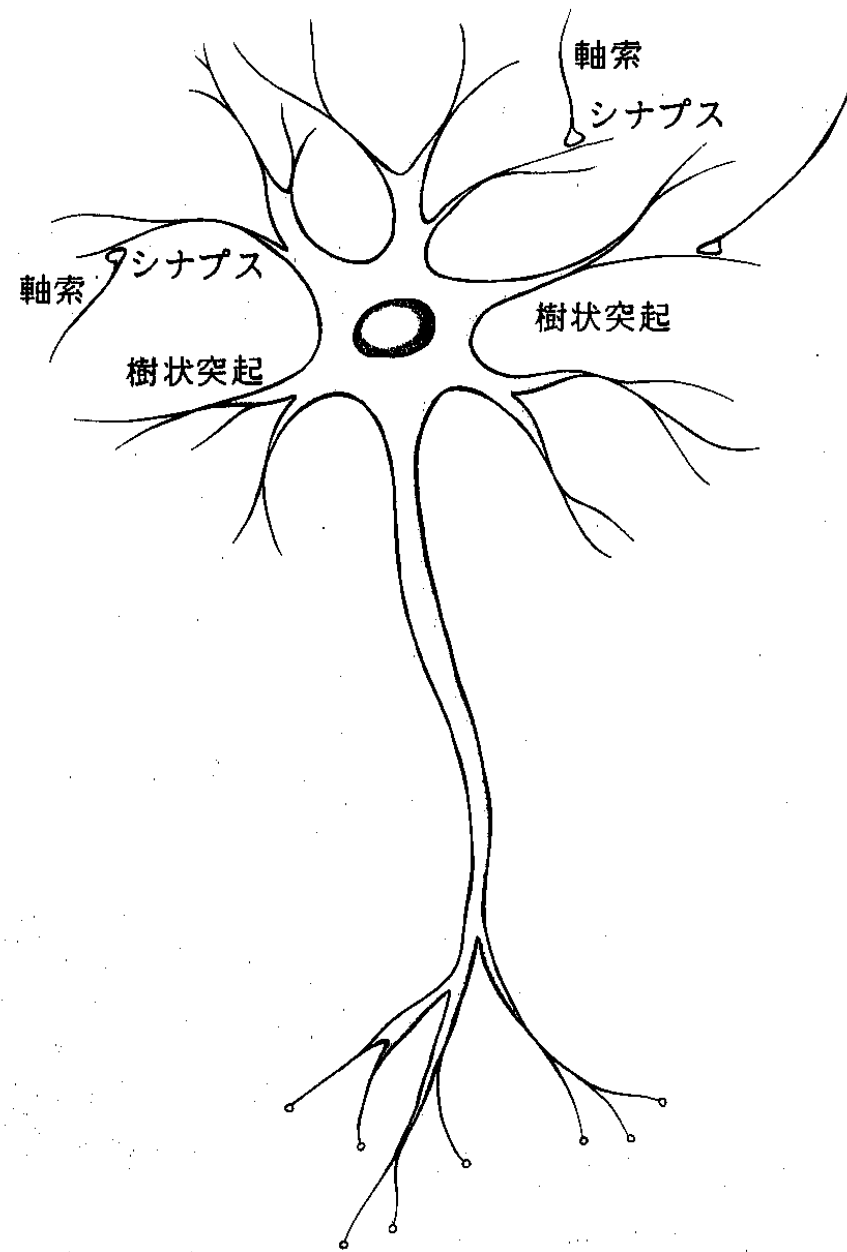
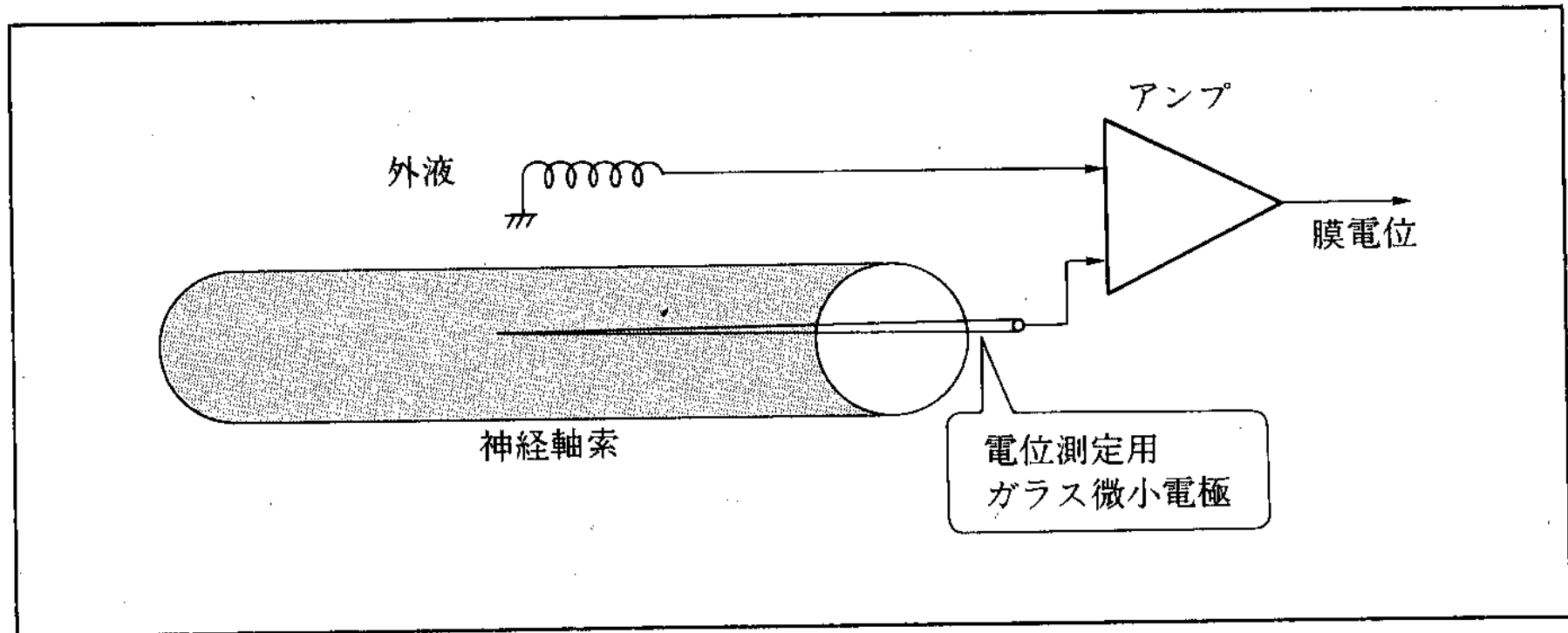
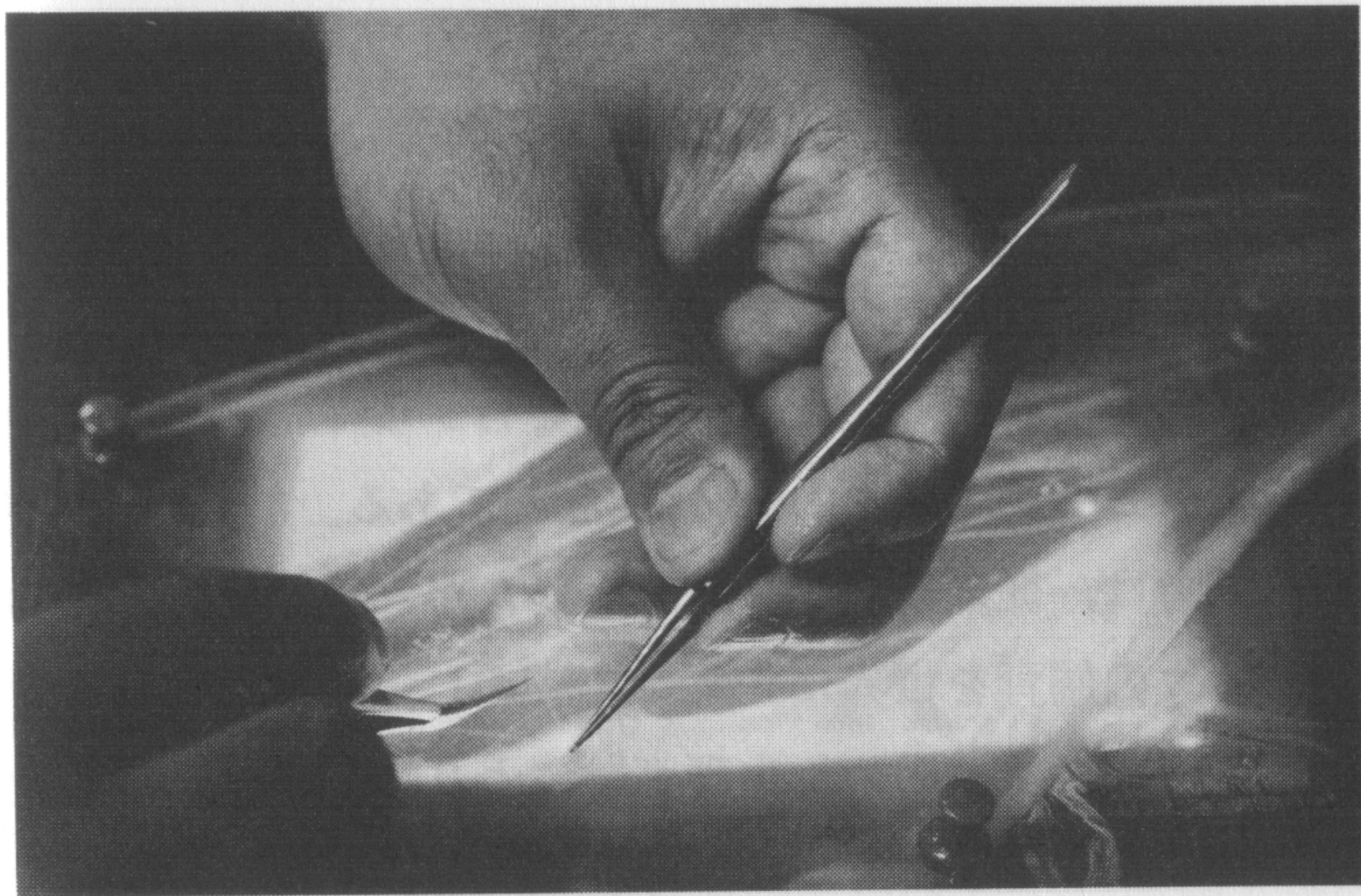


図1.1 生体ニューロン

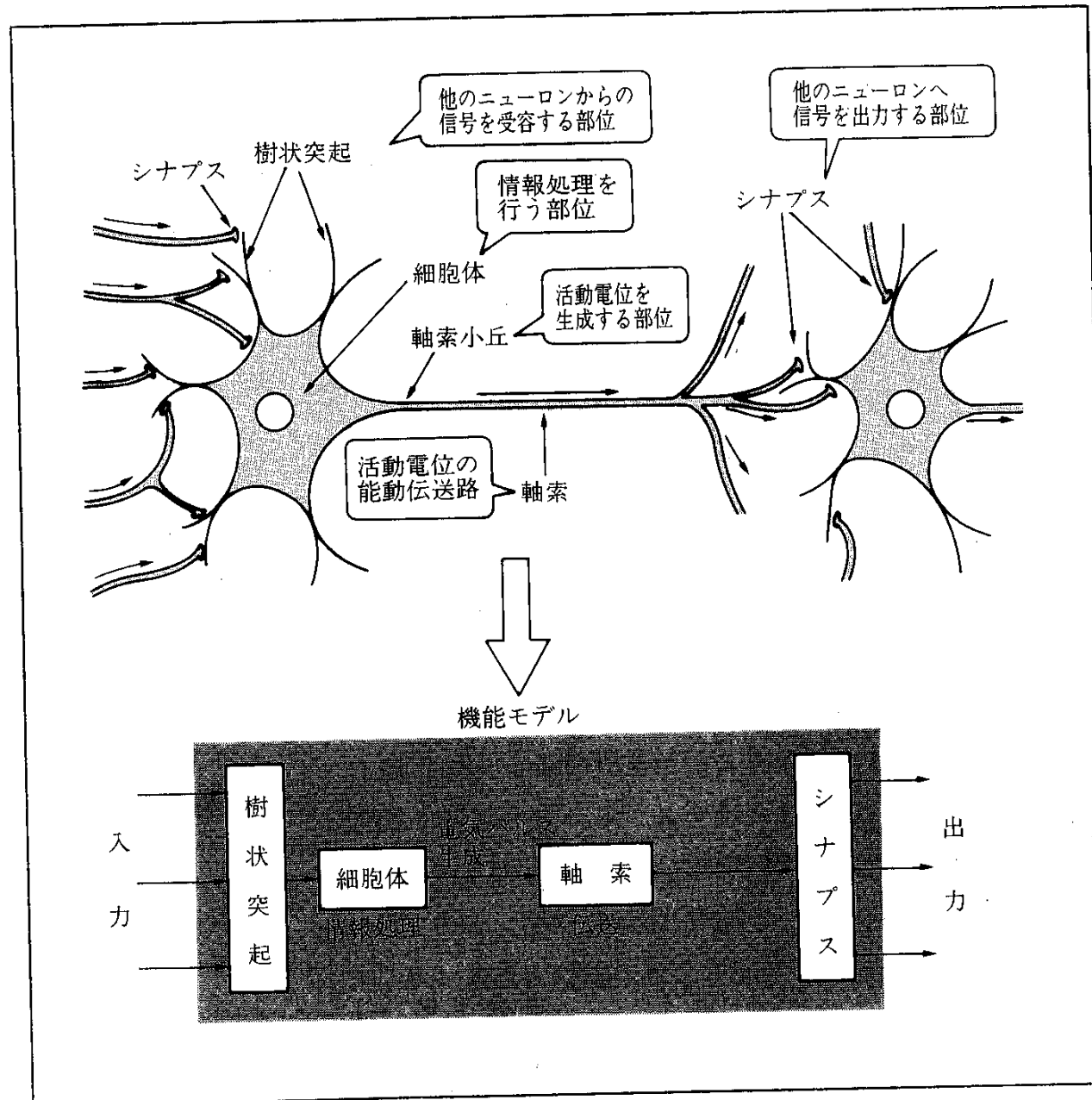
●図 2.6 神経の膜電位計測の模式図



●図 2.5 松本元氏（電総研）によるヤリイカ巨大軸索の切り出しの様子



●図 2.4 ニューロンの模式図



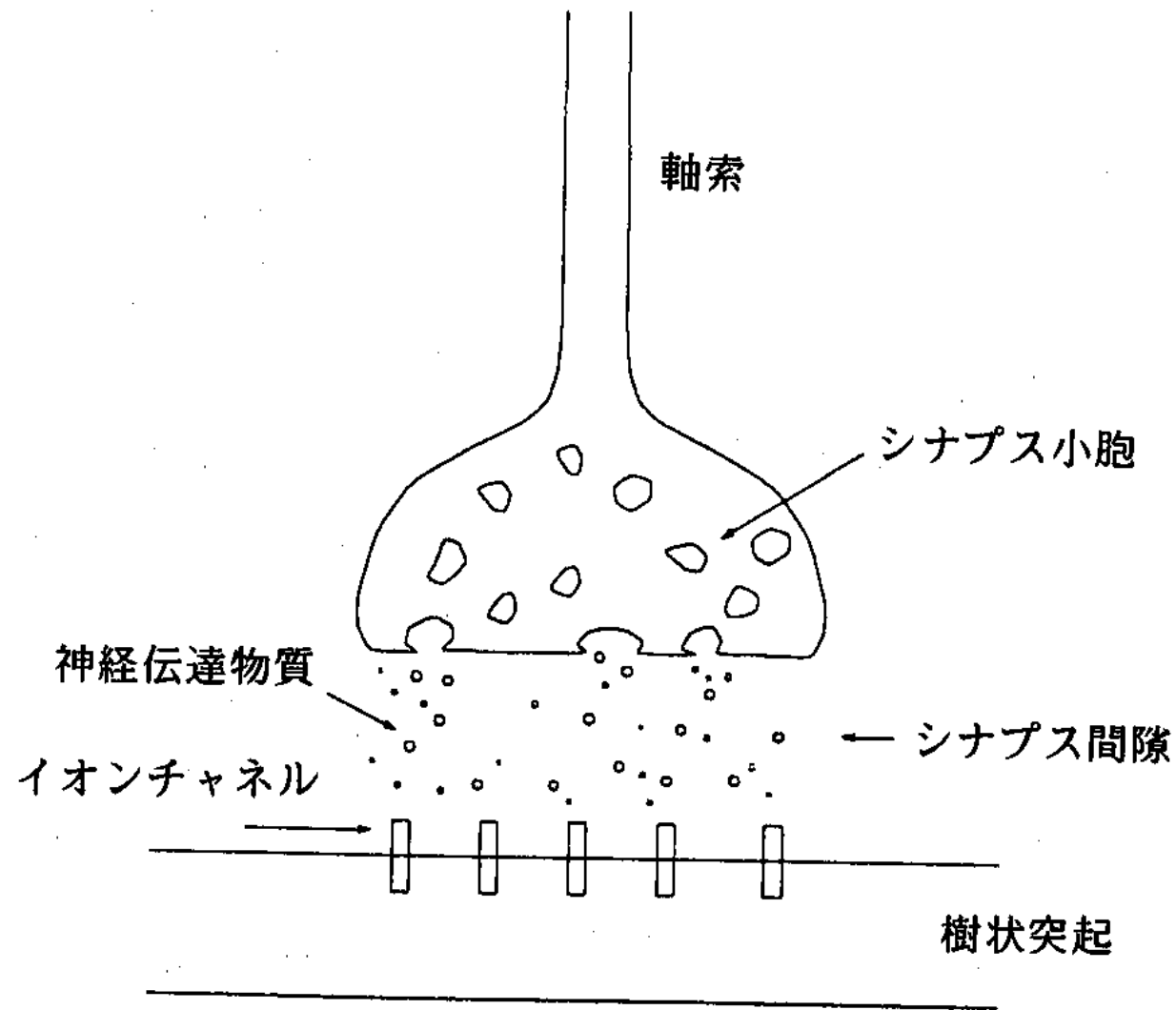
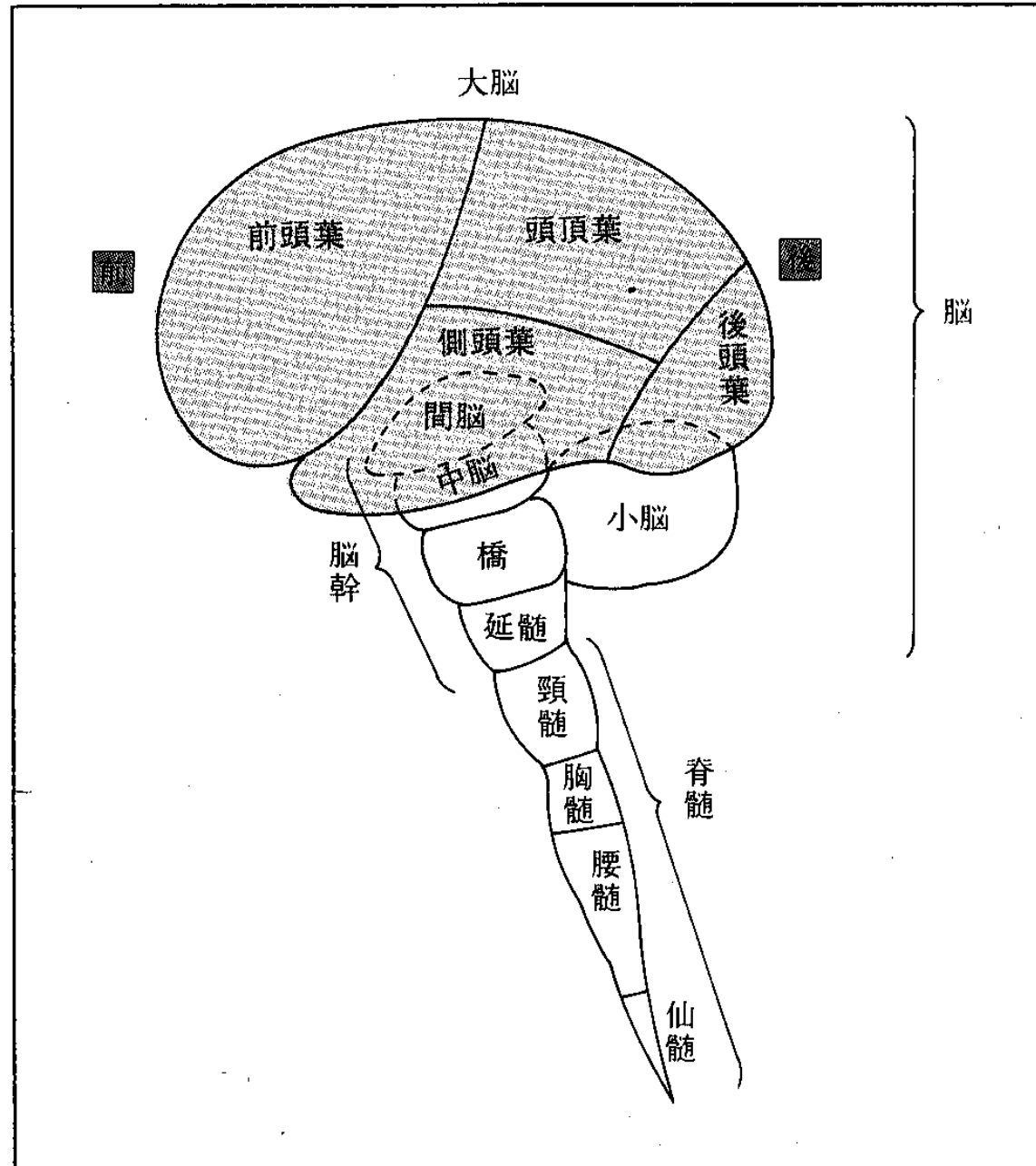


