

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ



بینایی کامپیوتری

درس ۱۱

بازشناسی اشیا

Object Recognition

کاظم فولادی
دانشکده مهندسی، پردیس فارابی
دانشگاه تهران

<http://courses.fouladi.ir/vision>

بازشناسی اشیا

OBJECT RECOGNITION

بازشناسی اشیا: بازشناسی نواحی مجرای تصویر

ناحیه‌ی مجزایی از تصویر

شیئی
Object

بازشناسی اشیا

۱

الگوها
و
طبقه‌های
الگو

الگوها و طبقه‌های الگو

PATTERNS AND PATTERN CLASSES

الگو <i>Pattern</i>	الگو یک پدیده‌ی دارای نظم است. (مفهومی ذهنی، معمولاً دارای یک نام)
ویژگی <i>Feature</i>	توصیف‌گر الگو
طبقه‌ی الگو <i>Pattern Class</i>	خانواده‌ای از الگوها که در تعدادی خصوصیت مشترک هستند
بازشناسی الگو <i>Pattern Recognition</i>	نسبت‌دهی الگوها به طبقه‌های متناظر با آنها
طبقه‌بندی <i>Classification</i>	خوشه‌بندی <i>Clustering</i>
بازشناسی با هدف دسته‌بندی الگوها در طبقه‌های از پیش معلوم	بازشناسی با هدف دسته‌بندی الگوها در خوشه‌های از پیش نامعلوم (اما معیار شباهت معلوم)

بازشناسی الگو

روی کردها

روی کرد ساختاری
Structural Approach

روی کرد آماری
Statistical Approach

روی کرد نظریه تصمیمی
Decision-Theoretic Approach

روی کرد عصبی
Neural Approach

چیدمان الگوها

PATTERN ARRANGEMENTS

چیدمان الگوها <i>Pattern Arrangements</i>			
گراف <i>Graph</i>	درخت <i>Tree</i>	رشته <i>String</i>	بردار <i>Vector</i>
برای توصیف‌های ساختاری		برای توصیف‌های کمی	

بردار ویژگی

FEATURE VECTOR

$$\mathbf{x} = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{bmatrix}$$

x_i توصیف گر i ام برای الگو
 n تعداد کل توصیف گر ها

$$\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$$

مسئله‌ی طبقه‌بندی الگو

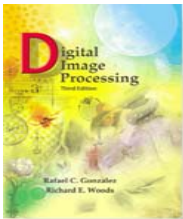
PATTERN CLASSIFICATION

$$\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_W$$

W تعداد طبقه‌های الگو است.

طبقه‌های الگو
Pattern Classes

X متعلق به کدام طبقه است؟



Digital Image Processing, 3rd ed.

Gonzalez & Woods

www.ImageProcessingPlace.com

Chapter 12 Object Recognition

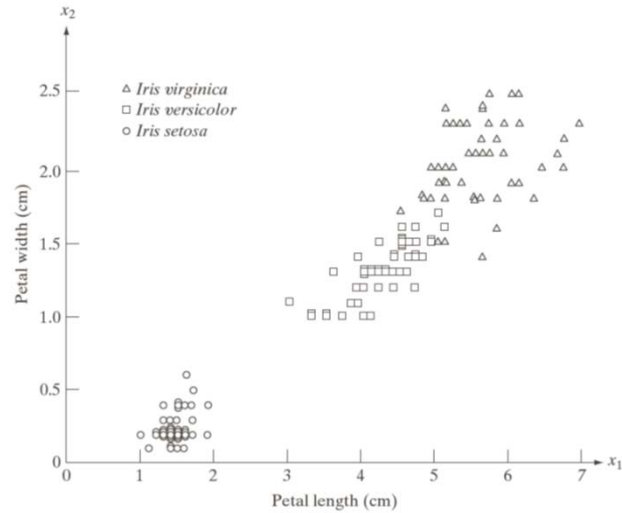
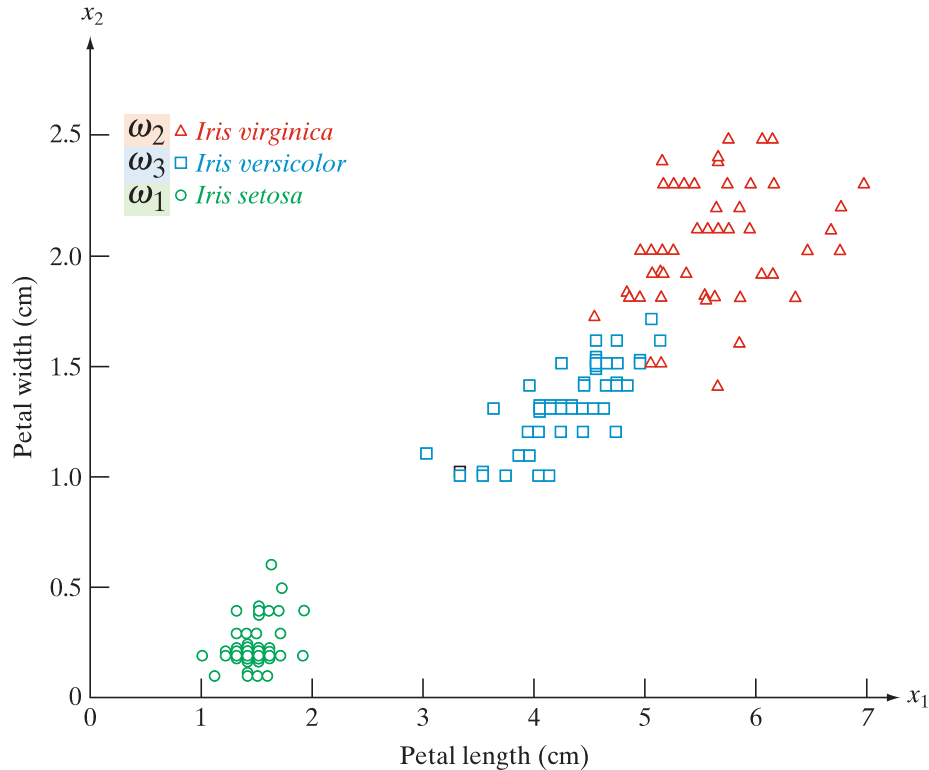


FIGURE 12.1
Three types of iris
flowers described by
two
measurements.

مسئله‌ی طبقه‌بندی الگو

مثال: مسئله‌ی بازشناسی سه نوع گل سوسن (بازنمایی با بردار ویژگی)

PATTERN CLASSIFICATION



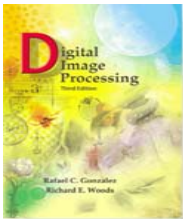
بردار ویژگی:

$$\mathbf{x} = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix}$$

طول گلبرگ
عرض گلبرگ

طبقه‌ها الگو:

$$\omega_1 \quad \omega_2 \quad \omega_3$$

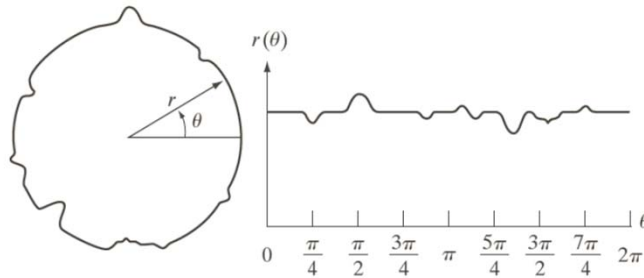


Digital Image Processing, 3rd ed.

Gonzalez & Woods

www.ImageProcessingPlace.com

Chapter 12 Object Recognition



a b

FIGURE 12.2

A noisy object and its corresponding signature.

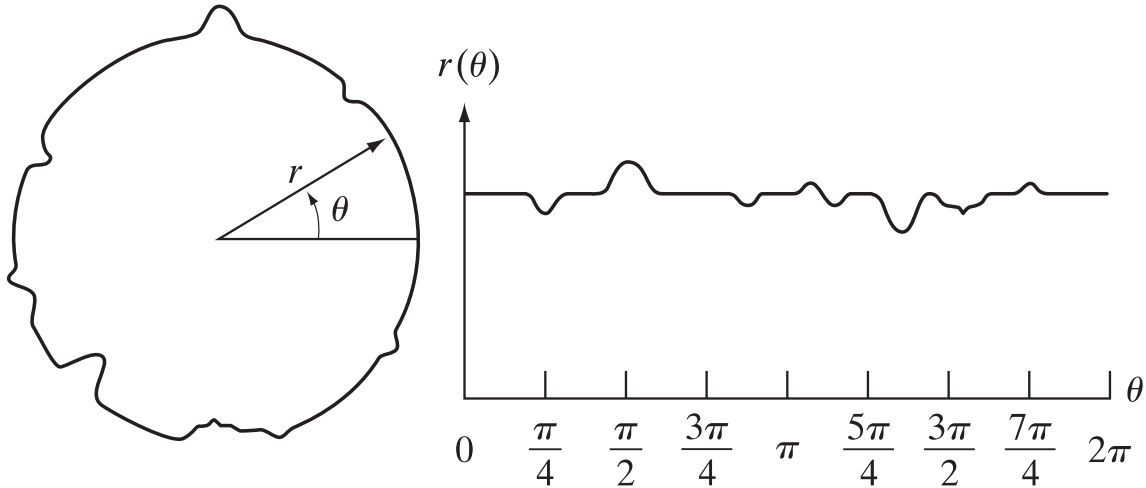
مسئله طبقه بندی الگو

مثال: تولید بردار ویژگی

PATTERN CLASSIFICATION

امضا به عنوان ویژگی

یک شیء دارای نویز و امضای متناظر با آن

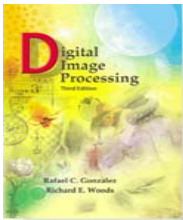


$$\mathbf{x} = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{bmatrix}$$

$$\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_n$$

$$x_1 = r(\theta_1), x_2 = r(\theta_2), \dots, x_n = r(\theta_n)$$

می توان مثلاً از گشتاورهای آماری امضا به عنوان ویژگی استفاده کرد و ...

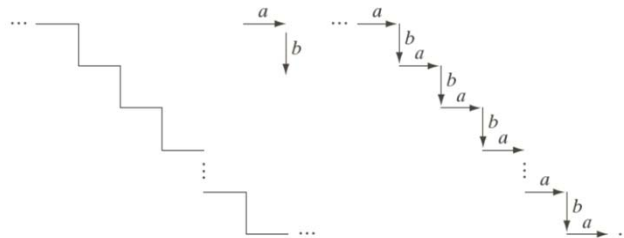


Digital Image Processing, 3rd ed.

Gonzalez & Woods

www.ImageProcessingPlace.com

Chapter 12 Object Recognition



a b

FIGURE 12.3

(a) Staircase structure.

(b) Structure coded in terms of the primitives a and b to yield the string description $\dots ababab \dots$.

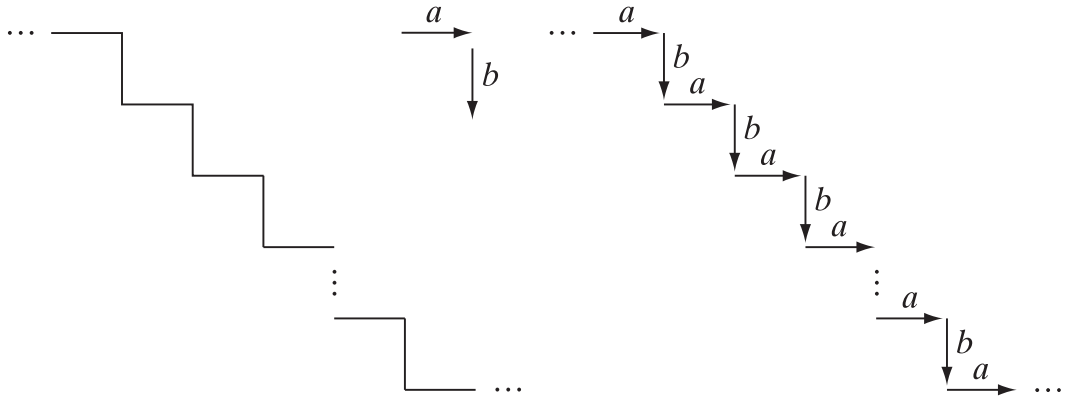
مسئله طبقه بندی الگو

مثال: تولید رشته ویژگی

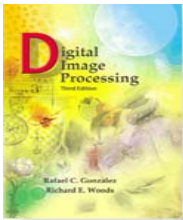
PATTERN CLASSIFICATION

a b

(a) Staircase structure.
 (b) Structure coded in terms of the primitives a and b to yield the string description $\dots ababab \dots$



$$w = \dots abababab \dots$$



Digital Image Processing, 3rd ed.

Gonzalez & Woods

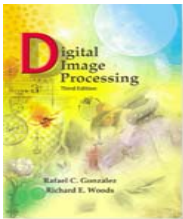
www.ImageProcessingPlace.com

Chapter 12 Object Recognition



FIGURE 12.4

Satellite image of a heavily built downtown area (Washington, D.C.) and surrounding residential areas. (Courtesy of NASA.)



Digital Image Processing, 3rd ed.

Gonzalez & Woods

www.ImageProcessingPlace.com

Chapter 12 Object Recognition

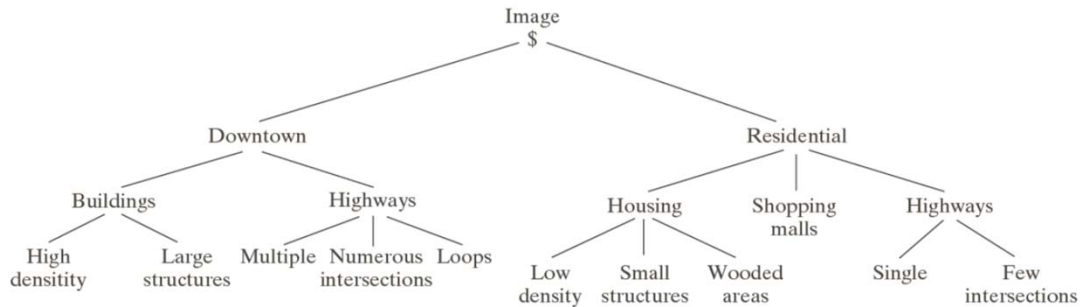
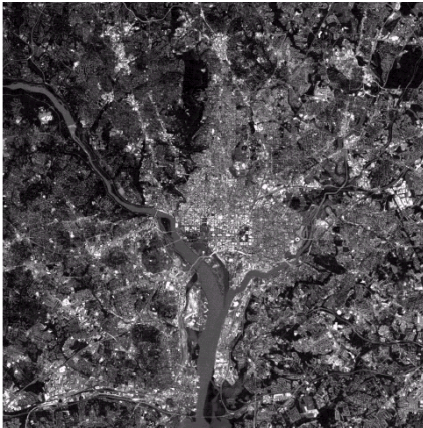


FIGURE 12.5 A tree description of the image in Fig. 12.4.

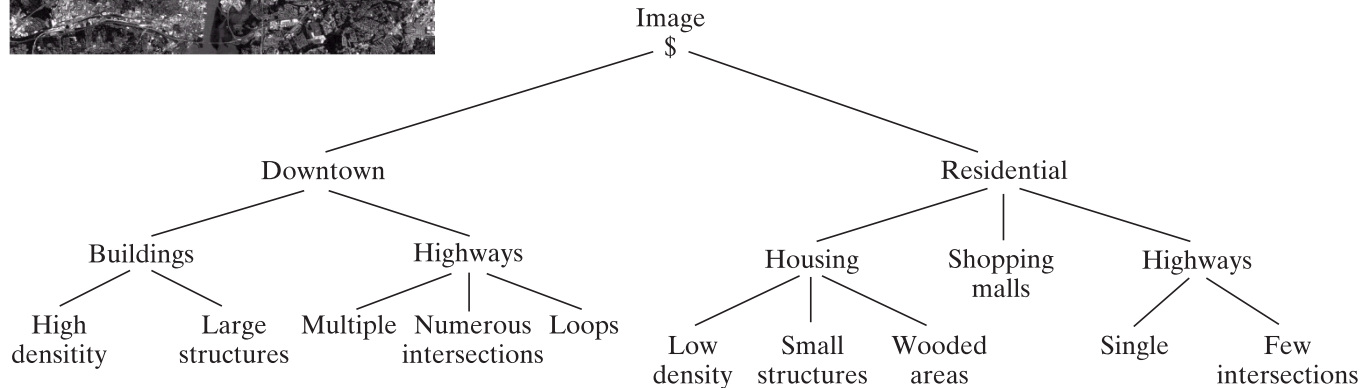
مسئله‌ی طبقه‌بندی الگو

مثال: تولید درخت ویژگی

PATTERN CLASSIFICATION



Satellite image of a heavily built downtown area (Washington, D.C.) and surrounding residential areas.



۲

بازشناسی بر اساس روش‌های نظریه- تصمیمی

بازشناسی مبتنی بر روش‌های نظریه-تصمیمی

RECOGNITION BASED ON DECISION-THEORETIC METHODS

رویکردهای نظریه-تصمیمی به بازشناسی، بر استفاده از توابع تصمیم (تفکیک) مبتنی هستند.

فرض می‌کنیم

$$\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$$

یک بردار ویژگی الگوی n -بعدی را بازنمایی کند.