図 1.3 シナプス小胞から放出された神経伝達物質は、シナプス間隙を拡散し、樹状突起にある受容器に到達し、イオンチャネルを開く

●図 2.18 中枢神経系のマクロな構造



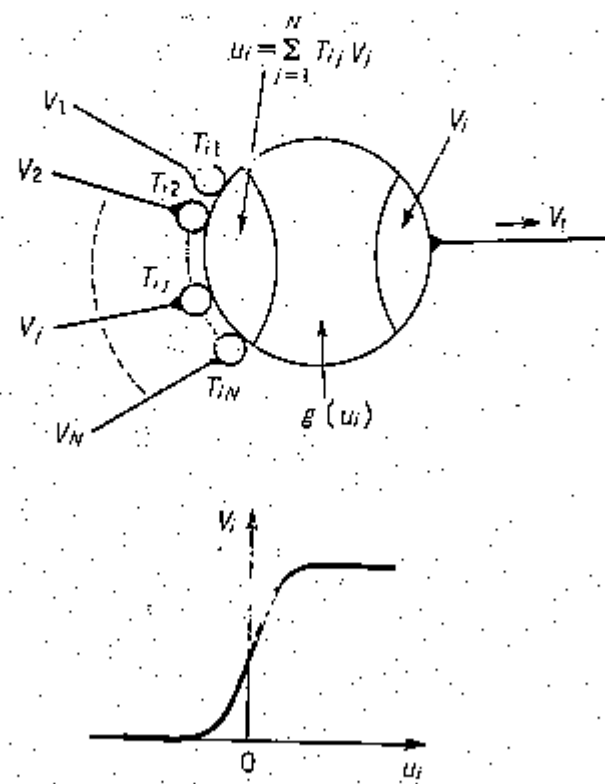
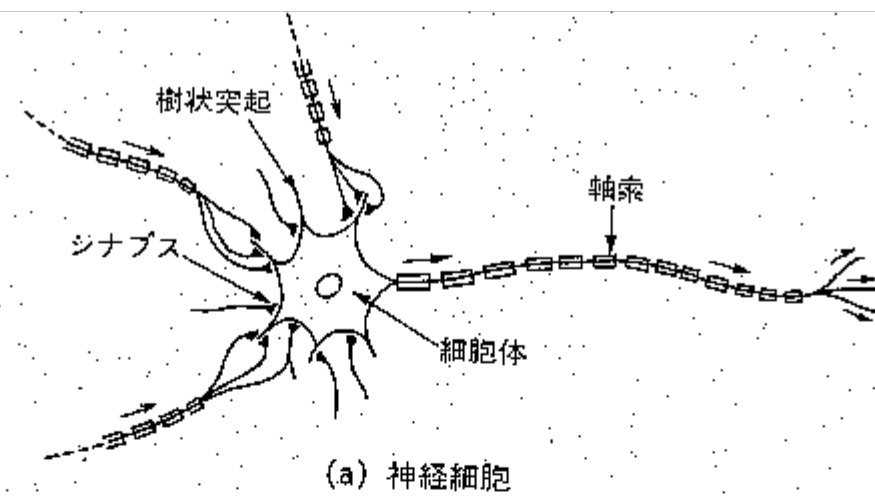
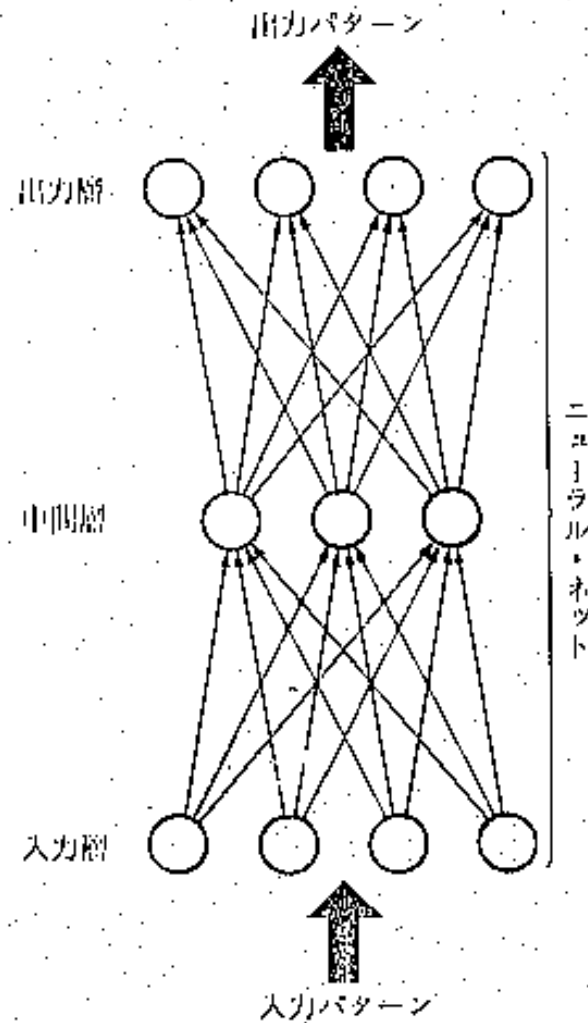


図2 神経細胞の工学的モデル

●表 1.1 コンピュータと脳の比較

	コンピュータ	脳
基本素子	半導体素子	ニューロン
素子数	$10^5 \sim 10^7$	$10^{10} \sim 10^{11}$
動作速度	10^{-9} s	10^{-3} s
信 号	電気パルス	活動電位
記憶容量*1	10^{10}	$10^{13} \sim 10^{20}$
熱発生・論理操作エネルギー (erg)*2	4×10^{-6}	3×10^{-3} (脳全体としては 10 W 程度)
故障率*2	5×10^{-22}	5×10^{-21}
得意な情報処理 *1	高速で正確な数値計算	パターン認識, 総合的判断
記憶方式*3	線形番地	連想・内容番地
製作*3	設計図+ソフト	遺伝子+自己組織
性能向上*3	ソフト	学習・機能代償
睡 眠	不要	不可欠
耐ノイズ性	低	高
耐故障性	低	高
再現性	完全	不完全
アーキテクチャ	直列処理	並列処理
情報表現	ディジタル・集中	アナログ・分散

(a) パターン連想型



(b) 自動連想型

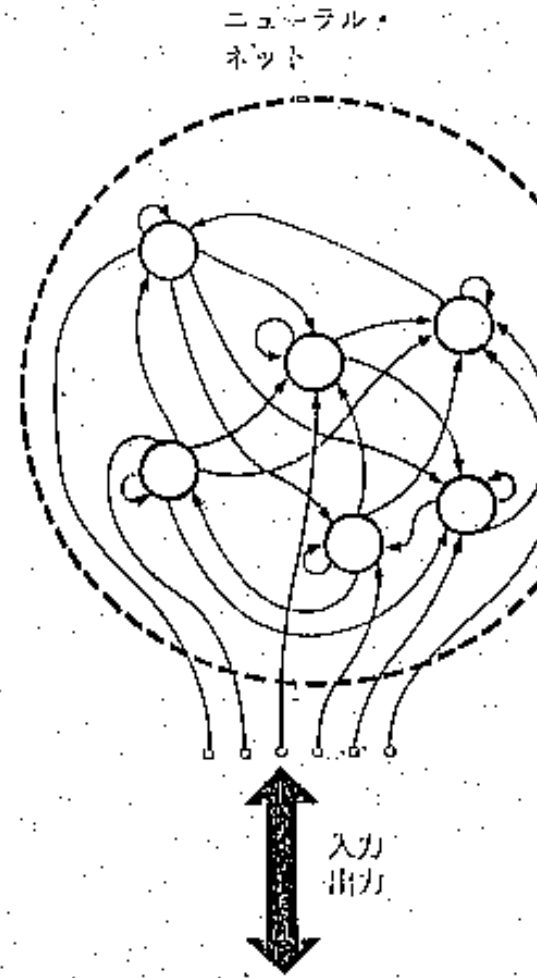
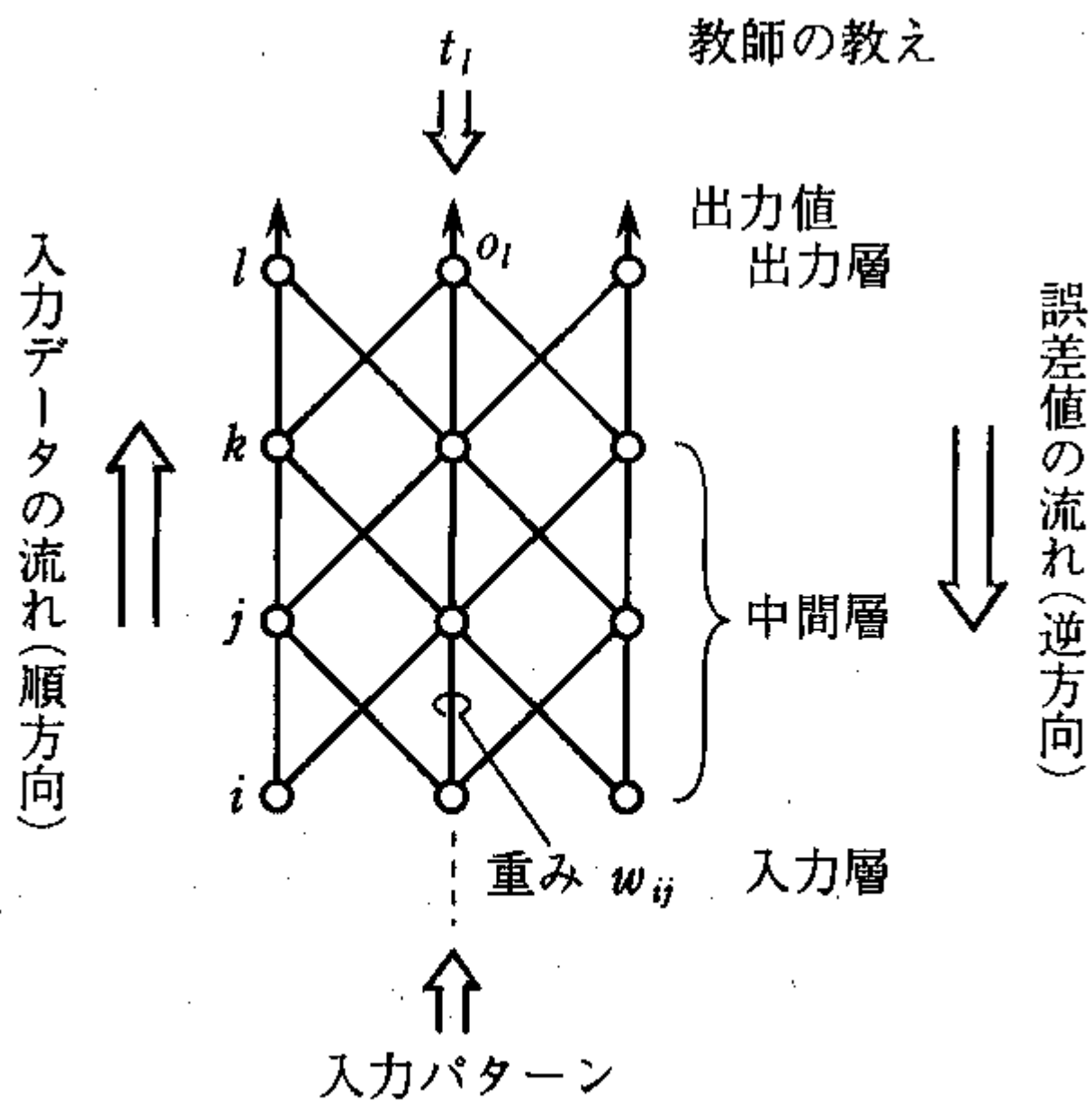


図 2 ニューラル・ネットの分類 機能、構造によって2種類に分類できる。パターン型(a)は、各ユニットは階層化する。普通は中間層1層を持つ3層の構成だが、制限い。各層内での接続はない。入力パターンは入力層、中間層、出力層の順で伝わる。連想型(b)では、すべてのユニットが互いに結ばれている。入力ユニットと出力ユニット区別はない。



(a) 階層型(誤差逆伝搬ネットワーク)

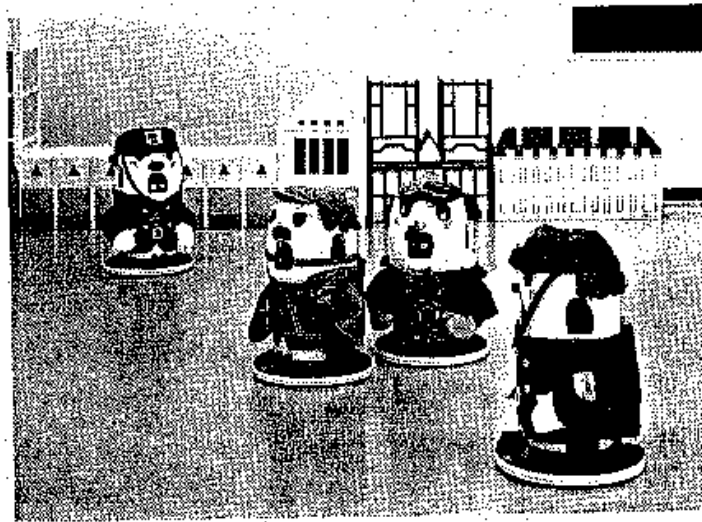


写真1 複数のロボット達が演ずる追跡劇

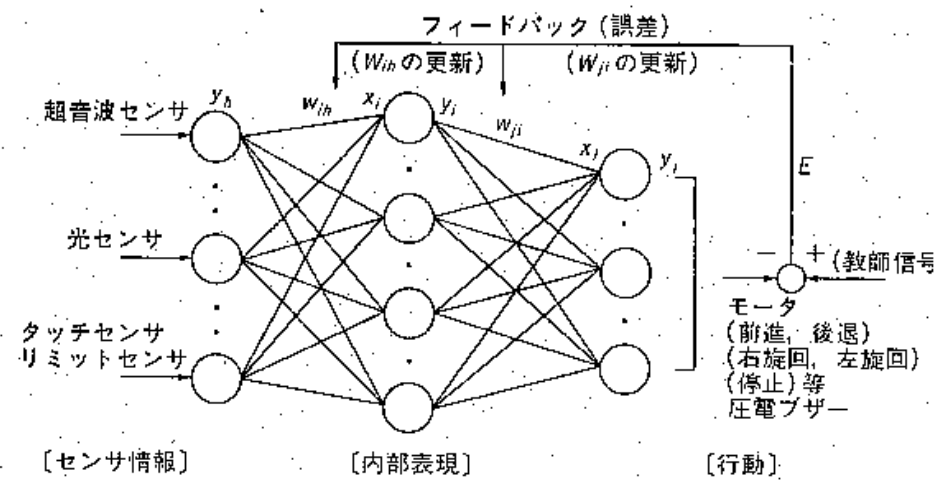
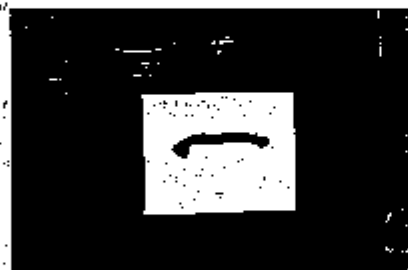


図6 行動パターンの学習



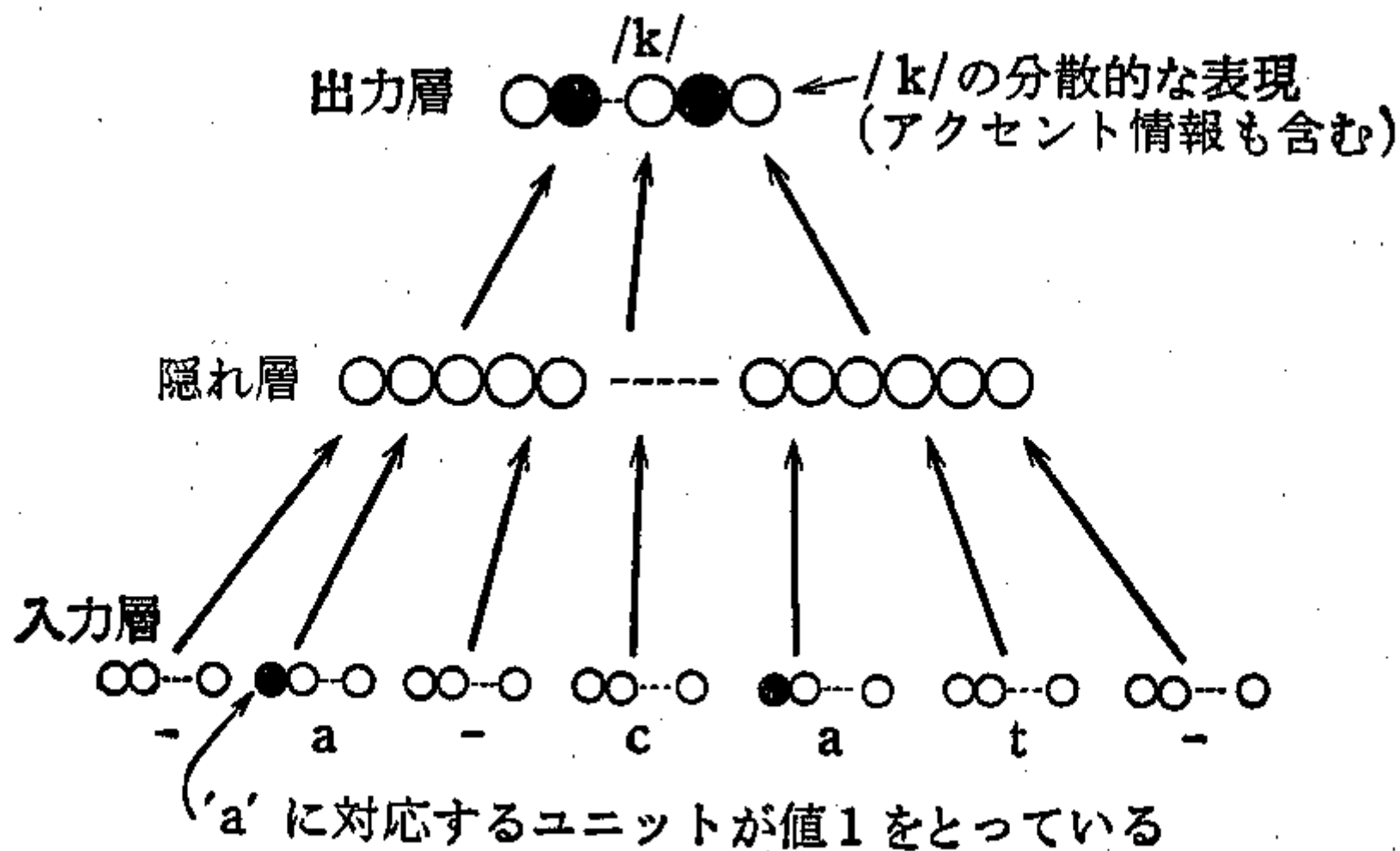


図 3-1 NETtalk

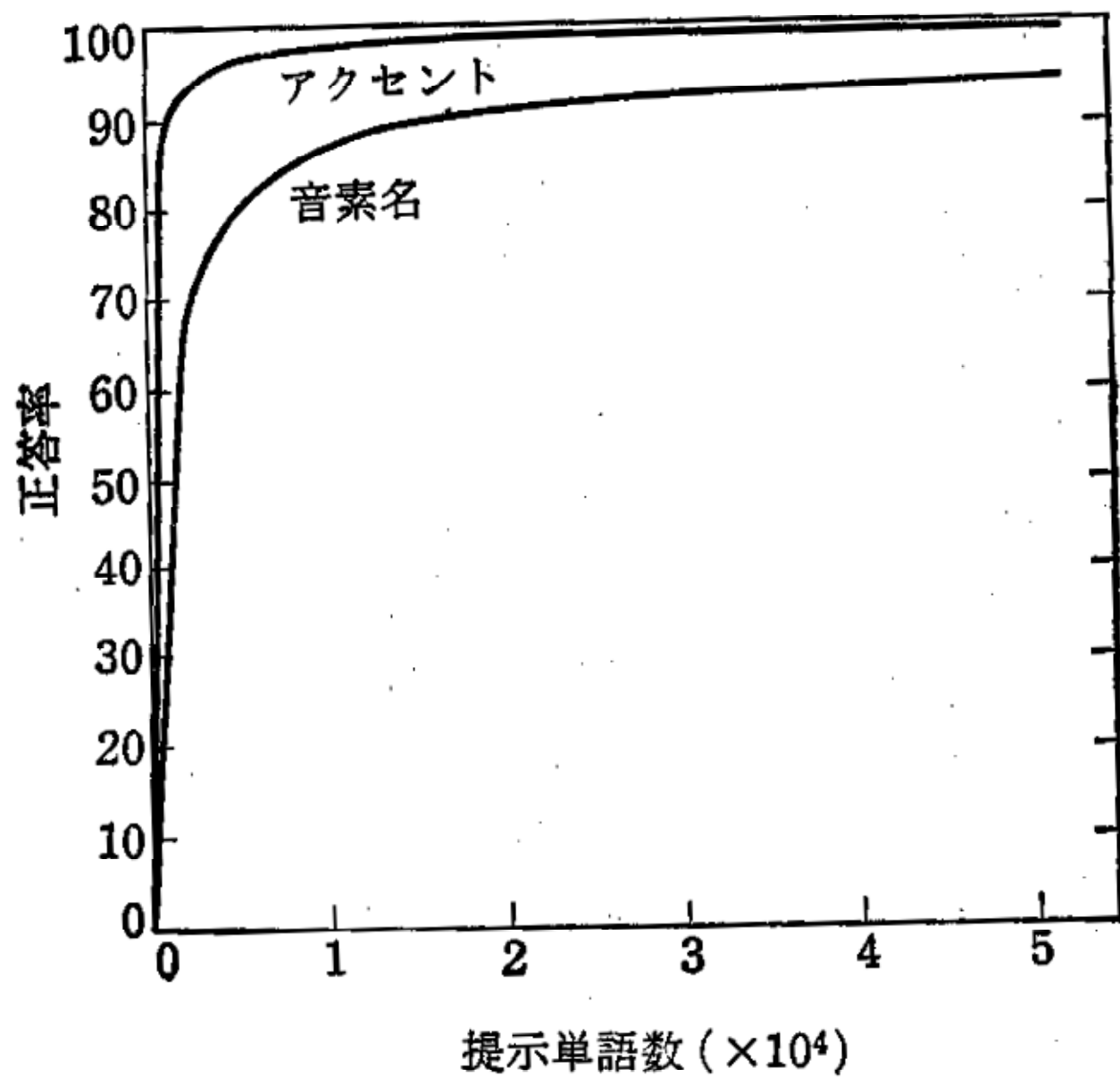
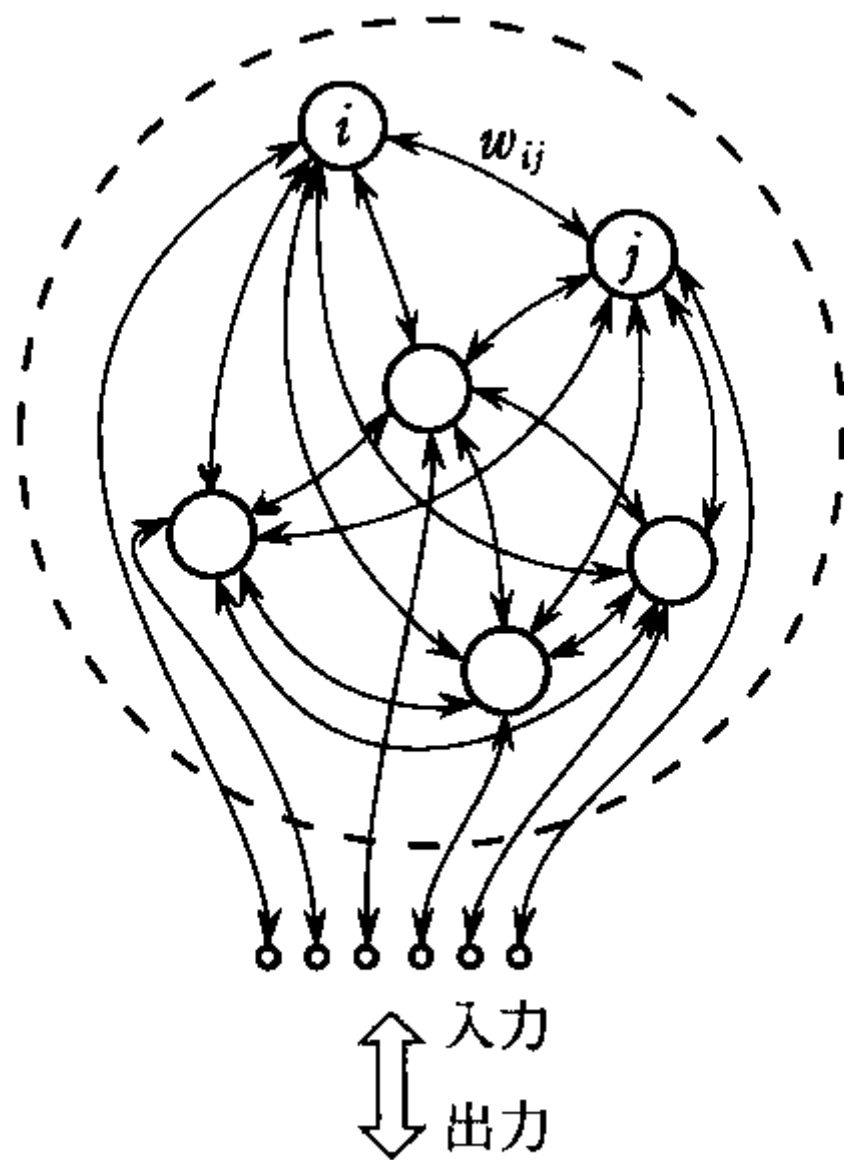
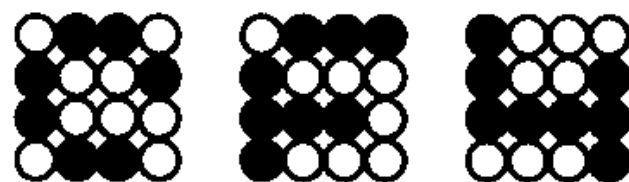


図 3-2 正答率の上昇

ニューラルネット



(b) 相互結合型



(a) 記憶させたパターン

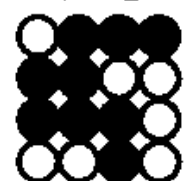
時 刻

$t=1$

2

3

4

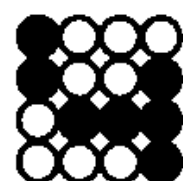


エネルギー $E = -5.0$

-12.0

-18.0

-25.0



-3.0

-11.0

-15.0

-20.0

(b) 想起過程

図 12.5 自己想起型文字連想過程におけるネットワークの状態変化とエネルギーの減少

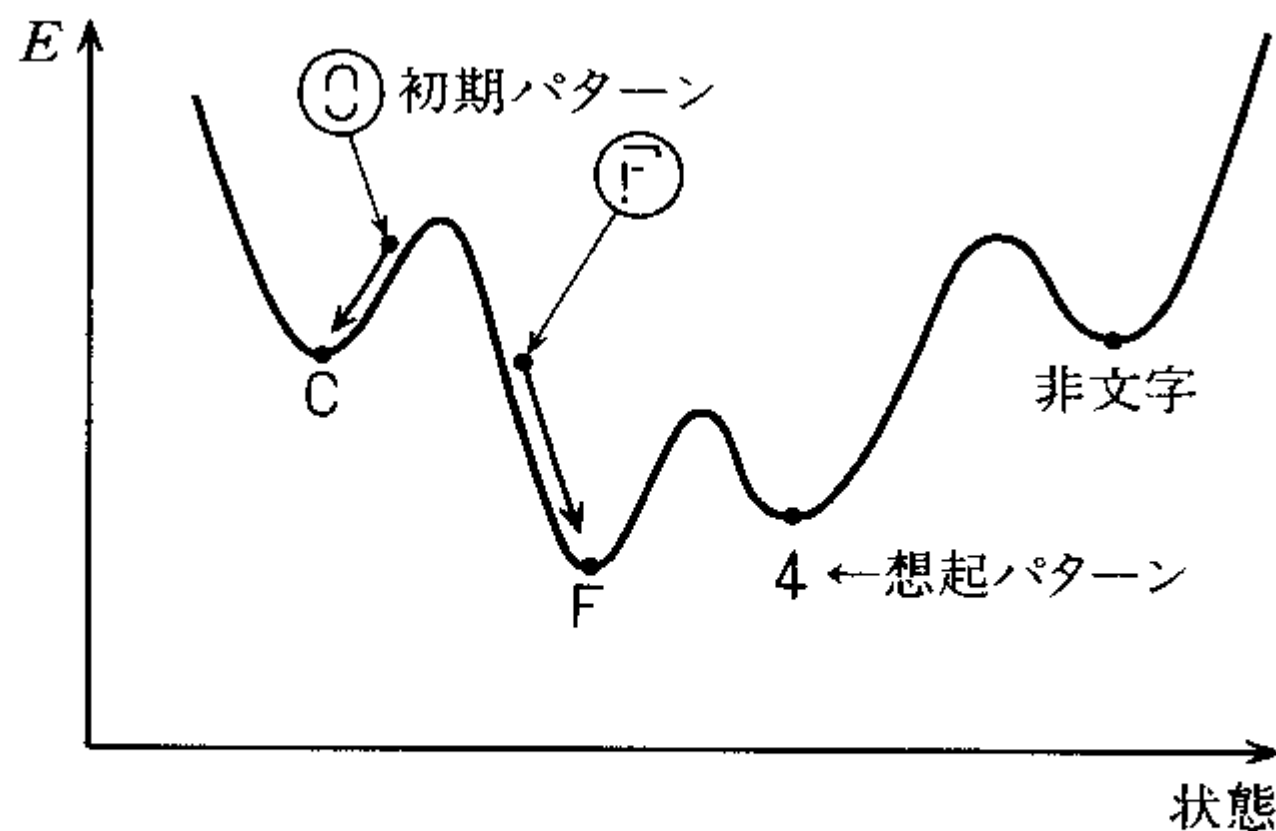


図 12.6 連想過程とネットワークのエネルギー変化

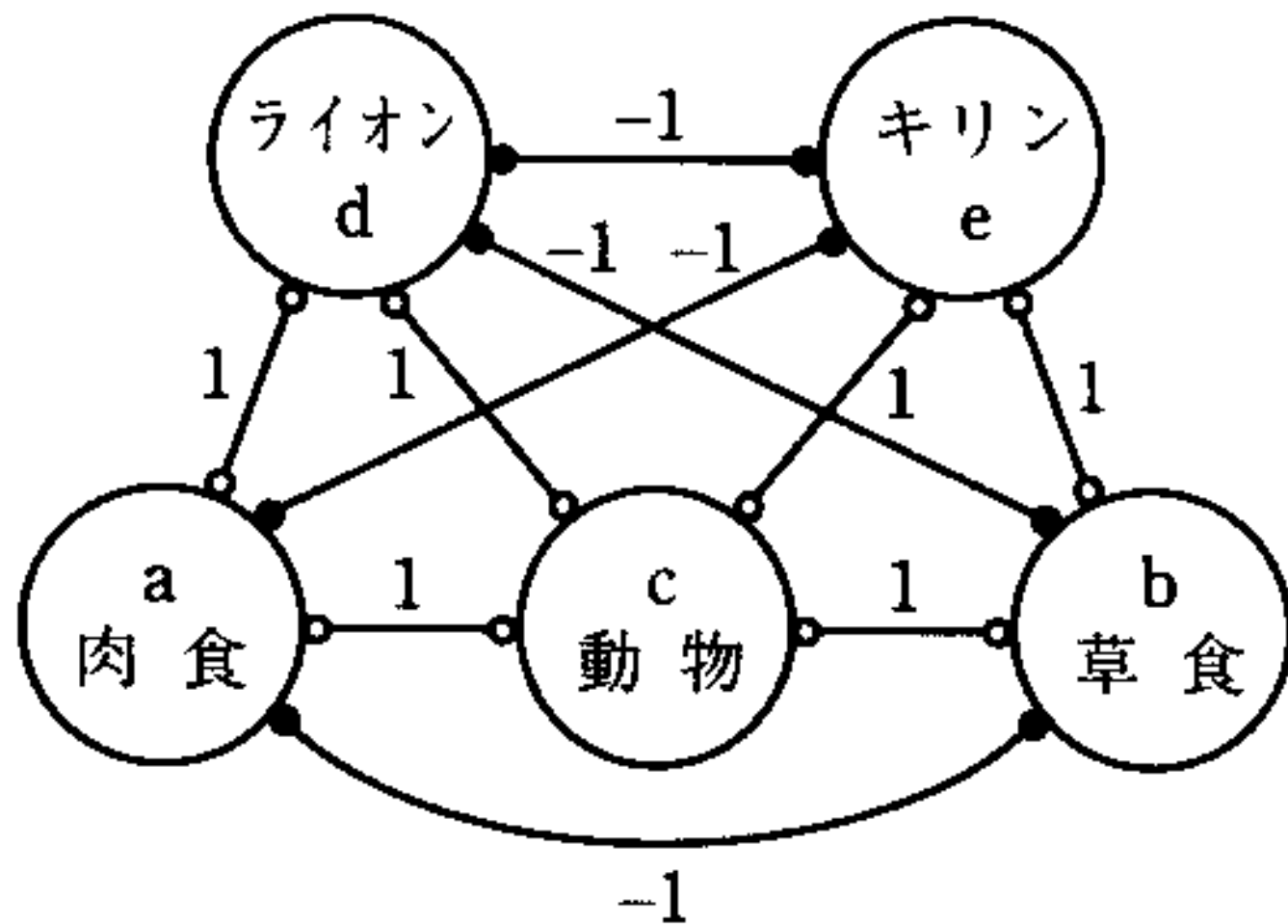
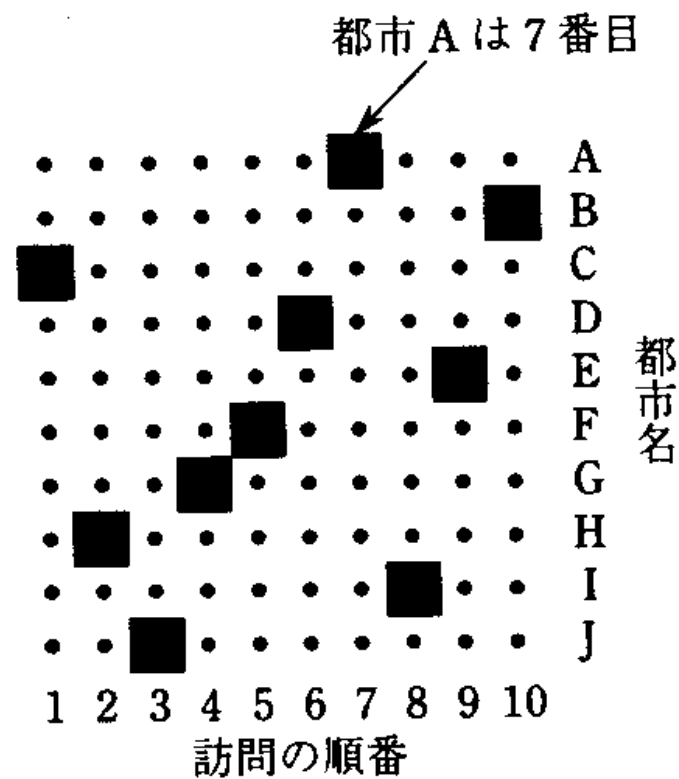
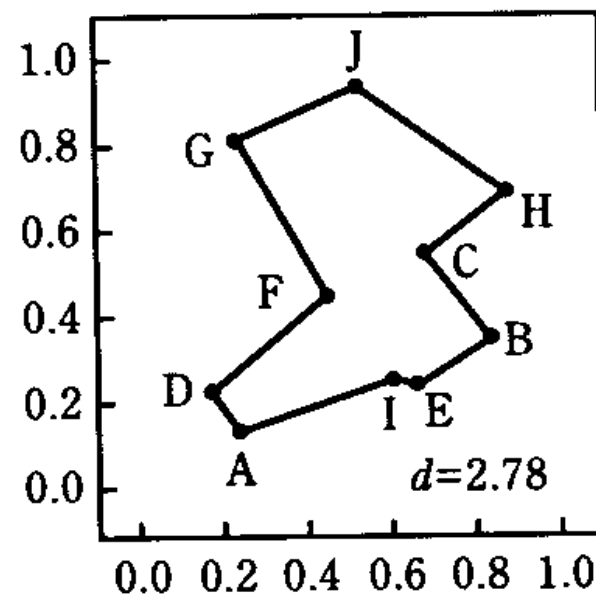


図 12.7 動物連想ネットワーク



(a) 神経素子の意味づけ



(b) (a)の活性状態に対応する巡回経路
(d はこの解の巡回距離)