مسئله‌ی پایه در بازشناسی الگوی نظریه-تصمیمی برای W طبقه‌ی الگوی

$$\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_W$$

یافتن W تابع تصمیم

$$d_1(\mathbf{x}), d_2(\mathbf{x}), \dots, d_W(\mathbf{x})$$

با این ویژگی است که اگر الگوی $\mathbf{x}$ متعلق به طبقه‌ی ω_i باشد، آنگاه

$$d_i(\mathbf{x}) > d_j(\mathbf{x}) \quad j = 1, 2, \dots, W; j \neq i$$

$$d_1(\mathbf{x}), d_2(\mathbf{x}), \dots, d_W(\mathbf{x})$$

تابع‌های تصمیم (تفکیک)

Decision (Discriminant) Functions

بازشناسی مبتنی بر روش‌های نظریه-تصمیمی

مرز تصمیم

RECOGNITION BASED ON DECISION-THEORETIC METHODS

مرز تصمیم

Decision Boundary

مرز تصمیم، طبقه‌ی ω_i را از طبقه‌ی ω_j بر اساس مقادیر $\mathbf{x}$ جداسازی می‌کند.

$$d_i(\mathbf{x}) = d_j(\mathbf{x})$$

یا

$$d_i(\mathbf{x}) - d_j(\mathbf{x}) = 0$$

در عمل، مرز تصمیم بین دو طبقه توسط یک تابع واحد d_{ij} شناسایی می‌شود:

$$d_{ij}(\mathbf{x}) = d_i(\mathbf{x}) - d_j(\mathbf{x}) = 0.$$

$$\text{الگوی } \mathbf{x} \text{ متعلق به طبقه } \omega_i \quad d_{ij}(\mathbf{x}) > 0$$

$$\text{الگوی } \mathbf{x} \text{ متعلق به طبقه } \omega_j \quad d_{ij}(\mathbf{x}) < 0$$

بازشناسی مبتنی بر روش‌های نظریه-تصمیمی

تطابق

MATCHING

هر طبقه، یک بردار الگوی پروتوتایپ دارد.
در عمل تطابق، هر بردار الگوی نامعلوم، به طبقه‌ای نسبت داده می‌شود که:
تطابق آن با پروتوتایپ آن بیشتر باشد
(نیاز به معیار تطابق)

$$\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_W$$

طبقه‌های الگو
Pattern Classes

$$\mathbf{m}_1, \mathbf{m}_2, \dots, \mathbf{m}_W$$

پروتوتایپ‌ها
Prototypes

بازشناسی مبتنی بر روش‌های نظریه-تصمیمی

تطابق: طبقه‌بندی‌کننده‌ی می‌نیم-فاصله

MATCHING: MINIMUM DISTANCE CLASSIFIER

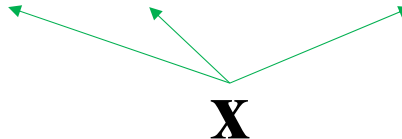
هر طبقه، یک بردار الگوی پروتوتایپ دارد: بردار متوسط الگوهای آن طبقه
در عمل **تطابق**، هر بردار الگوی نامعلوم، به طبقه‌ای نسبت داده می‌شود که:
تطابق آن با پروتوتایپ آن بیشتر باشد: فاصله‌ی آن تا پروتوتایپ می‌نیم باشد.
(نیاز به معیار **تطابق: فاصله**)

$$\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_W$$

طبقه‌های الگو
Pattern Classes

$$\mathbf{m}_1, \mathbf{m}_2, \dots, \mathbf{m}_W$$

پروتوتایپ‌ها
Prototypes



بازشناسی مبتنی بر روش‌های نظریه-تصمیمی

تطابق: طبقه‌بندی‌کننده‌ی می‌نیم-فاصله

MATCHING: MINIMUM DISTANCE CLASSIFIER

پروتوتایپ هر طبقه را به عنوان بردار متوسط الگوهای آن طبقه تعریف می‌کنیم:

$$\mathbf{m}_j = \frac{1}{N_j} \sum_{\mathbf{x} \in \omega_j} \mathbf{x}_j \quad j = 1, 2, \dots, W$$

(N_j تعداد بردارهای الگوی متعلق به طبقه‌ی ω_j است)

بردار نامعلوم $\mathbf{x}$ به طبقه‌ای نسبت داده می‌شود که با پروتوتایپ آن کمترین فاصله را داشته باشد:

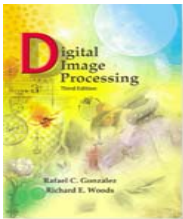
$$D_j(\mathbf{x}) = \|\mathbf{x} - \mathbf{m}_j\| \quad j = 1, 2, \dots, W \quad \|\mathbf{a}\| = (\mathbf{a}^T \mathbf{a})^{1/2}$$

انتخاب کمترین فاصله معادل با محاسبه‌ی توابع تصمیم زیر است (انتساب $\mathbf{x}$ به بزرگ‌ترین d_j):

$$d_j(\mathbf{x}) = \mathbf{x}^T \mathbf{m}_j - \frac{1}{2} \mathbf{m}_j^T \mathbf{m}_j \quad j = 1, 2, \dots, W$$

مرز تصمیم برای تفکیک طبقه‌های ω_i و ω_j :

$$\begin{aligned} d_{ij}(\mathbf{x}) &= d_i(\mathbf{x}) - d_j(\mathbf{x}) \\ &= \mathbf{x}^T (\mathbf{m}_i - \mathbf{m}_j) - \frac{1}{2} (\mathbf{m}_i - \mathbf{m}_j)^T (\mathbf{m}_i + \mathbf{m}_j) = 0 \end{aligned}$$



Chapter 12

Object Recognition

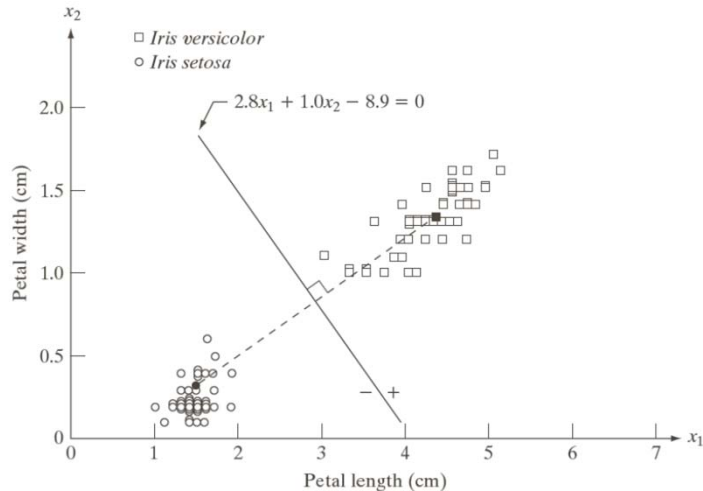


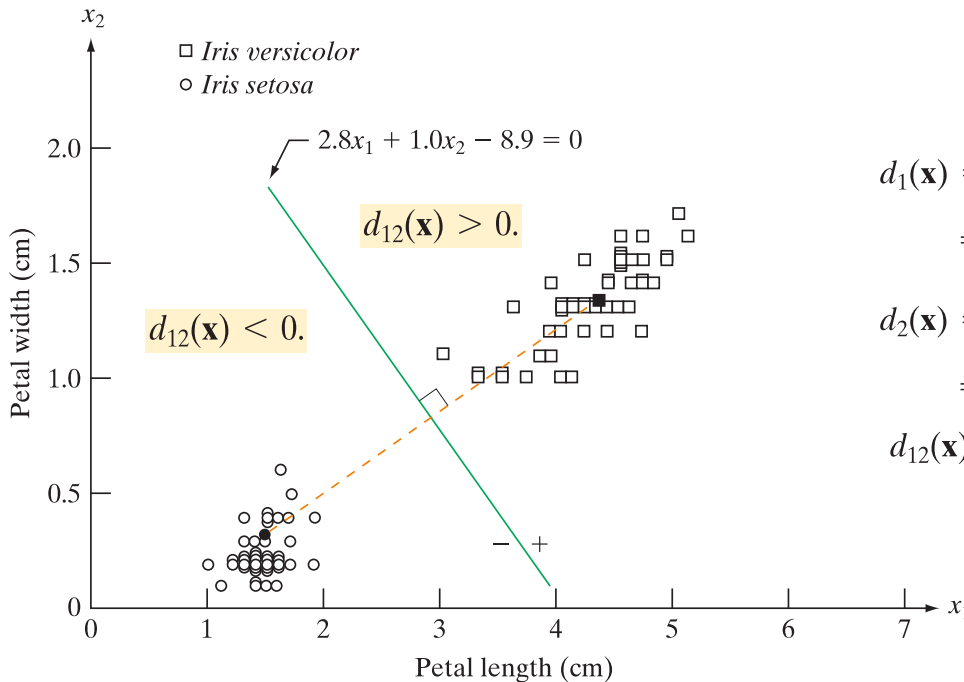
FIGURE 12.6
Decision boundary of minimum distance classifier for the classes of *Iris versicolor* and *Iris setosa*. The dark dot and square are the means.

بازشناسی مبتنی بر روش‌های نظریه-تصمیمی

تطابق: طبقه‌بندی‌کننده‌ی می‌نیم-فاصله: مثال

MATCHING: MINIMUM DISTANCE CLASSIFIER

طبقه‌بندی با دو کلاس



$$\mathbf{m}_1 = (4.3, 1.3)^T$$

$$\mathbf{m}_2 = (1.5, 0.3)^T$$

$$d_1(\mathbf{x}) = \mathbf{x}^T \mathbf{m}_1 - \frac{1}{2} \mathbf{m}_1^T \mathbf{m}_1$$

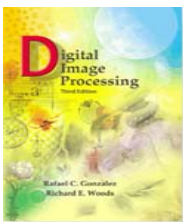
$$= 4.3x_1 + 1.3x_2 - 10.1$$

$$d_2(\mathbf{x}) = \mathbf{x}^T \mathbf{m}_2 - \frac{1}{2} \mathbf{m}_2^T \mathbf{m}_2$$

$$= 1.5x_1 + 0.3x_2 - 1.17$$

$$d_{12}(\mathbf{x}) = d_1(\mathbf{x}) - d_2(\mathbf{x})$$

$$= 2.8x_1 + 1.0x_2 - 8.9 = 0$$



Digital Image Processing, 3rd ed.