図 12.9 巡回セールスマン問題

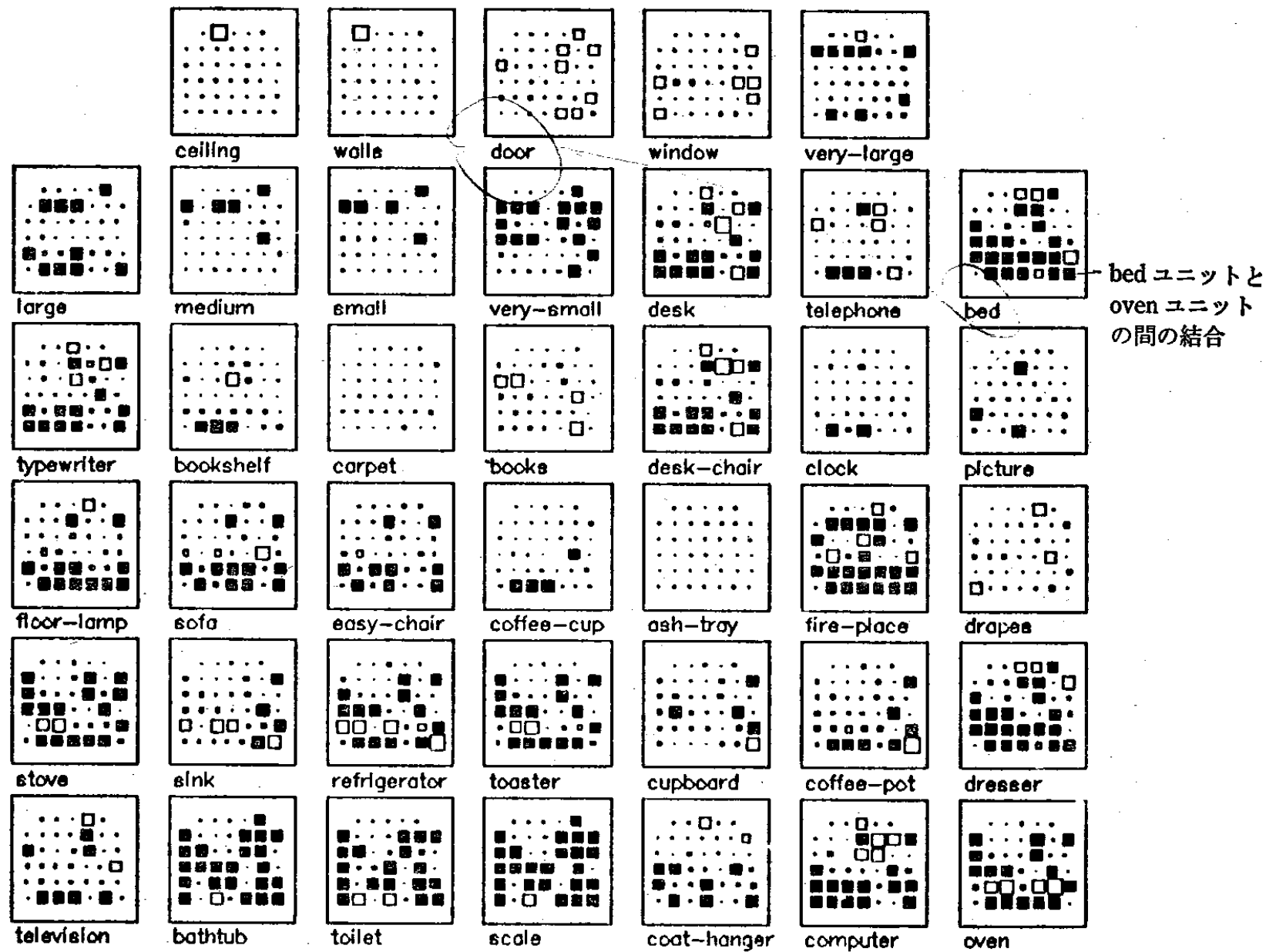
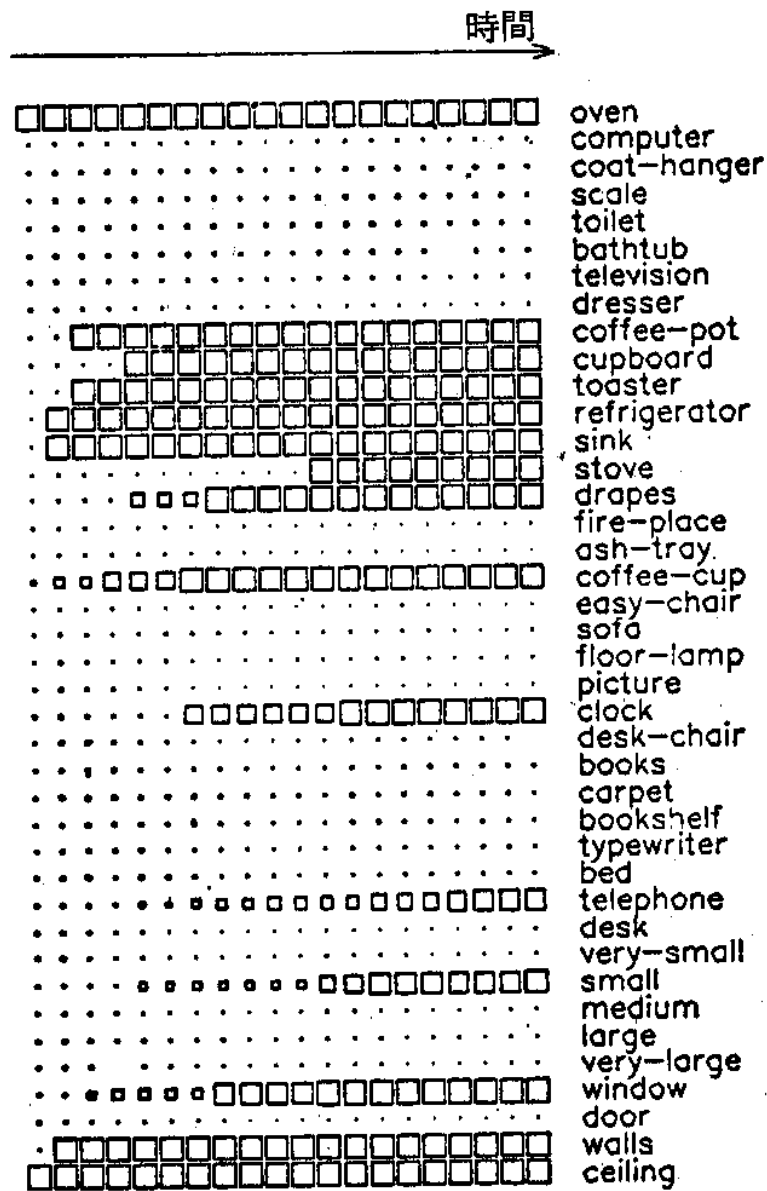
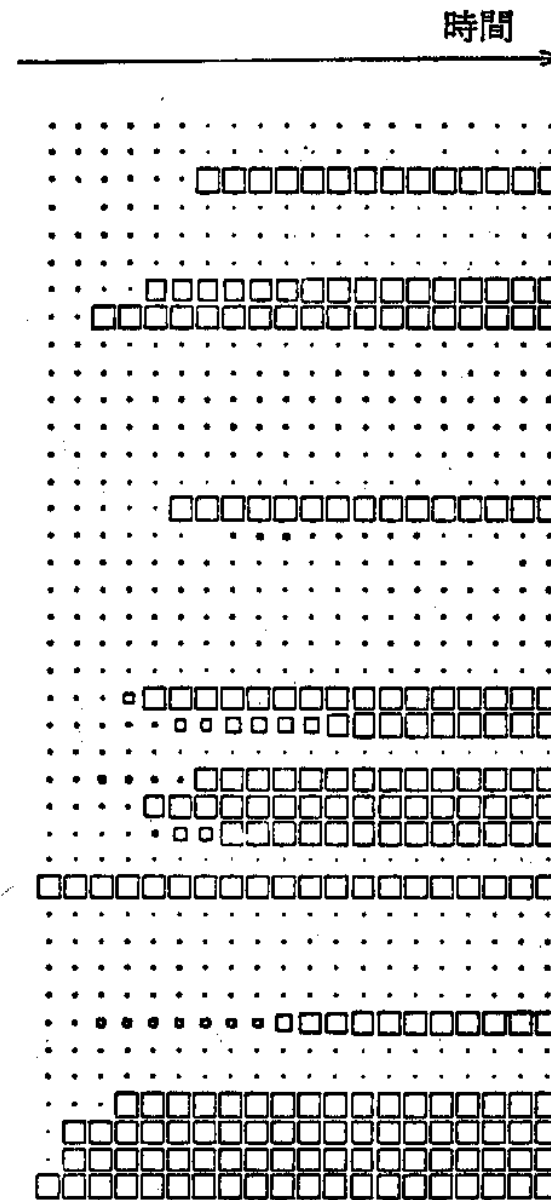


図 3-14 ユニット間の結合の例

白い四角は+の結合, 黒い四角は-の結合を示している. 結合の大きさは四角の大きさで表わされている. (図 3-14, 3-15 は D. E. Rumelhart, Smolensky and McClelland



「台所」に収束している



「寝室」に収束している

図 3-15 状態の収束の例

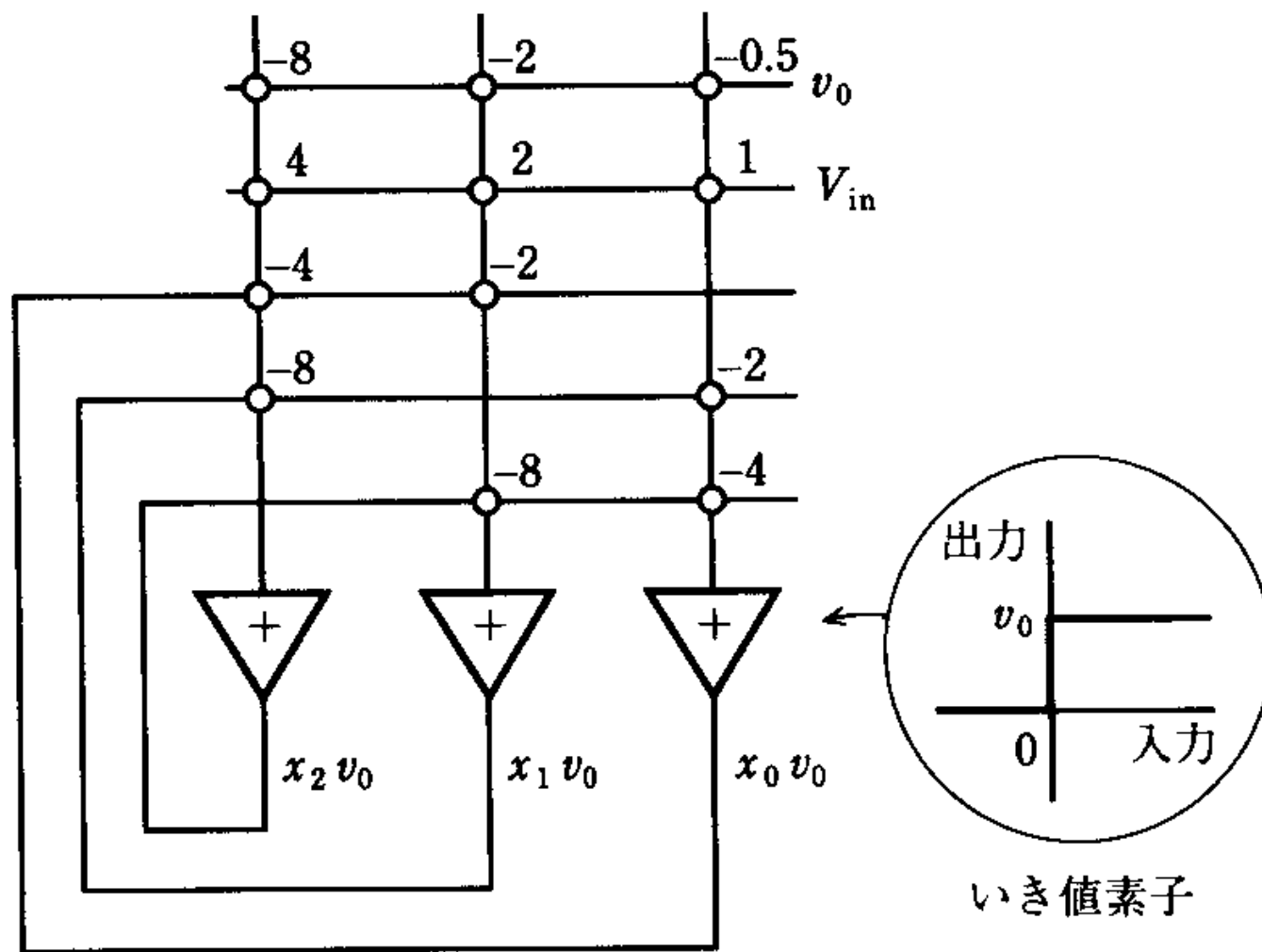


図 12.11 3ビット A/D 変換ネットワーク (結線交点
○印の数値は結合重み)

パターン認識

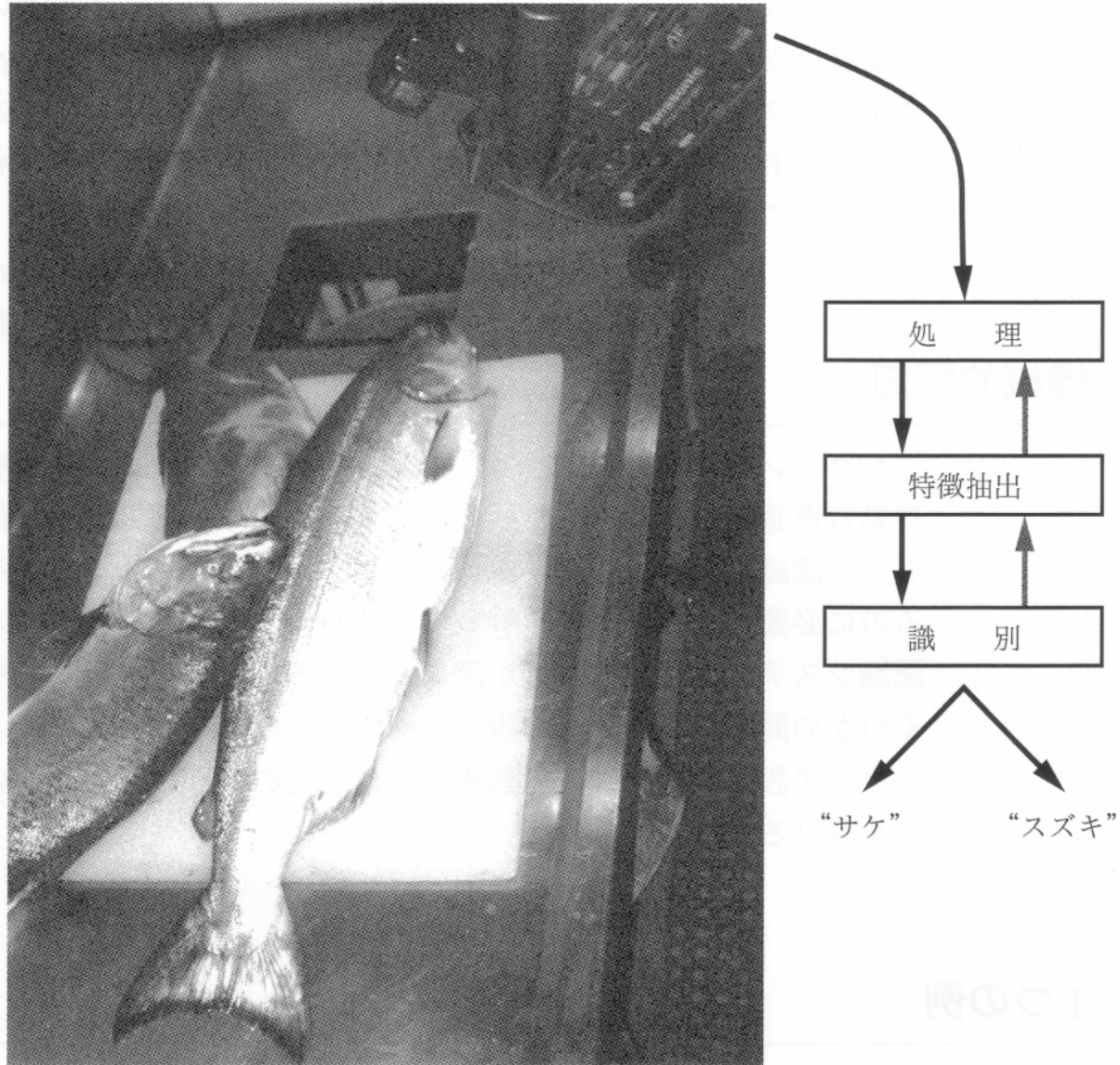
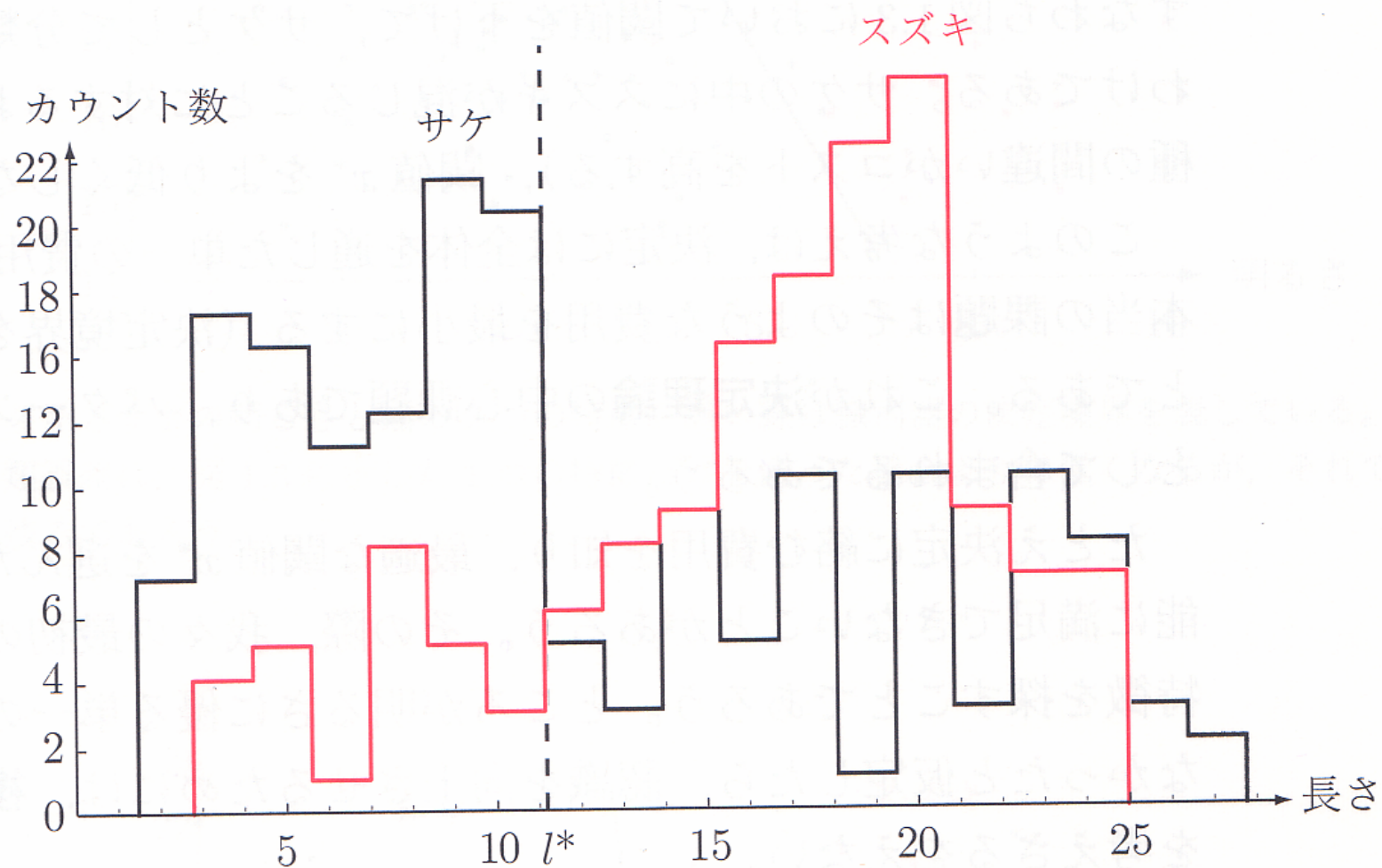
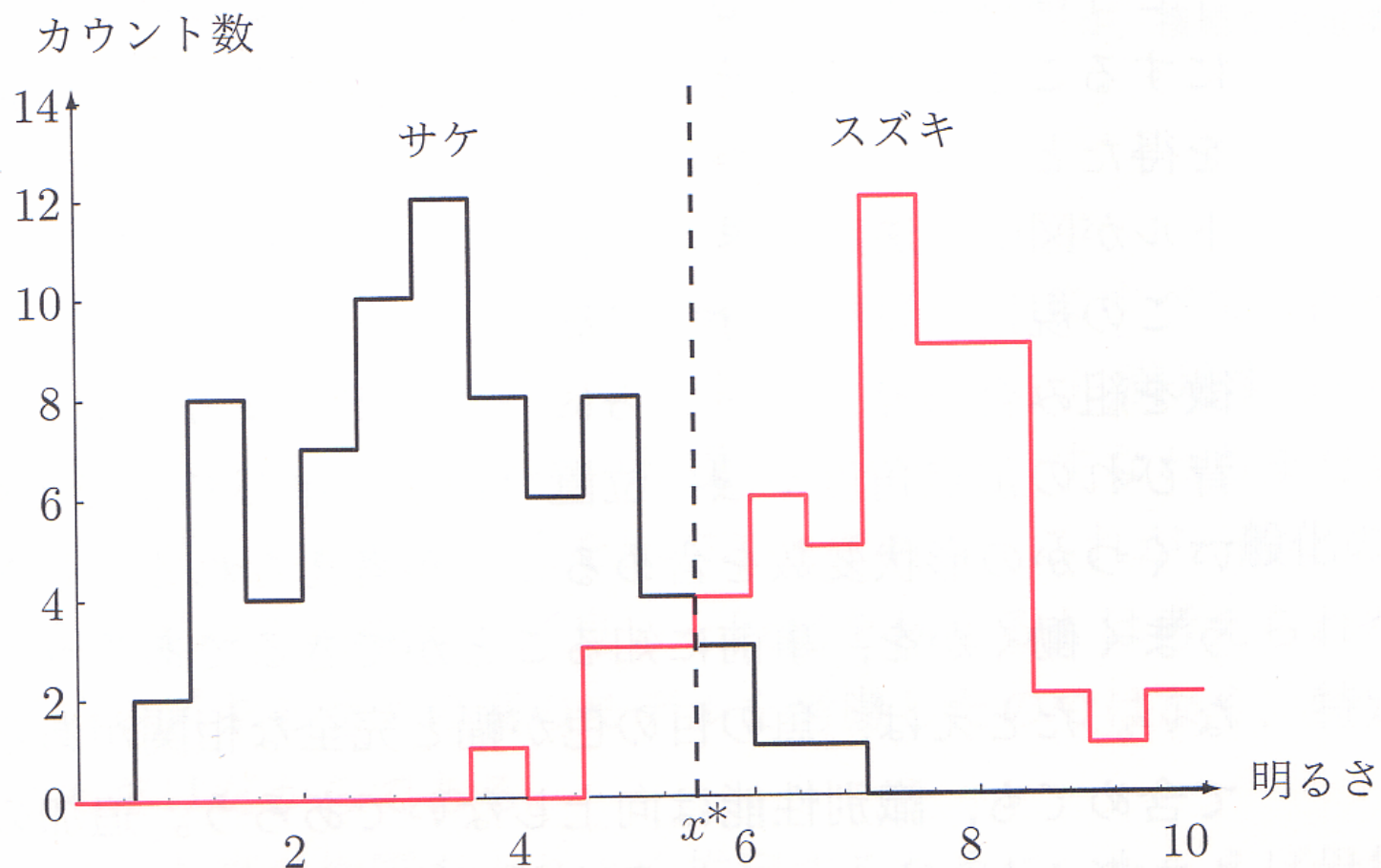


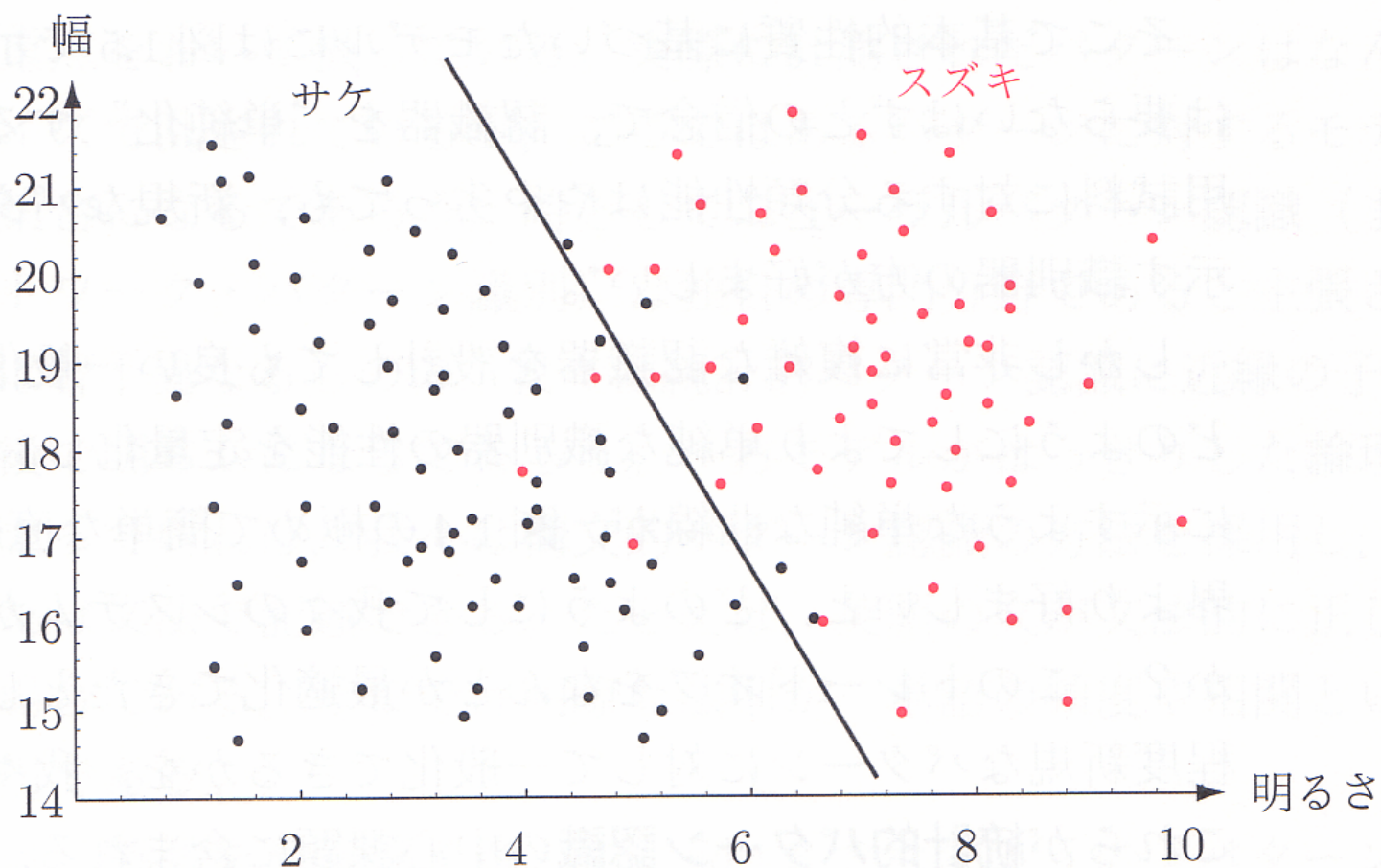
図 1.1 分類すべき対象物は、まず変換器（カメラ）で撮影され、その映像が前処理される。次にいくつかの特徴が抽出され、最終的に“サケ”か“スズキ”かの分類が出力される。この情報の流れは多くの場合、起点から識別器へと向かっているが、細い矢印で示したように後の段階での試験的または予備的応答にもとづいて、初期の段階の処理を変えるシステムもある。また他のシステムでは、たとえば分割処理と特徴抽出を同時に行うなど、複数の段階を1つの段階にまとめることがある。



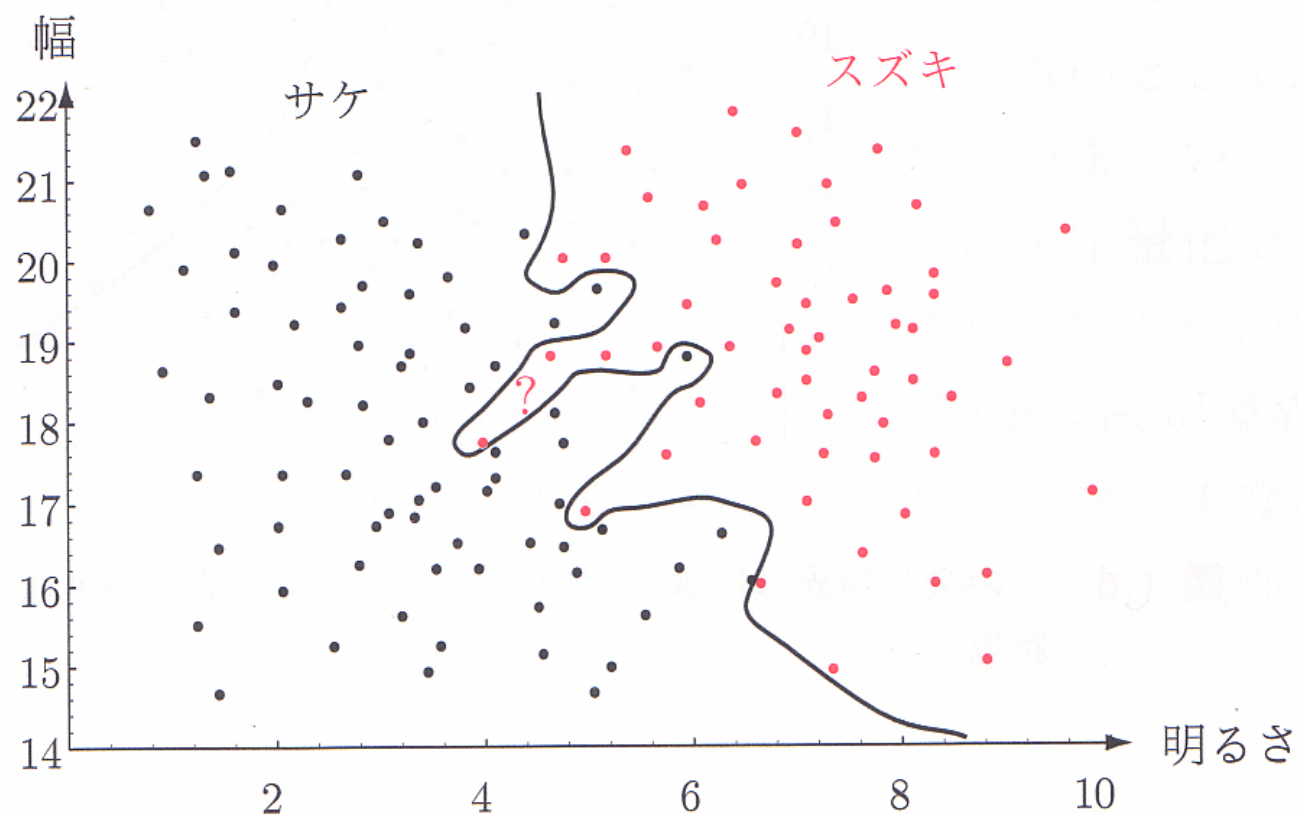
2つの種類に対する長さのヒストグラム。どんな閾値長さも、2つの種類をきっぱり分けることはできない。長さだけではどうしても間違いが生じる。 l^* と示したのは間違いの数を平均として最小にする値である。



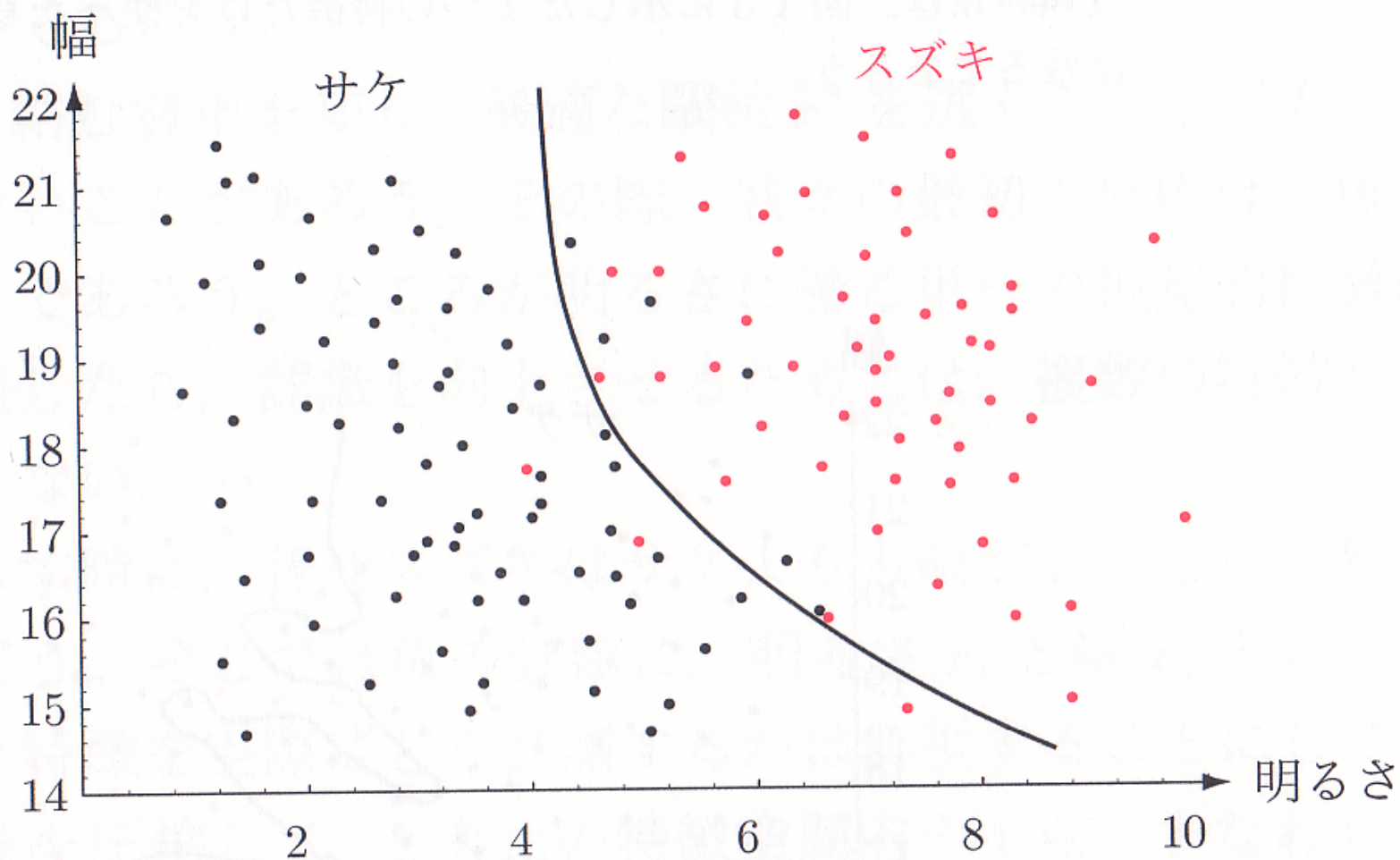
2つの種類に対する明るさのヒストグラム。どんな閾値 x^* (決定境界) も、2つの種類をきっぱり分けることはできない。明るさだけではどうしても間違いが生じる。 x^* と示したのは間違いの数を平均として最小にする値である。



スズキとサケの明るさと幅の2つの特徴。黒い線は識別器の決定境界を表している。全体としての分類誤差は、図1.3に示した1つの特徴だけを使った場合よりは低くなるが、それでも若干の誤差は残るであろう。



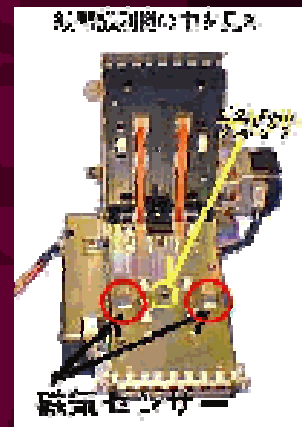
魚に対する過度に複雑なモデルは複雑な決定境界を与える。このような判定は訓練用試料に対しては完全な分類をしてくれるかもしれないが、新しく出てくるパターンに対してはうまく働かないであろう。図中「?」で示された新しい特徴点はたぶんサケであろうが、複雑な決定境界に従えばスズキになってしまう。



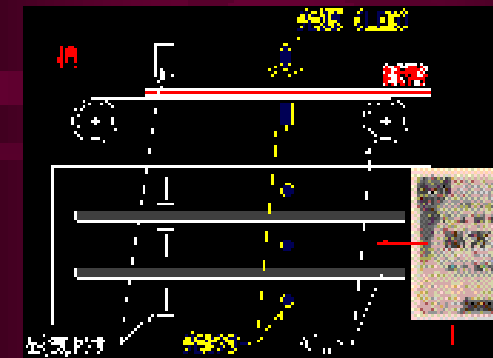
この決定境界は訓練用試料に対する分類性能と識別器の単純さとの最適なかねあい
新規なパターンに対して高い正確性を与えるであろう。

偽造紙幣の識別は？

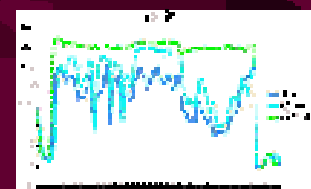
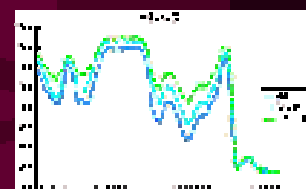
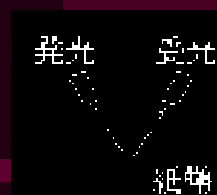
- 紙幣の図柄を読む
光センサーを使用
- インクの磁性体を読む
磁気センサーを使用



識別機の仕組み



識別能力



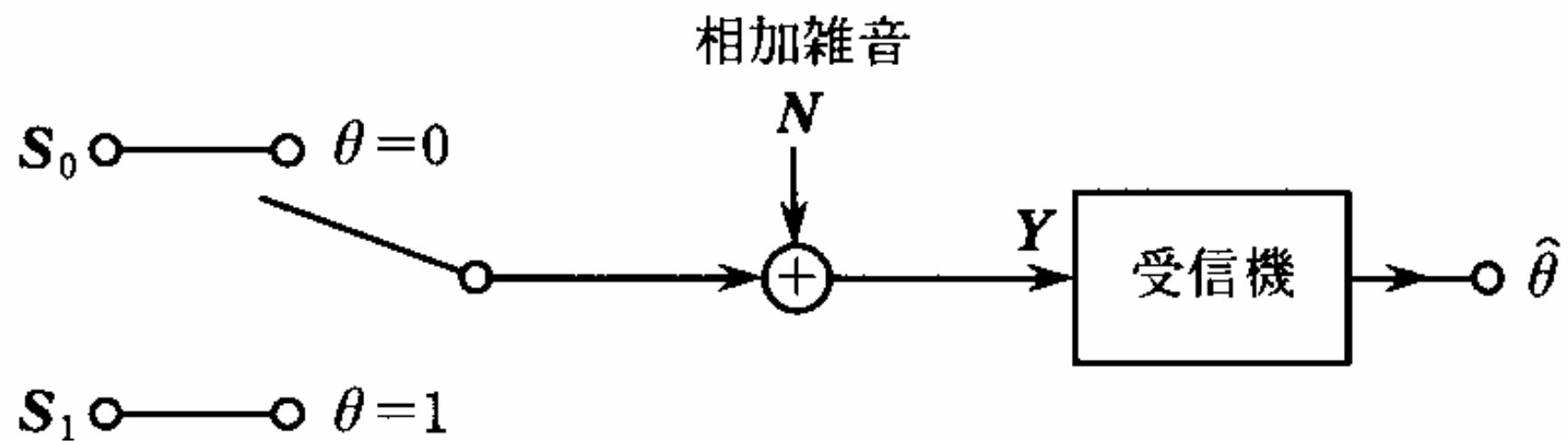


図 9.2 通信系モデル

受信ベクトル

$$Y = S_{\theta} + N$$

統計的決定法

$$\lambda(\mathbf{Y}) = \frac{P(\theta=1 | \mathbf{Y})}{P(\theta=0 | \mathbf{Y})}$$