Gonzalez & Woods

www.ImageProcessingPlace.com

Chapter 12 Object Recognition

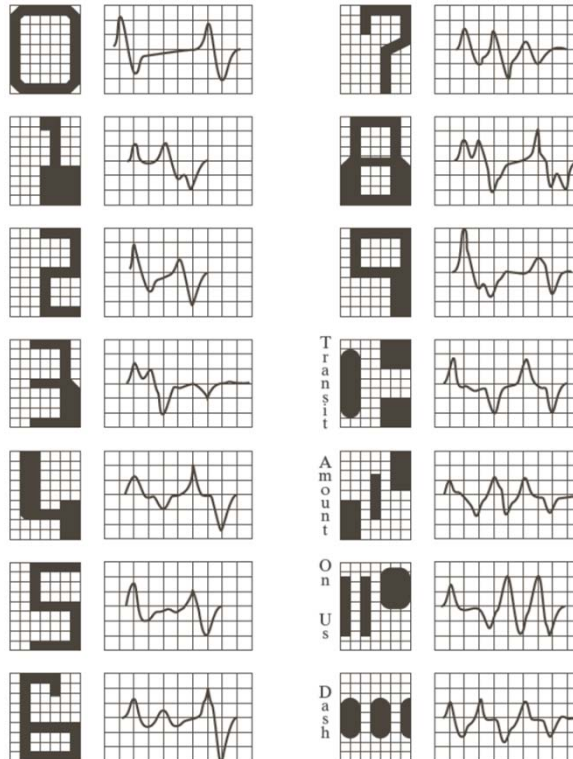


FIGURE 12.7
American Bankers Association E-13B font character set and corresponding waveforms.

بازشناسی مبتنی بر روش‌های نظریه-تصمیمی

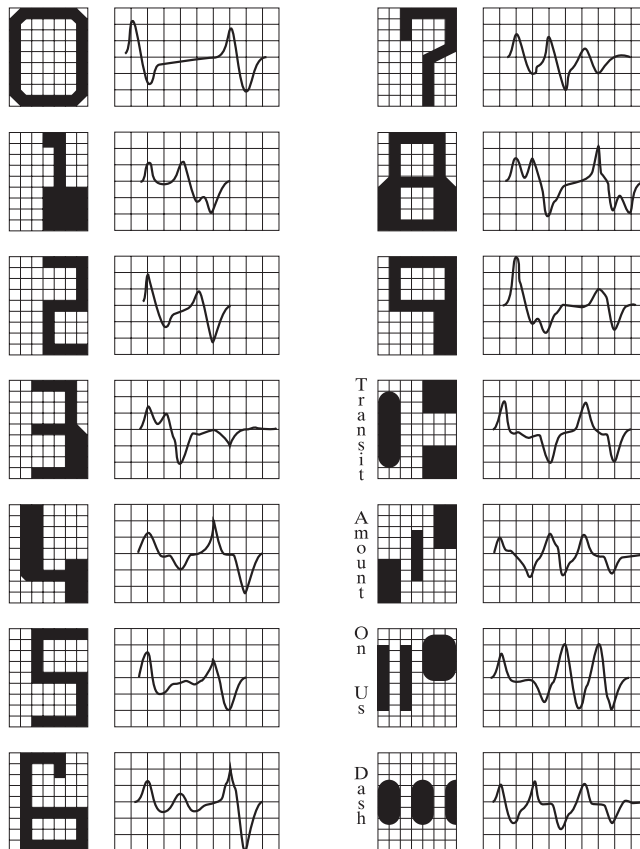
تطابق: طبقه‌بندی‌کننده‌ی می‌نیم-فاصله: مثال (بازشناسی مغناطیسی کاراکترها)

MATCHING: MINIMUM DISTANCE CLASSIFIER

در عمل، طبقه‌بندی‌کننده‌ی می‌نیم-فاصله زمانی خوب کار می‌کند که فاصله‌ی بین متوسط‌ها در مقایسه با گسترش/تصادفی بودن هر دسته نسبت به متوسط آن زیاد باشد.

فاصله‌ی زیاد متوسط‌ها و گسترش نسبتاً کم هر دسته به ندرت در عمل اتفاق می‌افتد؛ مگر اینکه طراح سیستم، ذات ورودی را کنترل کند (مثل فونت E-13B)

American
Bankers
Association
E-13B font
character set and
corresponding
waveforms.



بازشناسی مبتنی بر روش‌های نظریه-تصمیمی

تطابق با همبستگی

RECOGNITION BASED ON DECISION-THEORETIC METHODS: MATCHING BY CORRELATION

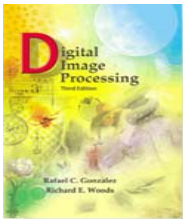
الگوی مورد نظر را در قالب یک ماسک w در نظر می‌گیریم و آن را بر روی نقاط **تصویر** f حرکت می‌دهیم و مقدار **همبستگی** را همه جا محاسبه می‌کنیم.
تطابق در نقطه‌ای اتفاق می‌افتد که مقدار همبستگی، ماکزیمم شود.

$$c(x, y) = \sum_s \sum_t w(s, t) f(x + s, y + t)$$

$$f(x, y) \star w(x, y) \Leftrightarrow F^*(u, v) W(u, v)$$

معمولاً از ضریب همبستگی **نرمال شده** استفاده می‌کنیم:

$$\gamma(x, y) = \frac{\sum_s \sum_t [w(s, t) - \bar{w}] \sum_s \sum_t [f(x + s, y + t) - \bar{f}(x + s, y + t)]}{\left\{ \sum_s \sum_t [w(s, t) - \bar{w}]^2 \sum_s \sum_t [f(x + s, y + t) - \bar{f}(x + s, y + t)]^2 \right\}^{\frac{1}{2}}}$$



Digital Image Processing, 3rd ed.

Gonzalez & Woods

www.ImageProcessingPlace.com

Chapter 12 Object Recognition

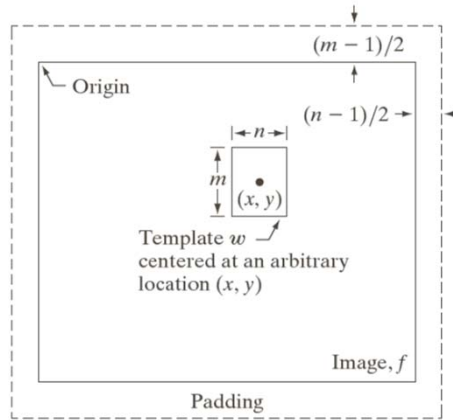


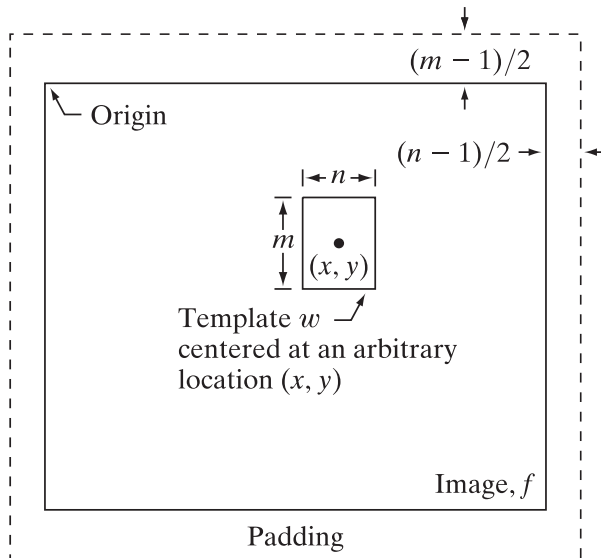
FIGURE 12.8
The mechanics of
template
matching.

بازشناسی مبتنی بر روش‌های نظریه-تصمیمی

تطابق با همبستگی

RECOGNITION BASED ON DECISION-THEORETIC METHODS: MATCHING BY CORRELATION

الگوی مورد نظر را در قالب یک ماسک w در نظر می‌گیریم و آن را بر روی نقاط **تصویر f** حرکت می‌دهیم و مقدار **همبستگی** را همه جا محاسبه می‌کنیم.
تطابق در نقطه‌ای اتفاق می‌افتد که مقدار همبستگی، ماکزیمم شود.



$$\gamma(x, y) = \frac{\sum_s \sum_t [w(s, t) - \bar{w}] \sum_s \sum_t [f(x + s, y + t) - \bar{f}(x + s, y + t)]}{\left\{ \sum_s \sum_t [w(s, t) - \bar{w}]^2 \sum_s \sum_t [f(x + s, y + t) - \bar{f}(x + s, y + t)]^2 \right\}^{\frac{1}{2}}}$$