事後確率最大原理

$$= \frac{\frac{P(\theta=1) p(\mathbf{Y} | \theta=1)}{p(\mathbf{Y})}}{\frac{P(\theta=0) p(\mathbf{Y} | \theta=0)}{p(\mathbf{Y})}}$$

クラス生起確率が等しいとき

$$= \frac{p(\mathbf{Y} | \theta=1)}{p(\mathbf{Y} | \theta=0)}$$

ゆうど
尤度比検定

決定規則

$$\begin{cases} \lambda \geq 1 \text{ ならば } \hat{\theta} = 1, \\ \lambda < 1 \text{ ならば } \hat{\theta} = 0 \end{cases}$$

正規雑音を仮定

$$p(\mathbf{N}) = \frac{1}{\sqrt{|2\pi\mathbf{\Sigma}|}} \exp\left\{-\frac{1}{2} \mathbf{N}\mathbf{\Sigma}^{-1}\mathbf{N}^T\right\}$$

$\mathbf{N}$ より, $\mathbf{Y}$ の条件付き確率密度関数は

$$p(\mathbf{Y} | \theta) = |2\pi\mathbf{\Sigma}|^{-1/2} \exp\left\{-\frac{1}{2} (\mathbf{Y} - \mathbf{S}_\theta) \mathbf{\Sigma}^{-1} (\mathbf{Y} - \mathbf{S}_\theta)^T\right\}$$

尤度比

$$\begin{aligned} \lambda(\mathbf{Y}) &= \frac{p(\mathbf{Y} | \theta=1)}{p(\mathbf{Y} | \theta=0)} \\ &= \exp\left\{-\frac{1}{2} [(\mathbf{Y} - \mathbf{S}_1) \mathbf{\Sigma}^{-1} (\mathbf{Y} - \mathbf{S}_1)^T - (\mathbf{Y} - \mathbf{S}_0) \mathbf{\Sigma}^{-1} (\mathbf{Y} - \mathbf{S}_0)^T]\right\} \end{aligned}$$

$\Sigma = \sigma^2 \mathbf{I}$ のとき

$$\lambda(\mathbf{Y}) = \exp \left[-\frac{1}{2\sigma^2} \{ (\mathbf{Y} - \mathbf{S})(\mathbf{Y} - \mathbf{S})^T - \mathbf{Y}\mathbf{Y}^T \} \right]$$

距離による識別

$$\begin{cases} \mathbf{Y}\mathbf{Y}^T \geq (\mathbf{Y} - \mathbf{S})(\mathbf{Y} - \mathbf{S})^T \text{ ならば } \hat{\theta} = 1, \\ \mathbf{Y}\mathbf{Y}^T < (\mathbf{Y} - \mathbf{S})(\mathbf{Y} - \mathbf{S})^T \text{ ならば } \hat{\theta} = 0, \end{cases}$$

相関による識別

$$\begin{cases} \mathbf{Y}\mathbf{S}^T \geq \frac{1}{2} \mathbf{S}\mathbf{S}^T \text{ ならば } \hat{\theta} = 1, \\ \mathbf{Y}\mathbf{S}^T < \frac{1}{2} \mathbf{S}\mathbf{S}^T \text{ ならば } \hat{\theta} = 0 \end{cases}$$

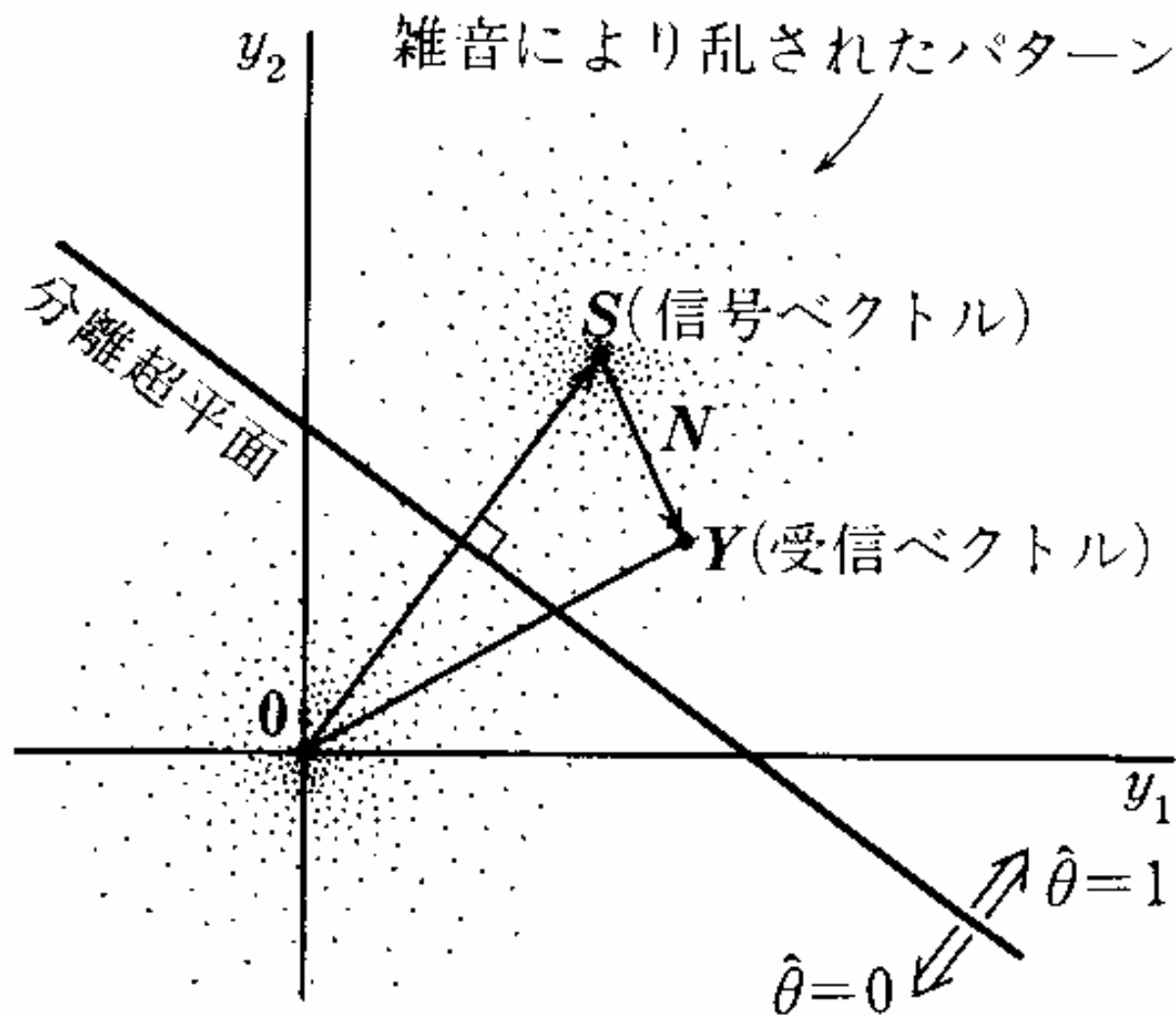


図 9.3 分離超平面 ($n=2$)

一般の場合

$$\begin{aligned}\lambda(\mathbf{Y}) &= \exp \left[-\frac{1}{2} \{ (\mathbf{Y} - \mathbf{S}) \boldsymbol{\Sigma}^{-1} (\mathbf{Y} - \mathbf{S})^T - \mathbf{Y} \boldsymbol{\Sigma}^{-1} \mathbf{Y}^T \} \right] \\ &= \exp \left[-\frac{1}{2} (\mathbf{Y} \boldsymbol{\Sigma}^{-1} \mathbf{Y}^T - 2 \mathbf{Y} \boldsymbol{\Sigma}^{-1} \mathbf{S}^T + \mathbf{S} \boldsymbol{\Sigma}^{-1} \mathbf{S}^T - \mathbf{Y} \boldsymbol{\Sigma}^{-1} \mathbf{Y}) \right] \\ &= \exp \left(\mathbf{Y} \boldsymbol{\Sigma}^{-1} \mathbf{S}^T - \frac{1}{2} \mathbf{S} \boldsymbol{\Sigma}^{-1} \mathbf{S}^T \right)\end{aligned}$$

これと 1 との大小を比較することから、決定規則はつぎのようになる。

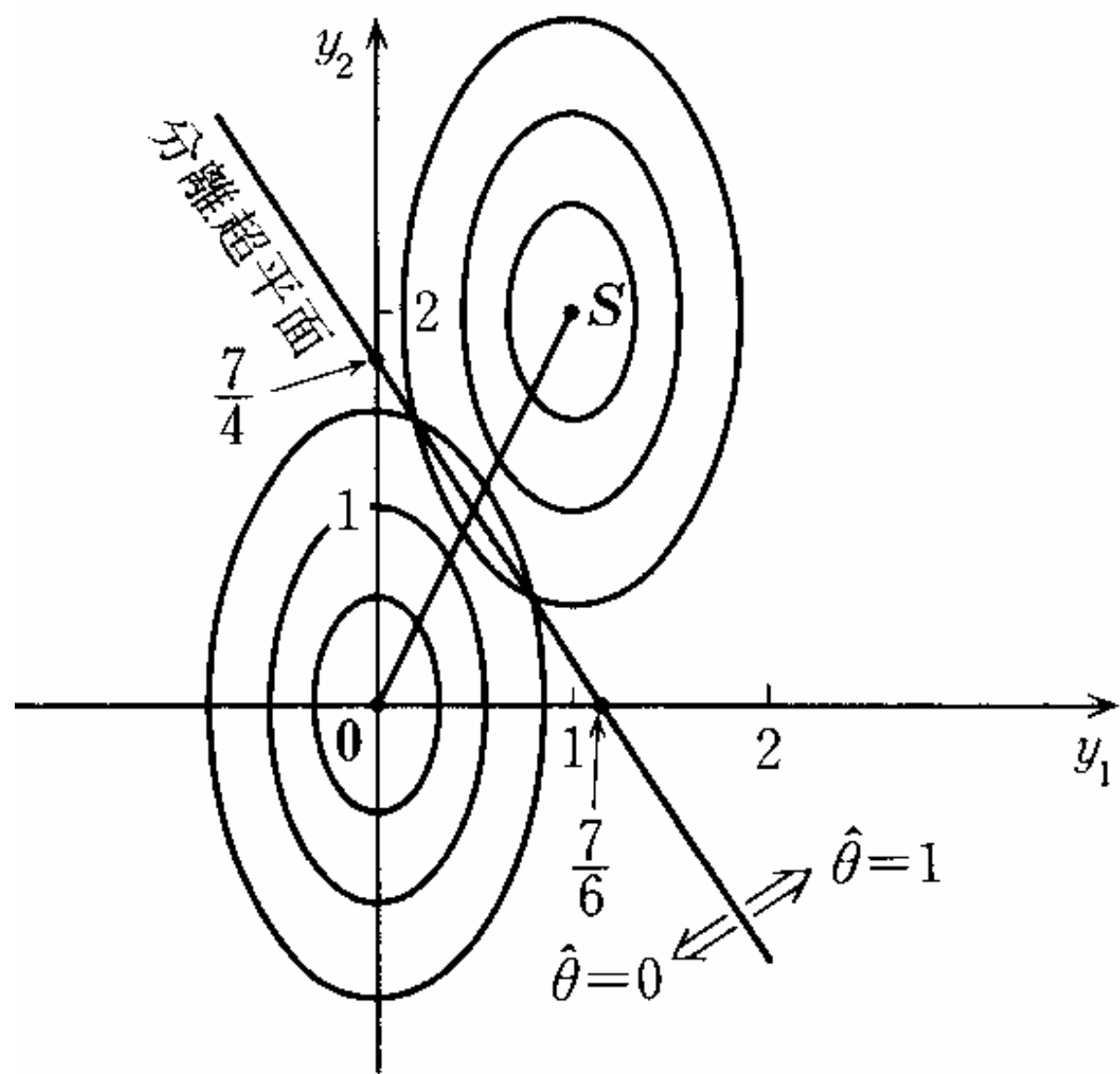
$$\begin{cases} \mathbf{Y} \boldsymbol{\Sigma}^{-1} \mathbf{S}^T \geq \frac{1}{2} \mathbf{S} \boldsymbol{\Sigma}^{-1} \mathbf{S}^T \text{ ならば, } \hat{\theta} = 1, \\ \mathbf{Y} \boldsymbol{\Sigma}^{-1} \mathbf{S}^T < \frac{1}{2} \mathbf{S} \boldsymbol{\Sigma}^{-1} \mathbf{S}^T \text{ ならば, } \hat{\theta} = 0. \end{cases}$$

例 $\mathbf{S} = [1 \ 2], \quad \mathbf{\Sigma} = \begin{bmatrix} \frac{1}{3} & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$ のとき

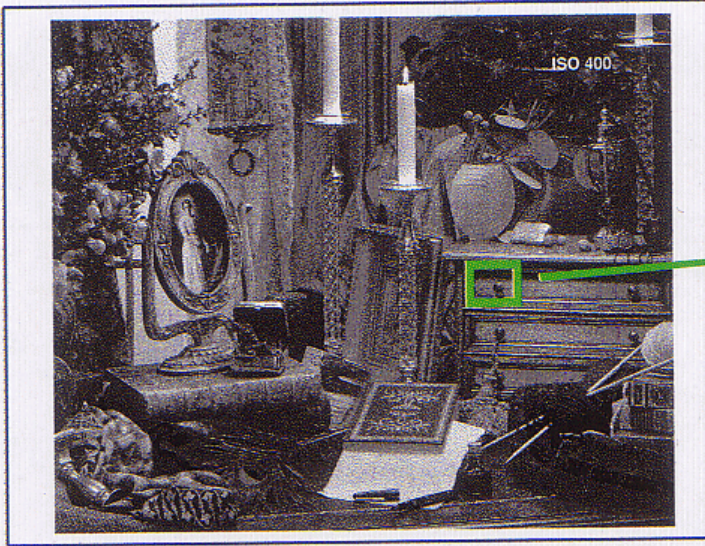
$$\mathbf{\Sigma}^{-1} \mathbf{S}^T = \begin{bmatrix} 3 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ 2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 3 \\ 2 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{S} \mathbf{\Sigma}^{-1} \mathbf{S}^T = [1 \ 2] \begin{bmatrix} 3 \\ 2 \end{bmatrix} = 7$$

ここで, $\mathbf{Y} = [y_1 \ y_2]$ とおくと, 識別関数は

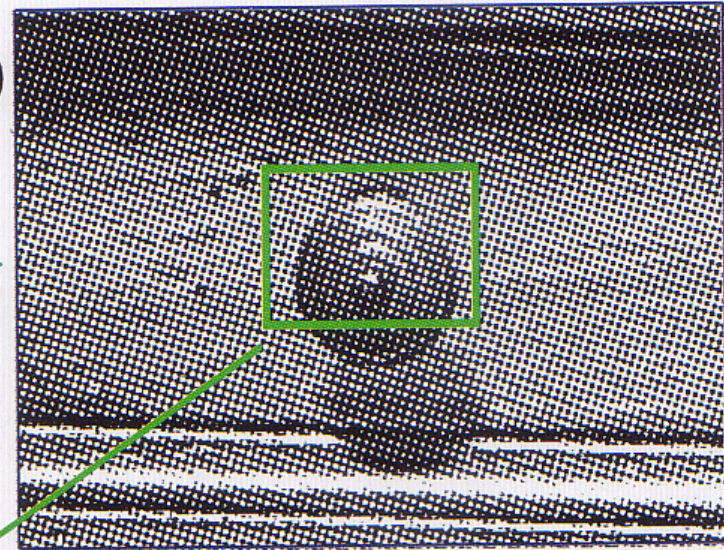
$$[y_1 \ y_2] \begin{bmatrix} 3 \\ 2 \end{bmatrix} - \frac{7}{2} = 3y_1 + 2y_2 - \frac{7}{2}.$$



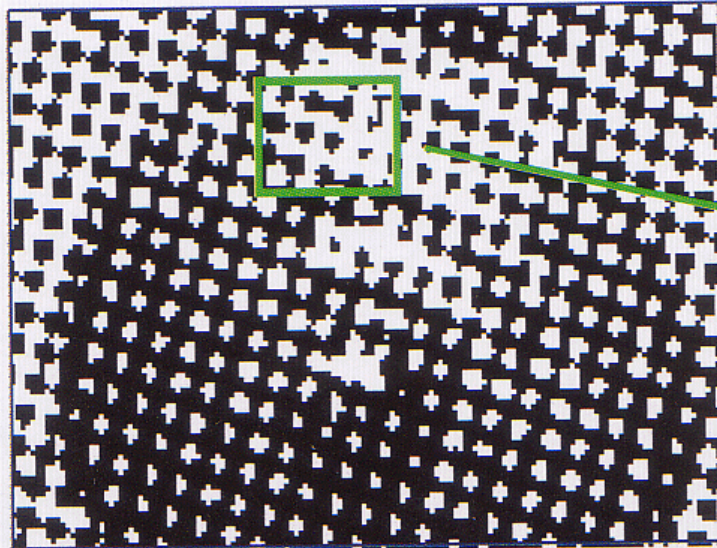
(1)



(2)



(3)



(4)

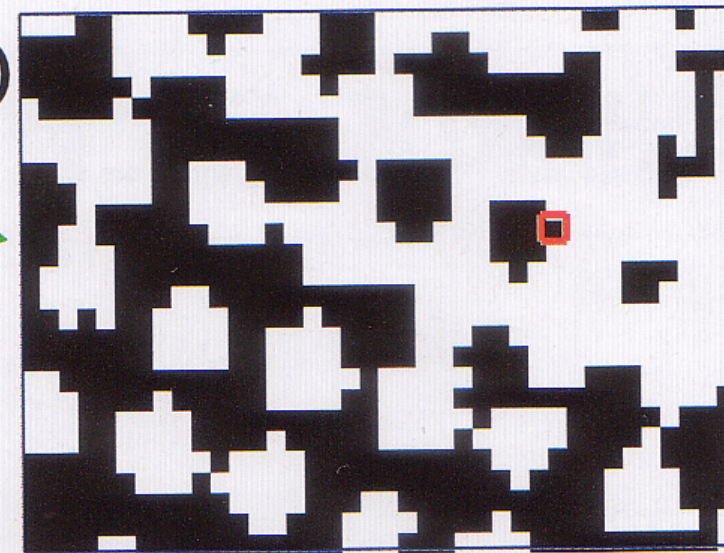
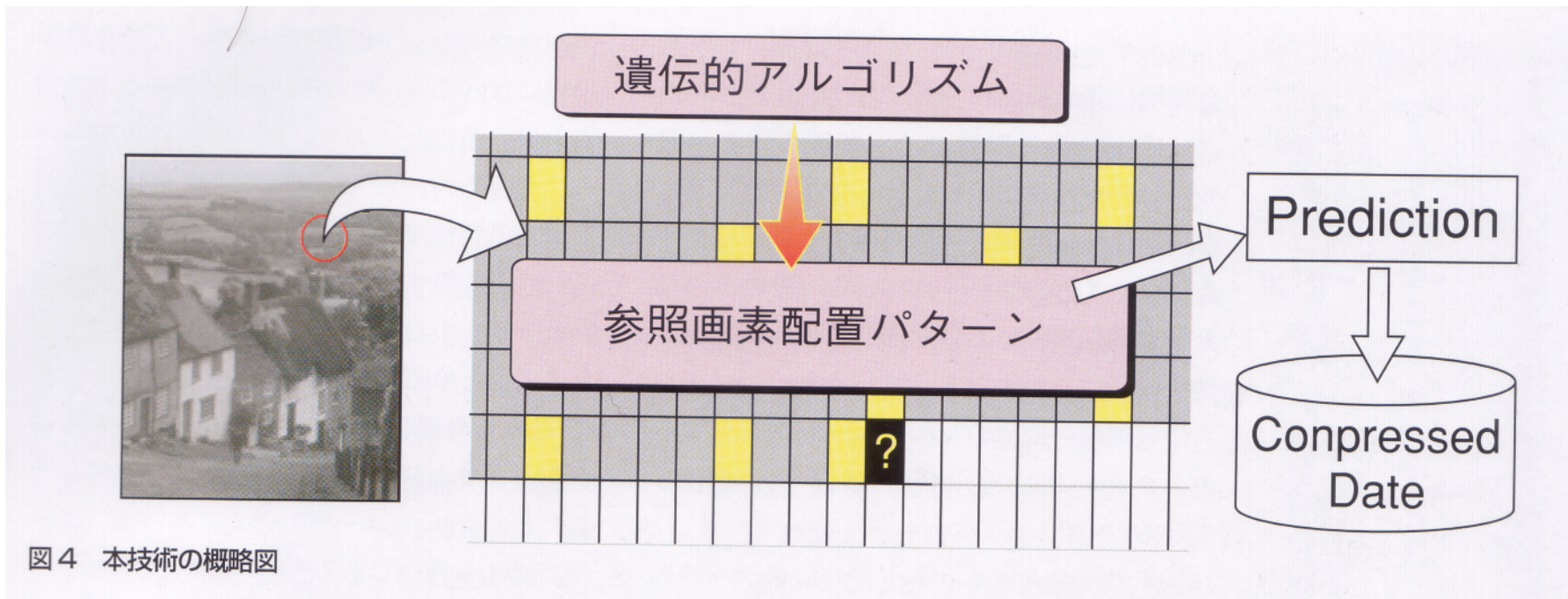