تطابق قالب

Template Matching

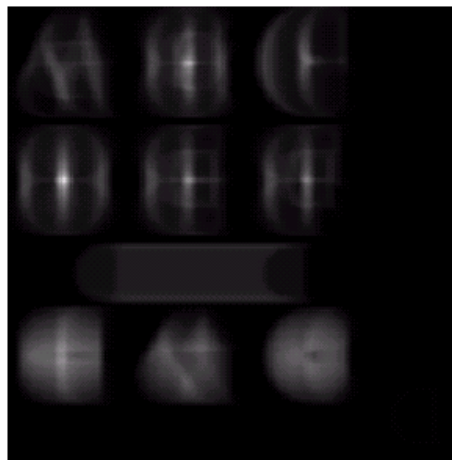
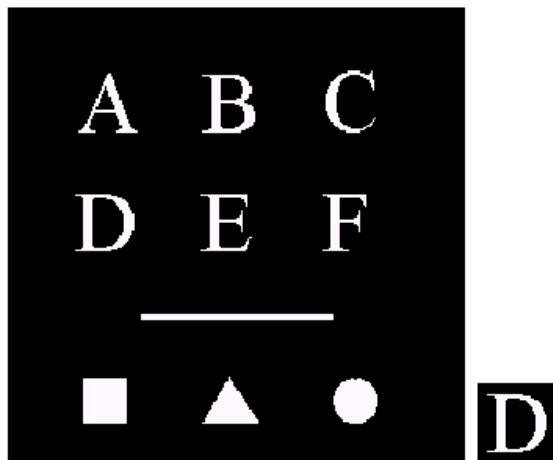
$$x = 0, 1, 2, \dots, M-1$$

$$y = 0, 1, 2, \dots, N-1$$

بازشناسی مبتنی بر روش‌های نظریه-تصمیمی

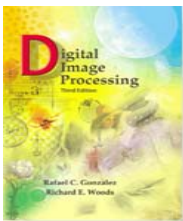
تطابق با همبستگی: مثال

RECOGNITION BASED ON DECISION-THEORETIC METHODS: MATCHING BY CORRELATION



a b c

(a) Image.
(b) Subimage.
(c) Correlation coefficient of (a) and (b). Note that the highest (brighter) point in (c) occurs when subimage (b) is coincident with the letter "D" in (a).

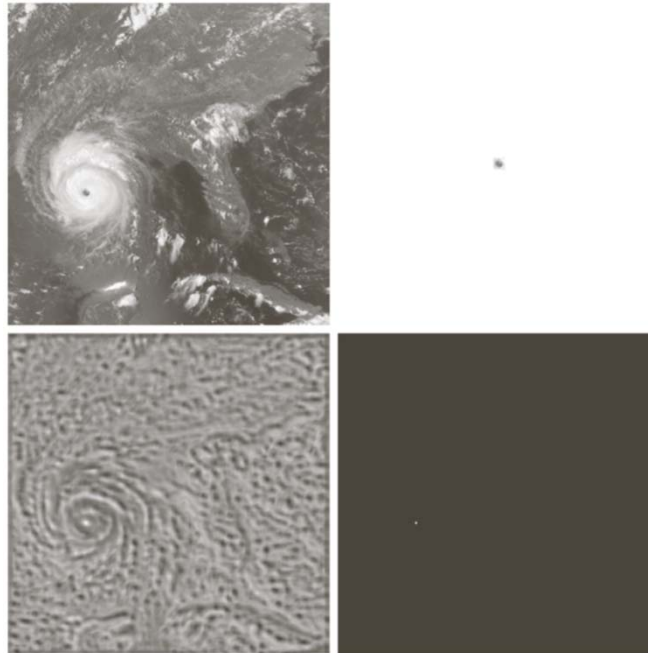


Digital Image Processing, 3rd ed.

Gonzalez & Woods

www.ImageProcessingPlace.com

Chapter 12 Object Recognition



a b
c d

FIGURE 12.9

(a) Satellite image of Hurricane Andrew, taken on August 24, 1992.

(b) Template of the eye of the storm. (c) Correlation coefficient shown as an image (note the brightest point). (d) Location of the best match.

This point is a single pixel, but its size was enlarged to make it easier to see. (Original image courtesy of NOAA.)

بازشناسی مبتنی بر روش‌های نظریه-تصمیمی

تطابق با همبستگی: مثال

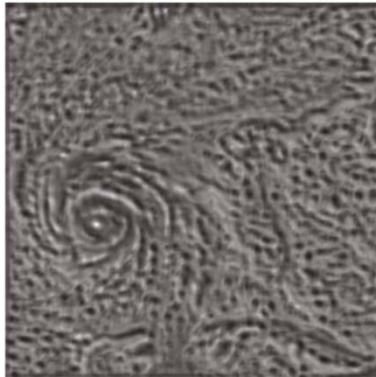
RECOGNITION BASED ON DECISION-THEORETIC METHODS: MATCHING BY CORRELATION

(۱)
تصویر ماهواره‌ای
از یک گردباد

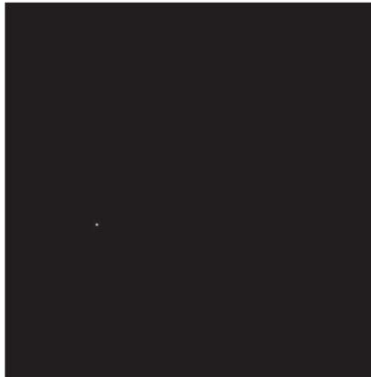


(۲)
قالب چشم طوفان

(۳)
ضریب همبستگی:
نمایش به صورت یک تصویر



(۴)
مکان بهترین تطابق
(بزرگ‌ترین
مقدار همبستگی)



بازشناسی مبتنی بر روش‌های نظریه-تصمیمی

طبقه‌بندی‌کننده‌های آماری بهینه

RECOGNITION BASED ON DECISION-THEORETIC METHODS: OPTIMUM STATISTICAL CLASSIFIERS

هدف استخراج یک روی‌کرد طبقه‌بندی است که دارای مفهوم بهینه باشد و به‌طور متوسط استفاده از آن منجر به کمترین احتمال خطای طبقه‌بندی شود.

فرض می‌کنیم احتمال اینکه یک الگوی خاص $\mathbf{x}$ از طبقه‌ی ω_i بیاید، عبارت باشد از:

$$p(\omega_i/\mathbf{x})$$

اگر طبقه‌بندی‌کننده تصمیم بگیرد که $\mathbf{x} \in \omega_j$ در حالی که واقعاً $\mathbf{x} \in \omega_i$ باشد، متحمل اتلاف L_{ij} می‌شود. متوسط اتلاف (ریسک) عبارت است از:

$$r_j(\mathbf{x}) = \sum_{k=1}^W L_{kj} p(\omega_k/\mathbf{x})$$

با استفاده از قضیه‌ی بیز داریم:

$$p(A/B) = [p(A)p(B/A)]/p(B)$$

$$r_j(\mathbf{x}) = \frac{1}{p(\mathbf{x})} \sum_{k=1}^W L_{kj} p(\mathbf{x}/\omega_k) P(\omega_k)$$

$$p(\mathbf{x}/\omega_k) = \text{تابع چگالی احتمال الگوهای دسته‌ی } \omega_k$$

بازشناسی مبتنی بر روش‌های نظریه-تصمیمی

طبقه‌بندی‌کننده‌های آماری بهینه: طبقه‌بندی‌کننده‌ی بیز

RECOGNITION BASED ON DECISION-THEORETIC METHODS: OPTIMUM STATISTICAL CLASSIFIERS

با کنارگذاشتن ضریب مثبت $p(\mathbf{x})$ که بین همه‌ی r_j ها مشترک است، متوسط اتلاف می‌شود:

$$r_j(\mathbf{x}) = \sum_{k=1}^W L_{kj} p(\mathbf{x}/\omega_k) P(\omega_k)$$

برای هر الگو، مقادیر متوسط اتلاف هر طبقه را محاسبه می‌کنیم:

$$r_1(\mathbf{x}), r_2(\mathbf{x}), \dots, r_W(\mathbf{x})$$

و الگو را به طبقه‌ی ω_i نسبت می‌دهیم که می‌نیم متوسط اتلاف را دارد:

$$r_i(\mathbf{x}) < r_j(\mathbf{x}) \quad j = 1, 2, \dots, W; j \neq i.$$

به عبارت دیگر $\mathbf{x}$ به طبقه‌ی ω_i نسبت داده می‌شود، هرگاه:

$$\sum_{k=1}^W L_{ki} p(\mathbf{x}/\omega_k) P(\omega_k) < \sum_{q=1}^W L_{qj} p(\mathbf{x}/\omega_q) P(\omega_q) \quad j; j \neq i.$$

طبقه‌بندی‌کننده‌ای که مجموع متوسط اتلاف‌ها را می‌نیم می‌کند.

طبقه‌بندی‌کننده‌ی بیز

Bayes Classifier

بازشناسی مبتنی بر روش‌های نظریه-تصمیمی

طبقه‌بندی‌کننده‌های آماری بهینه: طبقه‌بندی‌کننده‌ی بیز [برای تابع اتلاف دودویی]

RECOGNITION BASED ON DECISION-THEORETIC METHODS: OPTIMUM STATISTICAL CLASSIFIERS

اگر تابع اتلاف را دودویی بگیریم (تصمیم درست، 0 و تصمیم نادرست: 1)، داریم:

$$L_{ij} = 1 - \delta_{ij} \quad \delta_{ij} = 1 \quad i = j \quad \delta_{ij} = 0 \quad i \neq j.$$

متوسط اتلاف (ریسک) می‌شود:

$$\begin{aligned} r_j(\mathbf{x}) &= \sum_{k=1}^W (1 - \delta_{kj}) p(\mathbf{x}/\omega_k) P(\omega_k) \\ &= p(\mathbf{x}) - p(\mathbf{x}/\omega_j) P(\omega_j) \end{aligned}$$

طبقه‌بندی‌کننده‌ی بیز، الگوی $\mathbf{x}$ را به طبقه‌ی ω_i نسبت می‌دهد اگر برای هر $j \neq i$ داشته باشیم:

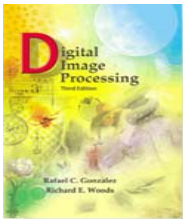
$$p(\mathbf{x}) - p(\mathbf{x}/\omega_i) P(\omega_i) < p(\mathbf{x}) - p(\mathbf{x}/\omega_j) P(\omega_j)$$

به‌طور معادل:

$$p(\mathbf{x}/\omega_i) P(\omega_i) > p(\mathbf{x}/\omega_j) P(\omega_j) \quad j = 1, 2, \dots, W; j \neq i$$

پس تابع تصمیم برای طبقه‌بندی‌کننده‌ی بیز با اتلاف دودویی به‌صورت زیر است:

$$d_j(\mathbf{x}) = p(\mathbf{x}/\omega_j) P(\omega_j) \quad j = 1, 2, \dots, W$$



Digital Image Processing, 3rd ed.

Gonzalez & Woods

www.ImageProcessingPlace.com

Chapter 12 Object Recognition

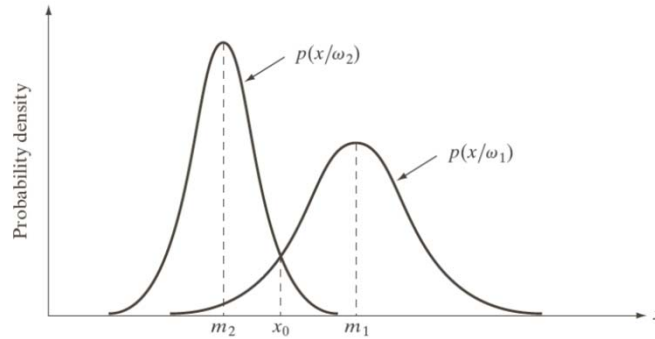


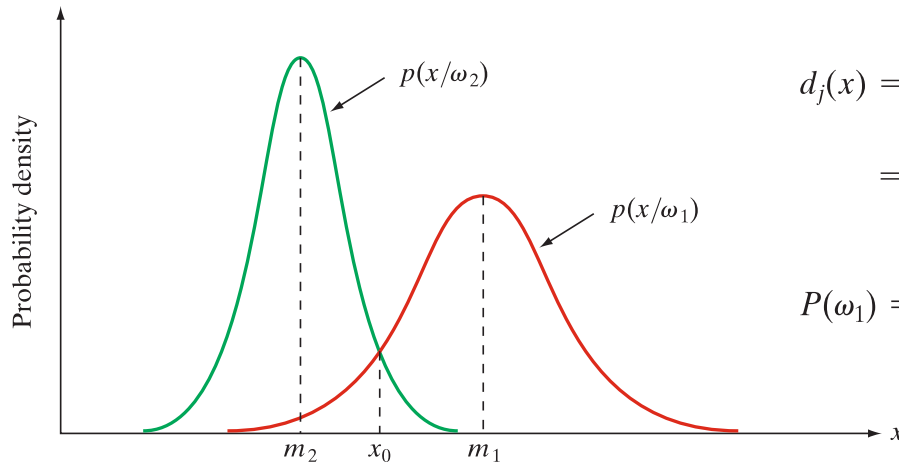
FIGURE 12.10
Probability density functions for two 1-D pattern classes. The point x_0 shown is the decision boundary if the two classes are equally likely to occur.

بازشناسی مبتنی بر روش‌های نظریه-تصمیمی

طبقه‌بندی‌کننده‌های آماری بهینه: طبقه‌بندی‌کننده‌ی بیز [برای تابع اتلاف دودویی و طبقه‌های الگوی گاوسی]

RECOGNITION BASED ON DECISION-THEORETIC METHODS: OPTIMUM STATISTICAL CLASSIFIERS

برای حالت یک‌بعدی با دو طبقه:



$$d_j(x) = p(x/\omega_j)P(\omega_j)$$

$$= \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_j} e^{-\frac{(x-m_j)^2}{2\sigma_j^2}} P(\omega_j) \quad j = 1, 2$$

$$P(\omega_1) = P(\omega_2) = 1/2$$

$$d_1(x_0) = d_2(x_0)$$

$$p(x_0/\omega_1) = p(x_0/\omega_2)$$

بازشناسی مبتنی بر روش‌های نظریه-تصمیمی

طبقه‌بندی‌کننده‌های آماری بهینه: طبقه‌بندی‌کننده‌ی بیز [برای تابع اتلاف دودویی و طبقه‌های الگوی گاوسی]

RECOGNITION BASED ON DECISION-THEORETIC METHODS: OPTIMUM STATISTICAL CLASSIFIERS

برای حالت n -بعدی با دو طبقه:

$$p(\mathbf{x}/\omega_j) = \frac{1}{(2\pi)^{n/2} |\mathbf{C}_j|^{1/2}} e^{-\frac{1}{2}(\mathbf{x}-\mathbf{m}_j)^T \mathbf{C}_j^{-1} (\mathbf{x}-\mathbf{m}_j)}$$

$$\mathbf{m}_j = E_j\{\mathbf{x}\} \qquad \mathbf{m}_j = \frac{1}{N_j} \sum_{\mathbf{x} \in \omega_j} \mathbf{x}$$

$$\mathbf{C}_j = E_j\{(\mathbf{x} - \mathbf{m}_j)(\mathbf{x} - \mathbf{m}_j)^T\} \qquad \mathbf{C}_j = \frac{1}{N_j} \sum_{\mathbf{x} \in \omega_j} \mathbf{x}\mathbf{x}^T - \mathbf{m}_j \mathbf{m}_j^T$$

$$d_j(\mathbf{x}) = p(\mathbf{x}/\omega_j)P(\omega_j)$$

چون تابع لگاریتم صعودی است، می‌توان از لگاریتم تابع تصمیم نیز به‌عنوان تابع تصمیم استفاده کرد:

$$d_j(\mathbf{x}) = \ln[p(\mathbf{x}/\omega_j)P(\omega_j)]$$

$$= \ln p(\mathbf{x}/\omega_j) + \ln P(\omega_j)$$

$$d_j(\mathbf{x}) = \ln P(\omega_j) - \frac{n}{2} \ln 2\pi - \frac{1}{2} \ln |\mathbf{C}_j| - \frac{1}{2} [(\mathbf{x} - \mathbf{m}_j)^T \mathbf{C}_j^{-1} (\mathbf{x} - \mathbf{m}_j)]$$

$$d_j(\mathbf{x}) = \ln P(\omega_j) - \frac{1}{2} \ln |\mathbf{C}_j| - \frac{1}{2} [(\mathbf{x} - \mathbf{m}_j)^T \mathbf{C}_j^{-1} (\mathbf{x} - \mathbf{m}_j)] \quad \text{با صرف نظر کردن از ثابت:}$$

بازشناسی مبتنی بر روش‌های نظریه-تصمیمی

طبقه‌بندی‌کننده‌های آماری بهینه: طبقه‌بندی‌کننده‌ی بین [برای تابع اتلاف دودویی و طبقه‌های الگوی گاوسی]

RECOGNITION BASED ON DECISION-THEORETIC METHODS: OPTIMUM STATISTICAL CLASSIFIERS

برای حالت n -بعدی با دو طبقه:

$$d_j(\mathbf{x}) = \ln P(\omega_j) - \frac{1}{2} \ln |\mathbf{C}_j| - \frac{1}{2} [(\mathbf{x} - \mathbf{m}_j)^T \mathbf{C}_j^{-1} (\mathbf{x} - \mathbf{m}_j)]$$

If all covariance matrices are equal, then $\mathbf{C} = \mathbf{C}_j$, for $j = 1, 2, \dots, W$.

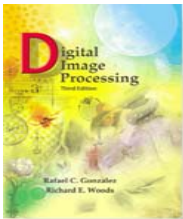
$$d_j(\mathbf{x}) = \ln P(\omega_j) + \mathbf{x}^T \mathbf{C}^{-1} \mathbf{m}_j - \frac{1}{2} \mathbf{m}_j^T \mathbf{C}^{-1} \mathbf{m}_j$$

which are linear decision functions (*hyperplanes*) for $j = 1, 2, \dots, W$.

If, in addition, $\mathbf{C} = \mathbf{I}$, where $\mathbf{I}$ is the identity matrix, and also $P(\omega_j) = 1/W$, for $j = 1, 2, \dots, W$, then

$$d_j(\mathbf{x}) = \mathbf{x}^T \mathbf{m}_j - \frac{1}{2} \mathbf{m}_j^T \mathbf{m}_j \quad j = 1, 2, \dots, W$$

پس با فرض (۱) طبقه‌های الگوی گاوسی، (۲) ماتریس‌های کوواریانس همانی، (۳) هم‌احتمال بودن طبقه‌ها، طبقه‌های الگوی گاوسی در فضای n -بعدی فرم ابرکره پیدا می‌کنند.