図 2

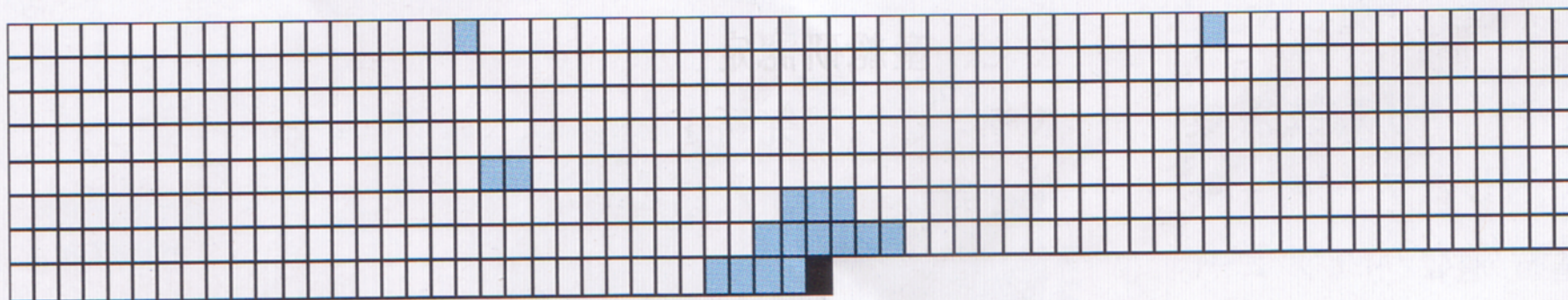
印刷画像

(赤の画素はどこまで周辺画素から予測可能か)

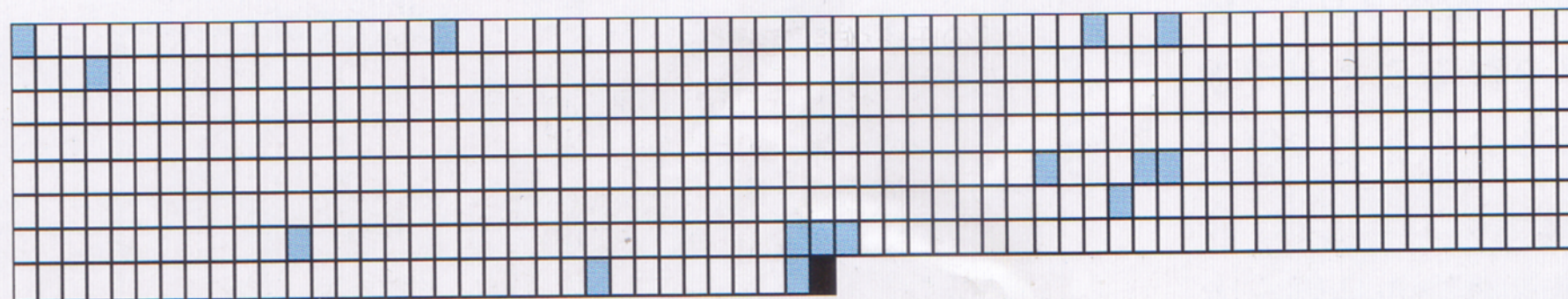


？の画素はどの画素を基に予測すべきか

それを遺伝的アルゴリズムを用いて求める
うまく予測できれば、それだけデータ圧縮可能



(a) 浮動参照画素数が 4 の場合



(b) 浮動参照画素数が 16 の場合

図 3 2400dpi の印刷画像サンプルに対して最適化された参照画素位置



(a) 入力の低解像度の画像 (26×32)



(b) 出力の高解像度の画像 (96×128)



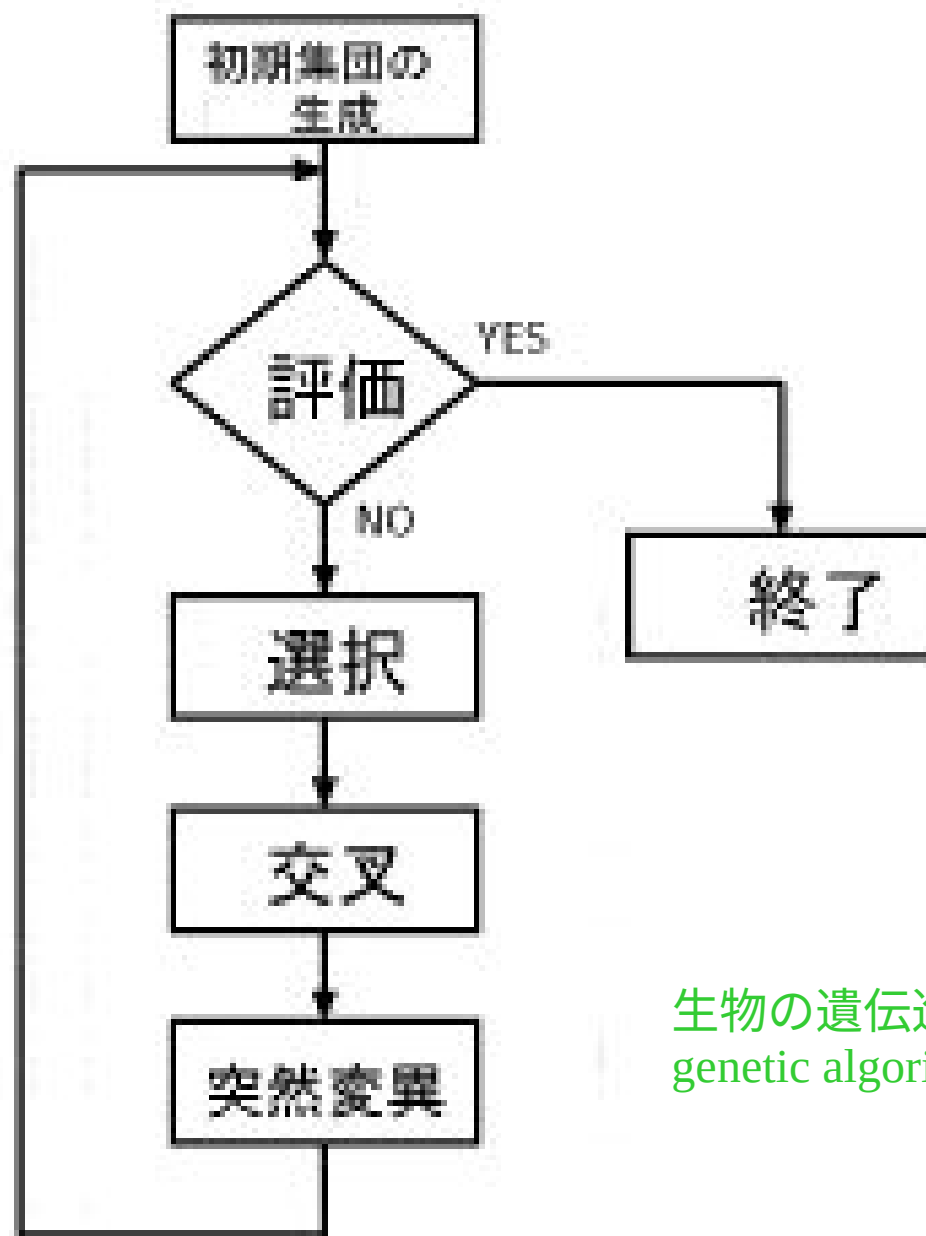
(c) 正解

図-5 画像の統計的性質

低い解像度の画像から高い解像度の画像が作れるか.

統計的性質を利用すれば(a)から(b)を導出可能 (超解像の一種)