Chapter 12

Object Recognition

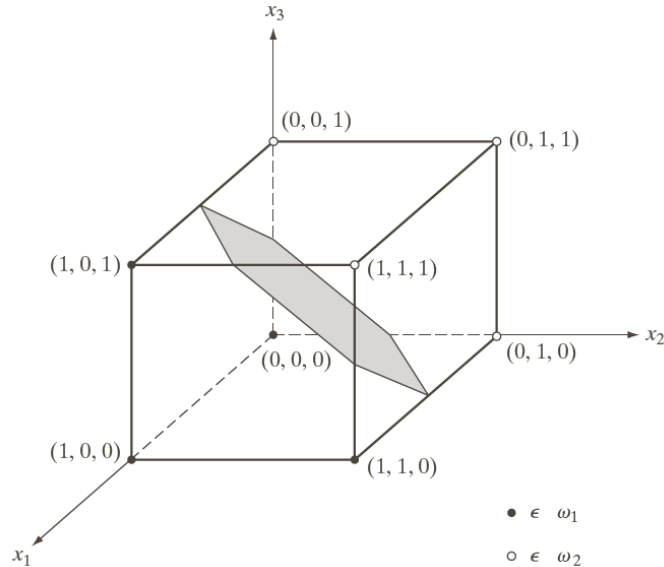


FIGURE 12.11

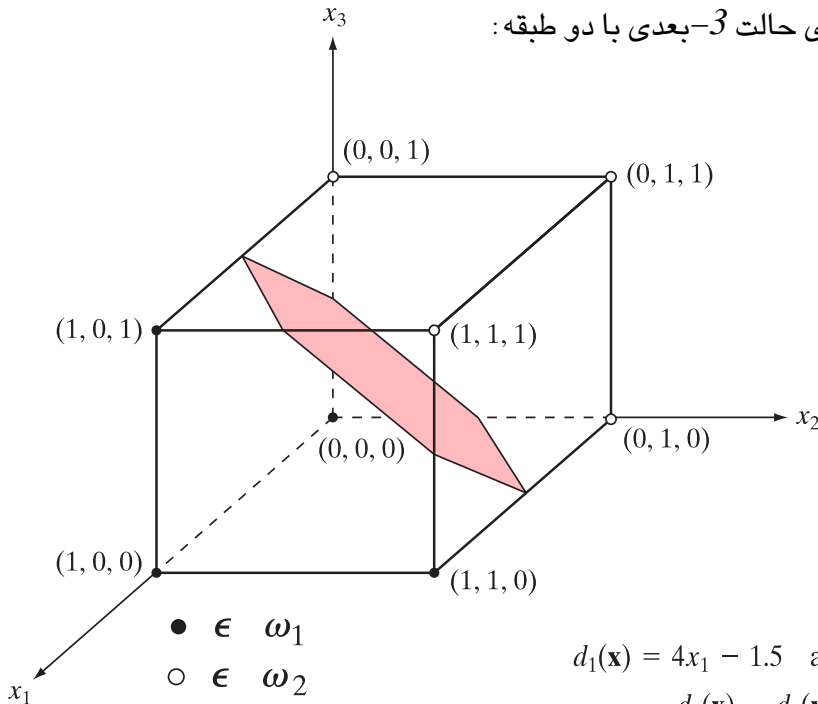
Two simple pattern classes and their Bayes decision boundary (shown shaded).

بازشناسی مبتنی بر روش‌های نظریه-تصمیمی

طبقه‌بندی‌کننده‌های آماری بهینه: طبقه‌بندی‌کننده‌ی بیز [برای تابع اتلاف دودویی و طبقه‌های الگوی گاوسی]: مثال

RECOGNITION BASED ON DECISION-THEORETIC METHODS: OPTIMUM STATISTICAL CLASSIFIERS

برای حالت 3-بعدی با دو طبقه:



$$\mathbf{m}_1 = \frac{1}{4} \begin{bmatrix} 3 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix} \quad \text{and} \quad \mathbf{m}_2 = \frac{1}{4} \begin{bmatrix} 1 \\ 3 \\ 3 \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{C}_1 = \mathbf{C}_2 = \frac{1}{16} \begin{bmatrix} 3 & 1 & 1 \\ 1 & 3 & -1 \\ 1 & -1 & 3 \end{bmatrix}$$

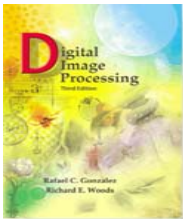
$$P(\omega_1) = P(\omega_2) = 1/2$$

$$d_j(\mathbf{x}) = \mathbf{x}^T \mathbf{C}^{-1} \mathbf{m}_j - \frac{1}{2} \mathbf{m}_j^T \mathbf{C}^{-1} \mathbf{m}_j$$

$$\mathbf{C}^{-1} = \begin{bmatrix} 8 & -4 & -4 \\ -4 & 8 & 4 \\ -4 & 4 & 8 \end{bmatrix}$$

$$d_1(\mathbf{x}) = 4x_1 - 1.5 \quad \text{and} \quad d_2(\mathbf{x}) = -4x_1 + 8x_2 + 8x_3 - 5.5$$

$$d_1(\mathbf{x}) - d_2(\mathbf{x}) = 8x_1 - 8x_2 - 8x_3 + 4 = 0$$



Digital Image Processing, 3rd ed.

Gonzalez & Woods

www.ImageProcessingPlace.com

Chapter 12 Object Recognition

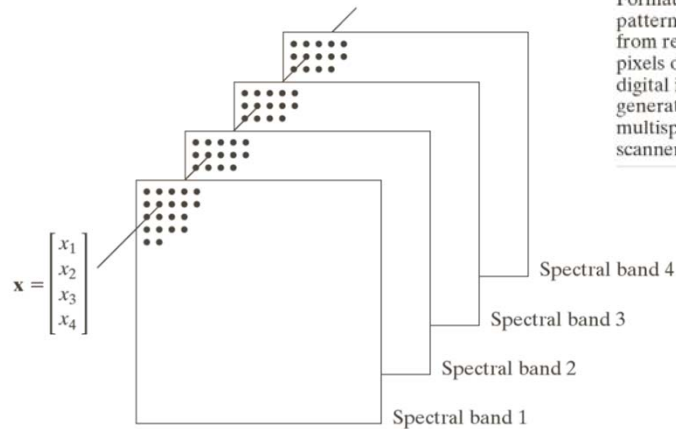
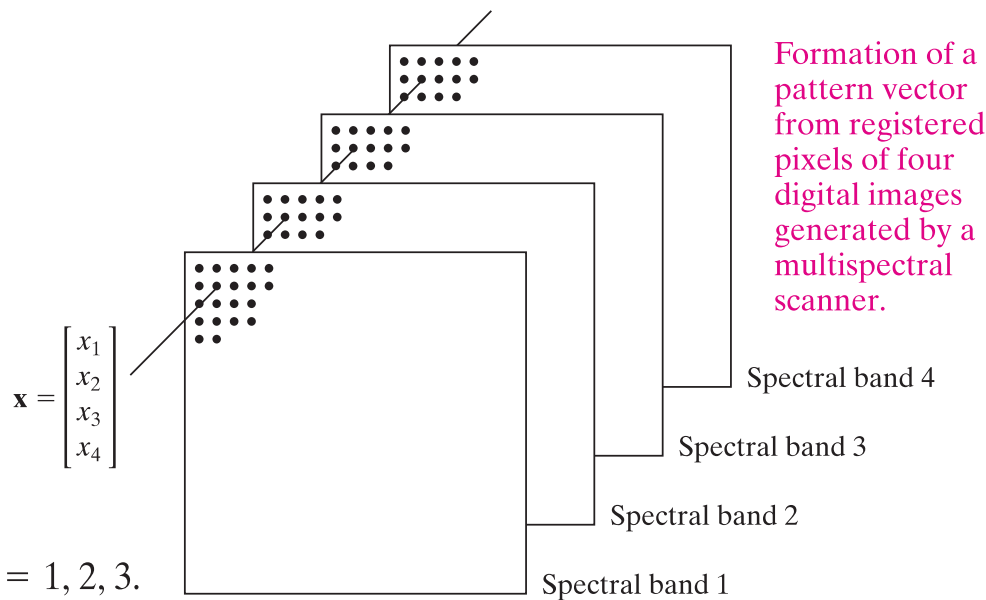


FIGURE 12.12
Formation of a
pattern vector
from registered
pixels of four
digital images
generated by a
multispectral
scanner.