GAとは



生物の遺伝進化のプロセスを利用する
genetic algorithm

遺伝的アルゴリズムのフローチャート

遺伝子の変化:進化

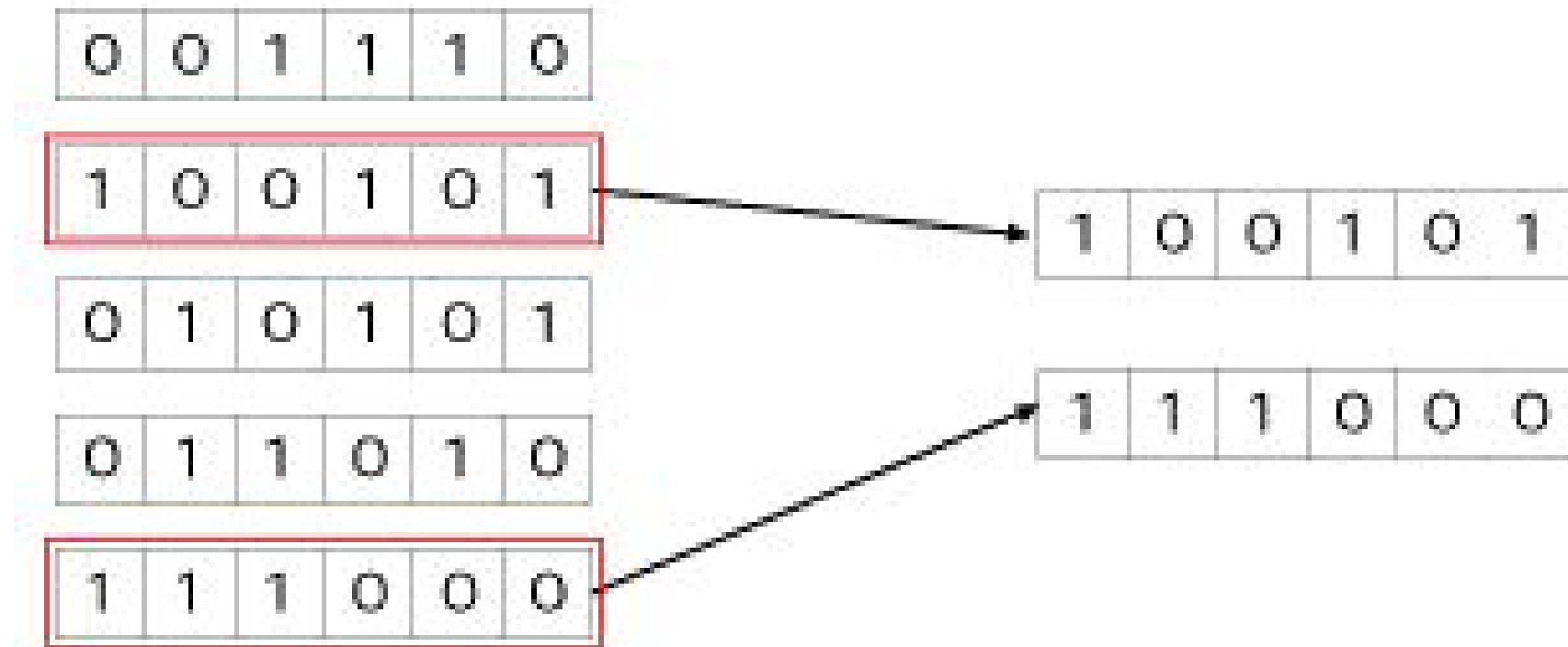


図.4: 選択

GAの1つのプロセス. いいもの (遺伝子) を残す

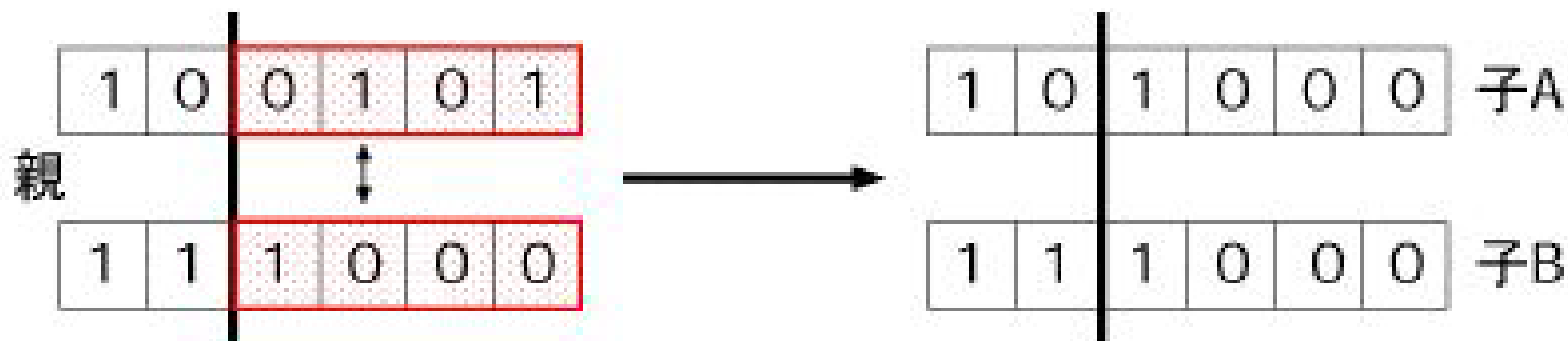


図.5: 1点交叉

遺伝子の一部入れ替え

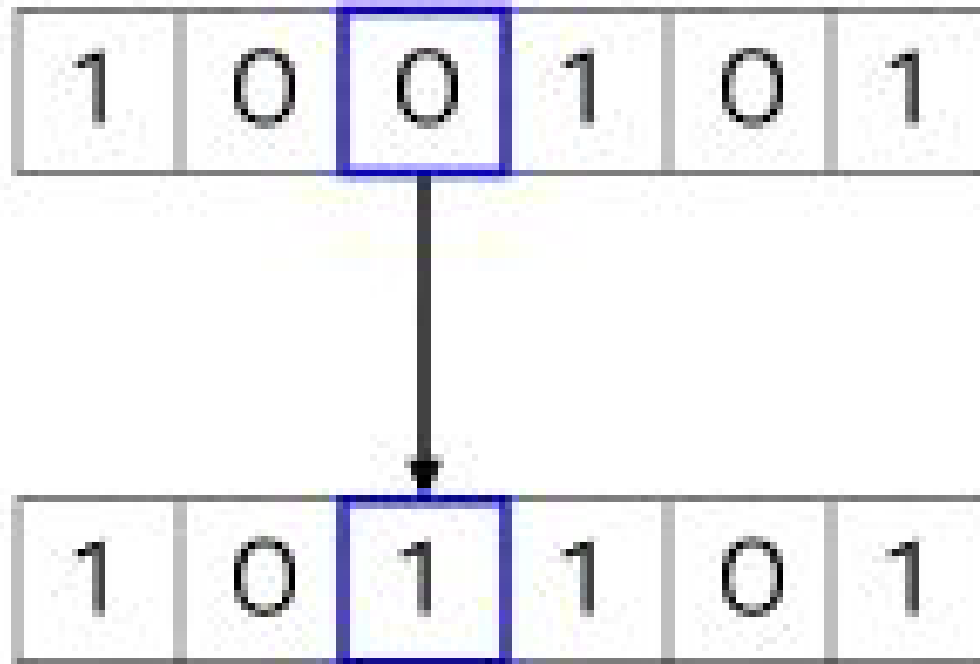


図.7: 突然変異

<http://ipr20.cs.ehime-u.ac.jp/column/ga/>

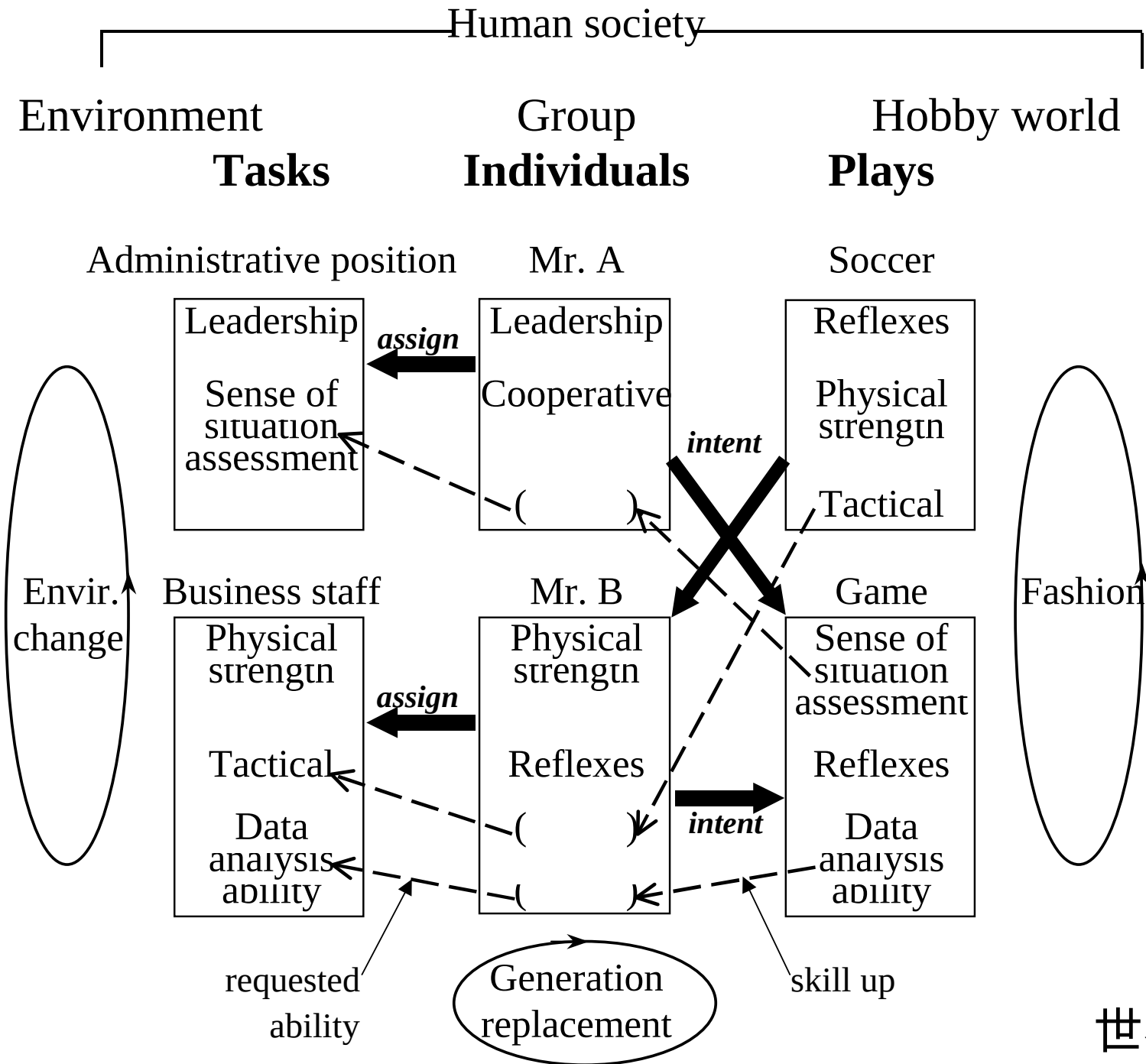
人工生命集団

人はなぜ遊ぶか？

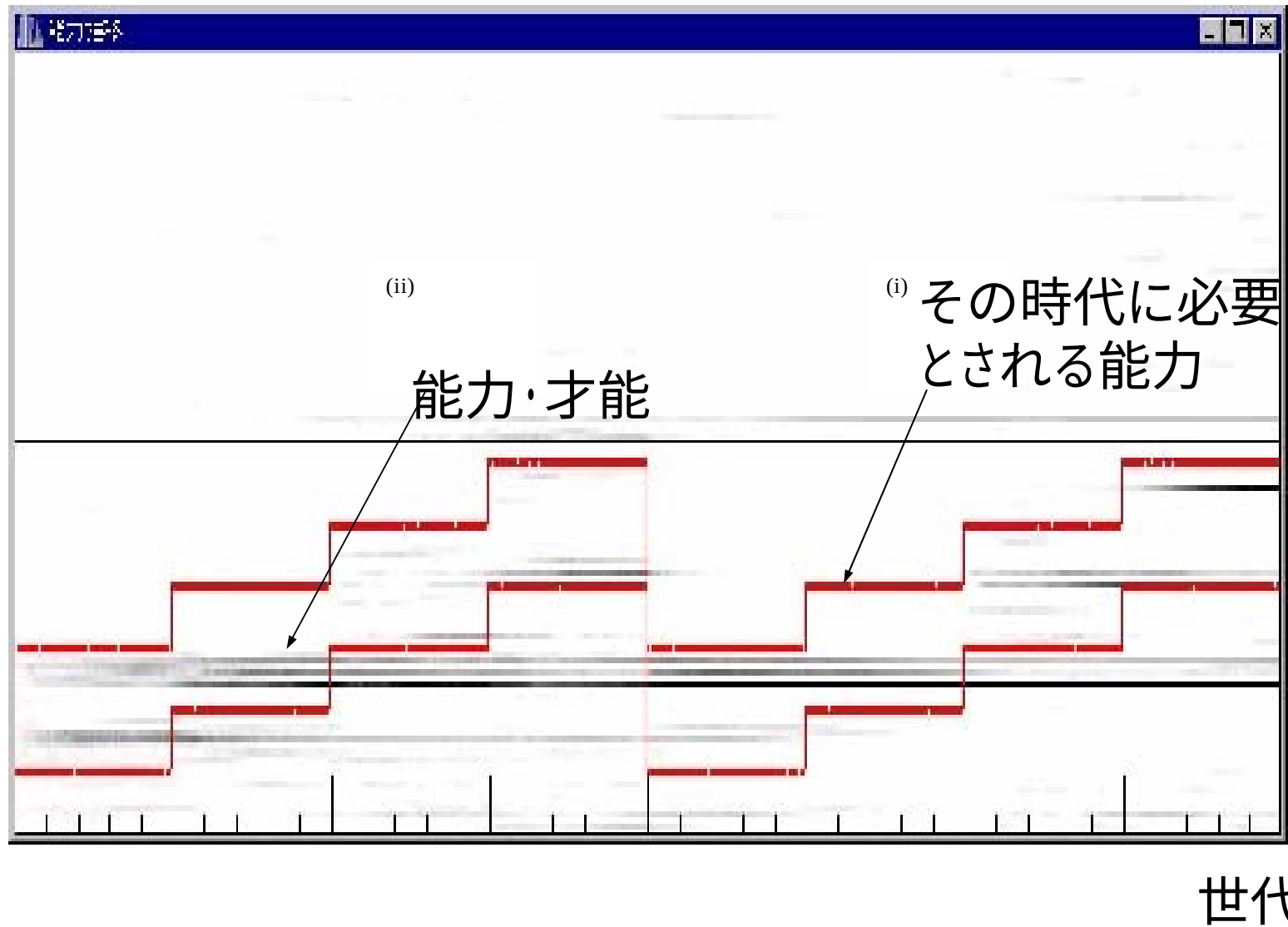
楽しいから
では、なぜ楽しいのか？

生存に必要なものには快樂がある
では、遊びはなぜ生存に都合がいいのか？

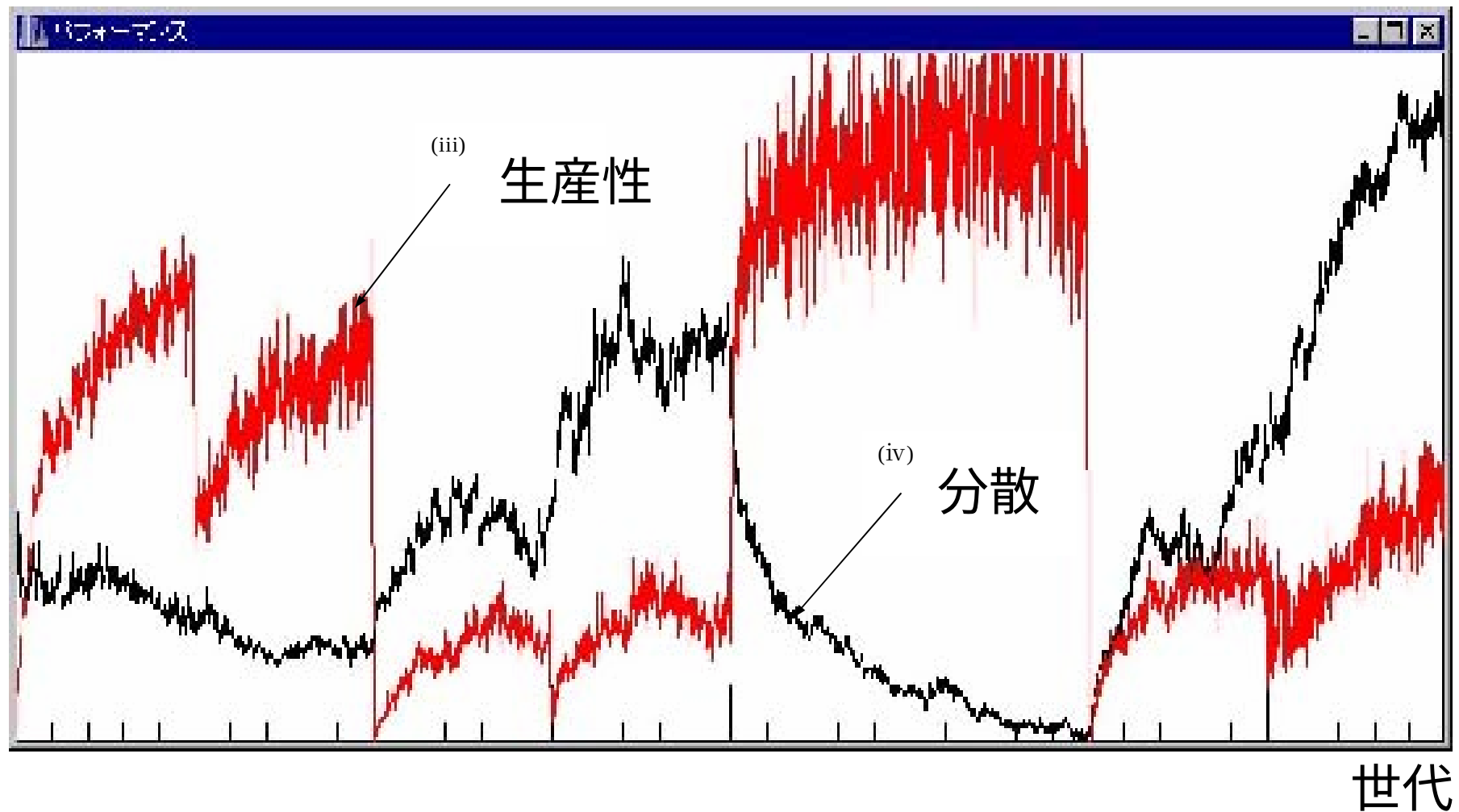
ありは遊ぶか？ 猿は遊ぶ
遊びは高度な知的活動である



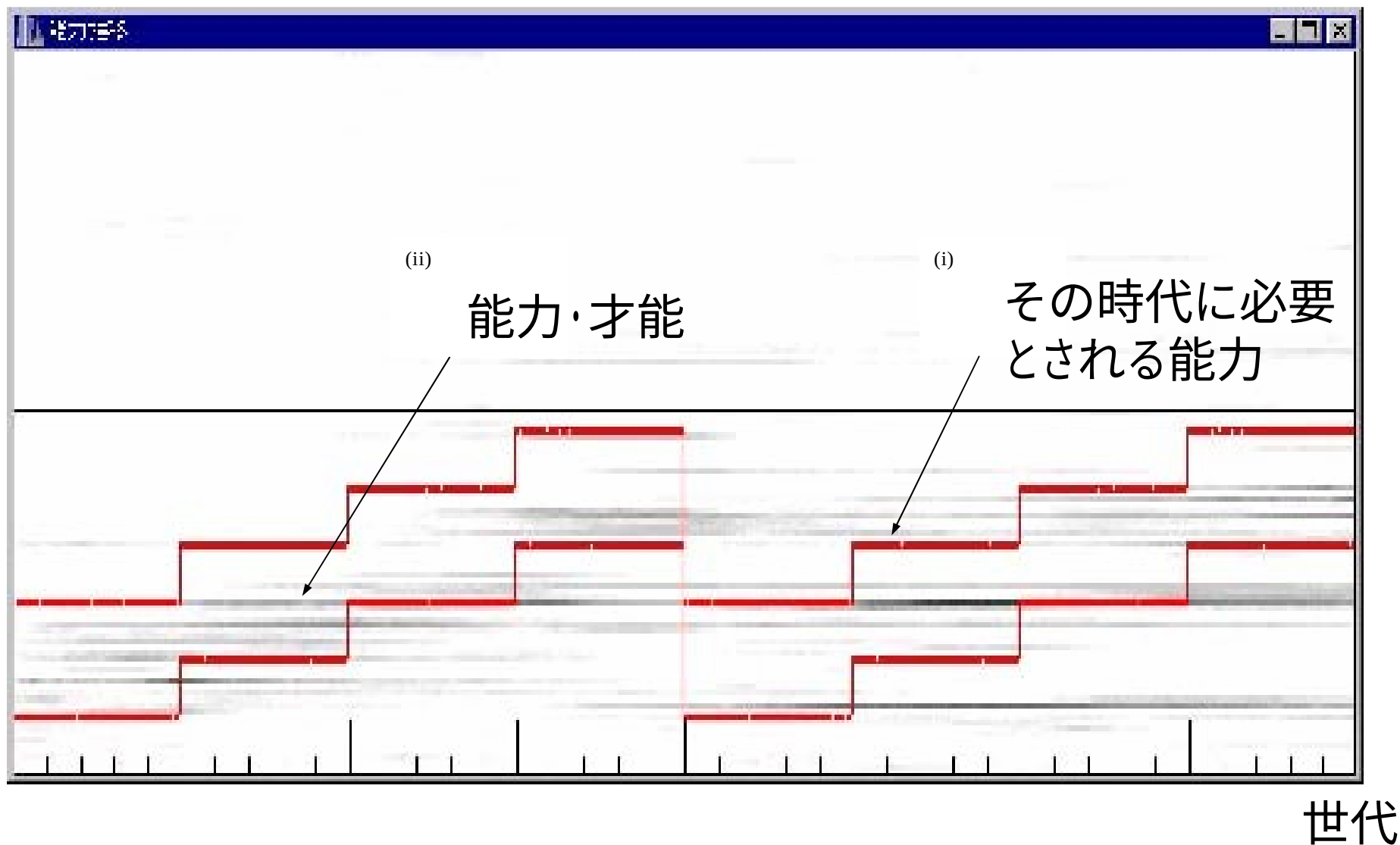
世界モデル



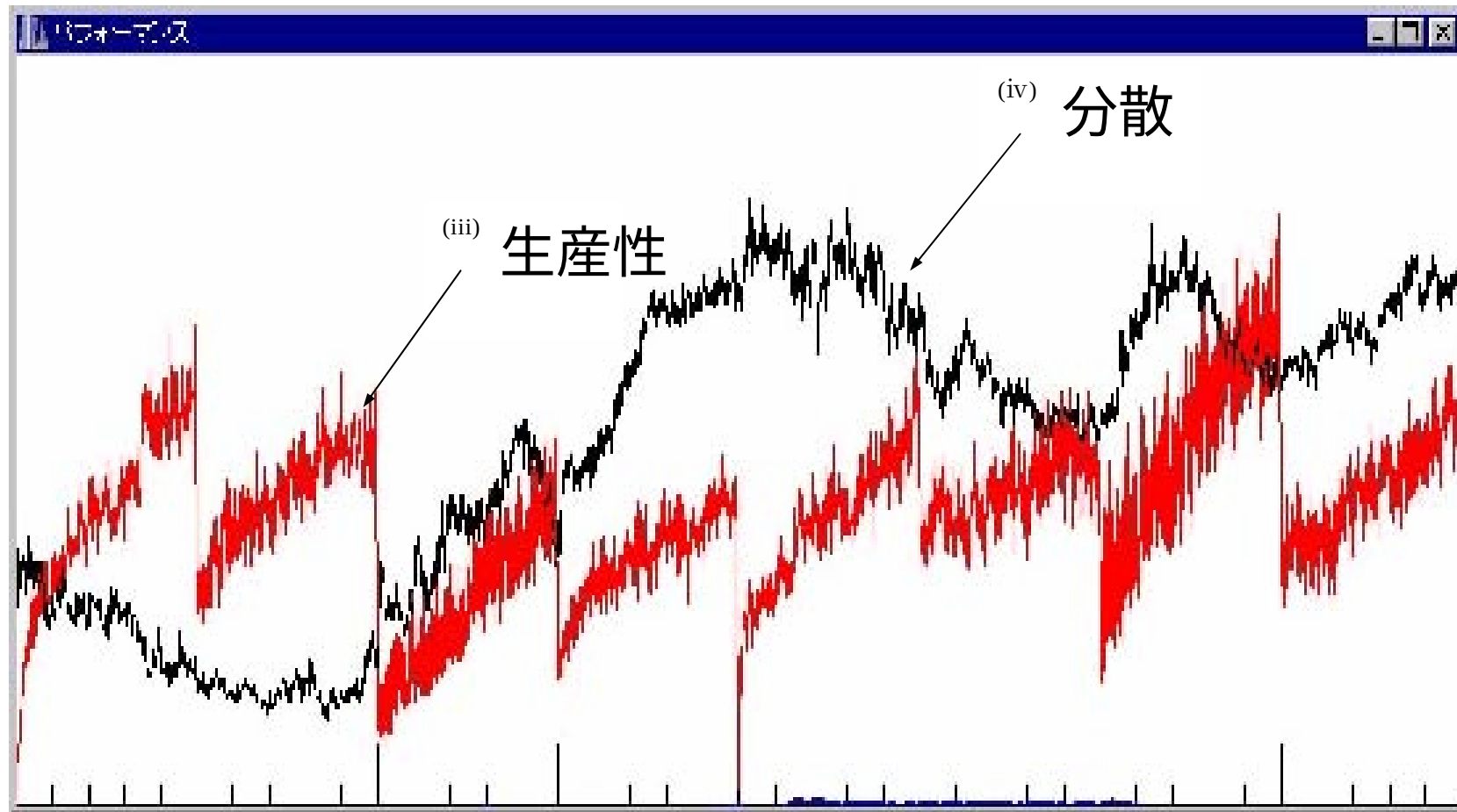
単純な遊びしかない世界の集団能力スペクトル
ースペクトルのばらつき小



単純な遊びしかない世界の集団能力スペクトルの分散と生産性 — 変動大

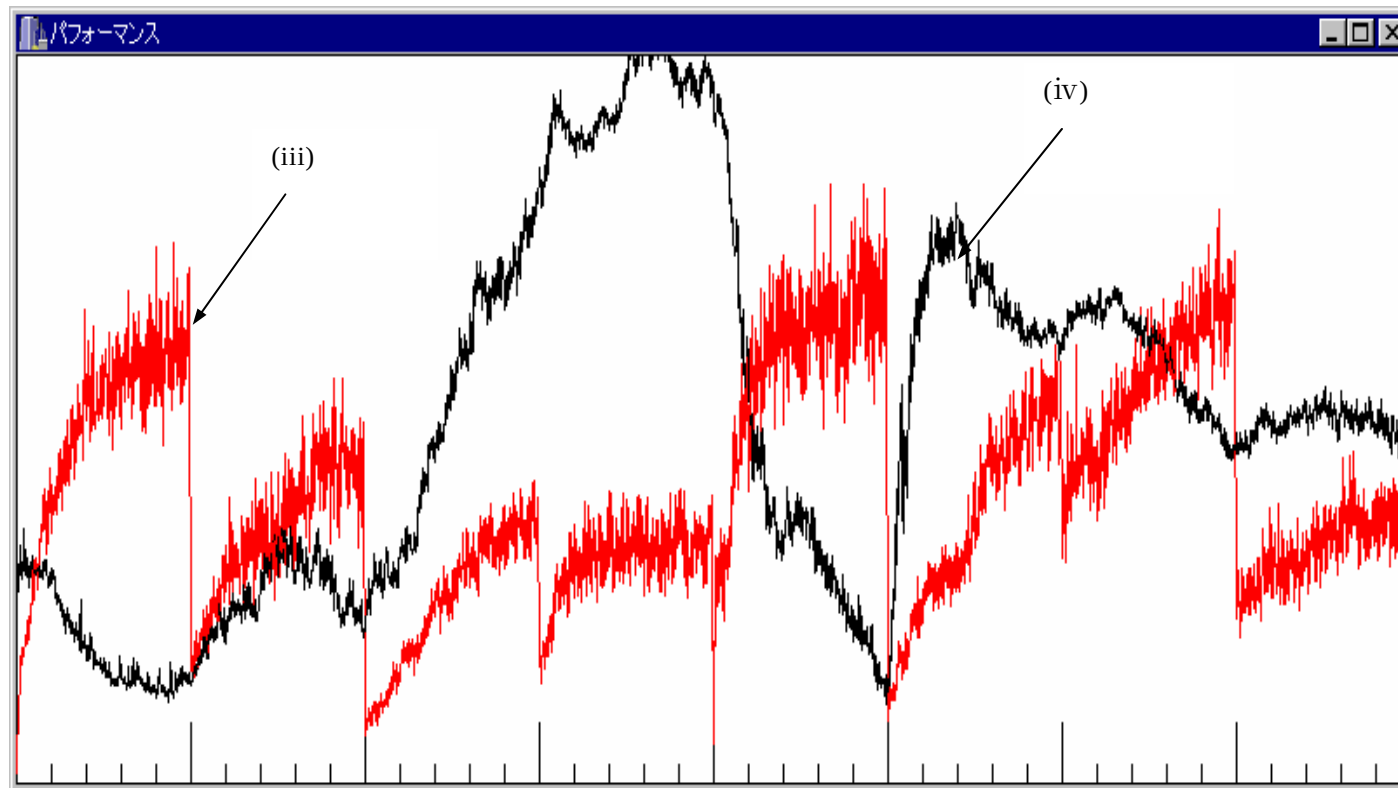


複雑な遊びのある世界の集団能力スペクトル
ー スペクトルのばらつき大



世代

複雑な遊びのある世界の集団能力スペクトルの分散と生産性 — 変動小



複雑な遊びのある世界の集団能力スペクトルの分散と生産性 (2)

遊び，世界モデル
個体個々の役割 全体と個（の調和）
種としての多様性（個性） 余裕の必要性

個性，variation，こだわり
俊足，選球眼
超音波が聞こえる
1年以上水だけで生きる（インド）
神業放射線科医

知的機能に関してはさらに個性大きい