بازشناسی مبتنی بر روش‌های نظریه-تصمیمی

طبقه‌بندی‌کننده‌های آماری بهینه: طبقه‌بندی‌کننده‌ی بیز: مثال (کاربرد در سنجش از دور) (۱ از ۳)

یکی از موفق‌ترین کاربردهای طبقه‌بندی‌کننده‌ی بیز: طبقه‌بندی تصاویر «سنجش از دور» توسط اسکنرهای چندطیفی موجود در ماهواره‌ها/ ایستگاه‌های فضایی



$$P(\omega_i) = 1/3, i = 1, 2, 3.$$

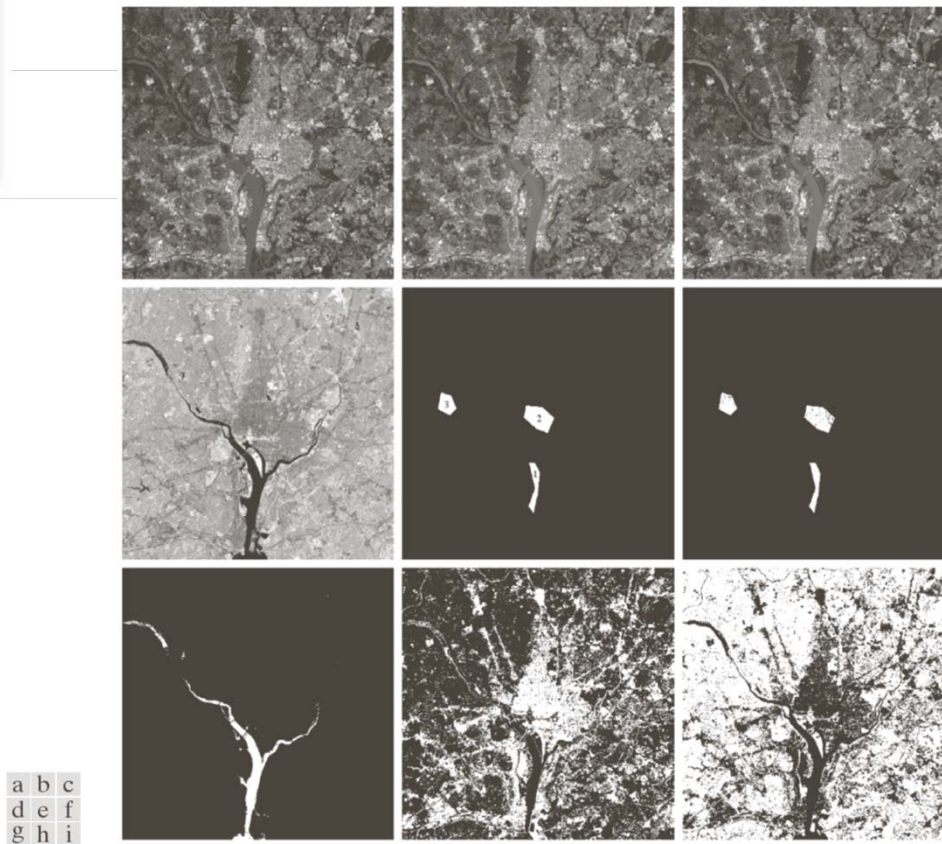
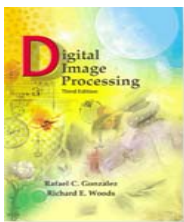
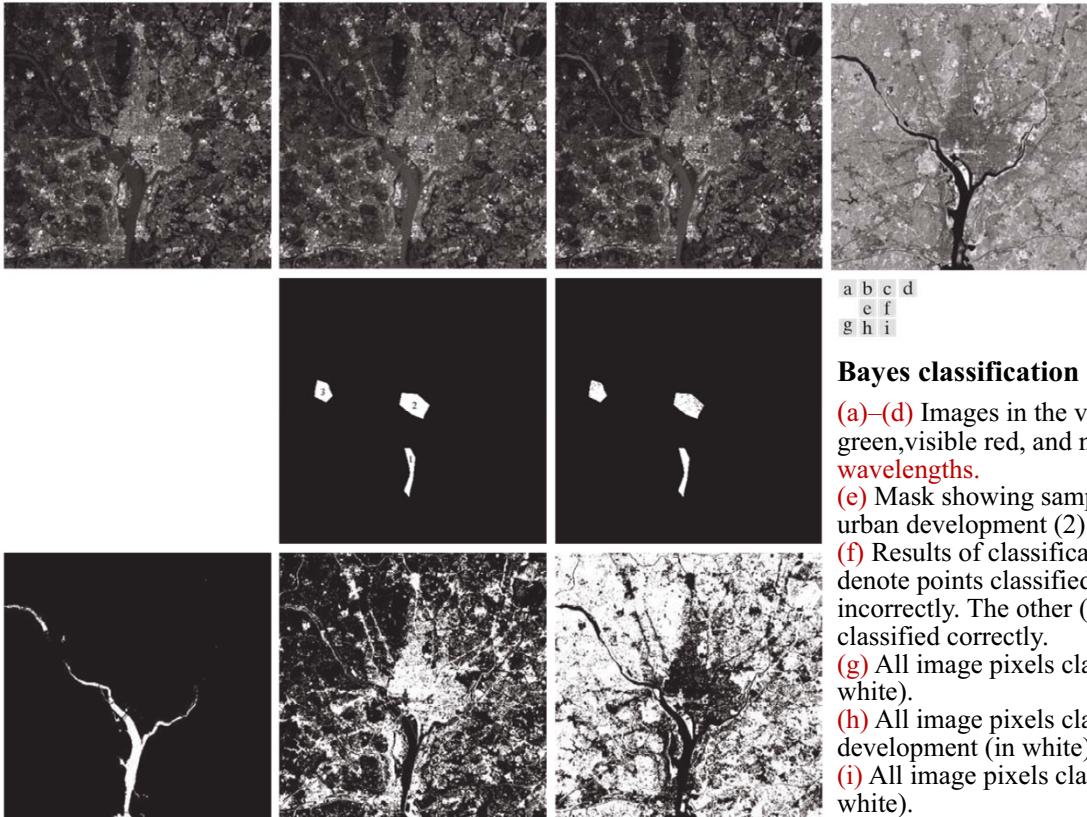


FIGURE 12.13 Bayes classification of multispectral data. (a)–(d) Images in the visible blue, visible green, visible red, and near infrared wavelengths. (e) Mask showing sample regions of water (1), urban development (2), and vegetation (3). (f) Results of classification; the black dots denote points classified incorrectly. The other (white) points were classified correctly. (g) All image pixels classified as water (in white). (h) All image pixels classified as urban development (in white). (i) All image pixels classified as vegetation (in white).

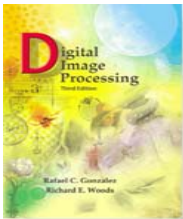
بازشناسی مبتنی بر روش‌های نظریه-تصمیمی

طبقه‌بندی‌کننده‌های آماری بهینه: طبقه‌بندی‌کننده‌ی بیز: مثال (کاربرد در سنجش از دور) (۲ از ۳)



Bayes classification of multispectral data.

- (a)–(d) Images in the visible blue, visible green, visible red, and near infrared wavelengths.
- (e) Mask showing sample regions of water (1), urban development (2), and vegetation (3).
- (f) Results of classification; the black dots denote points classified incorrectly. The other (white) points were classified correctly.
- (g) All image pixels classified as water (in white).
- (h) All image pixels classified as urban development (in white).
- (i) All image pixels classified as vegetations (in white).



Digital Image Processing, 3rd ed.

Gonzalez & Woods

www.ImageProcessingPlace.com

Chapter 12 Object Recognition

TABLE 12.1

Bayes classification of multispectral image data.

Training Patterns						Independent Patterns					
Class	No. of Samples	Classified into Class			% Correct	Class	No. of Samples	Classified into Class			% Correct
		1	2	3				1	2	3	
1	484	482	2	0	99.6	1	483	478	3	2	98.9
2	933	0	885	48	94.9	2	932	0	880	52	94.4
3	483	0	19	464	96.1	3	482	0	16	466	96.7

بازشناسی مبتنی بر روش‌های نظریه-تصمیمی

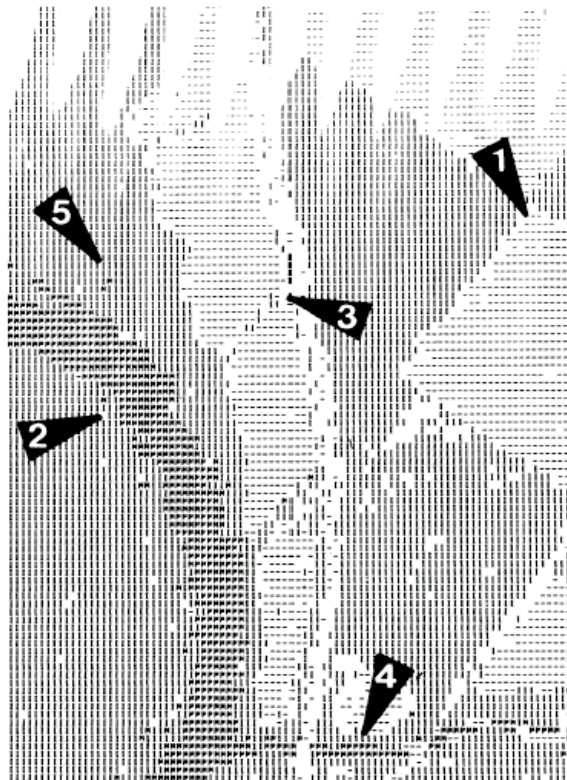
طبقه‌بندی‌کننده‌های آماری بهینه: طبقه‌بندی‌کننده‌ی بیز: مثال (کاربرد در سنجش از دور) (۳ از ۳)

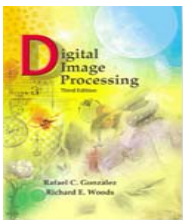
Bayes classification of multispectral image data.

Training Patterns						Independent Patterns					
Class	No. of Samples	Classified into Class			% Correct	Class	No. of Samples	Classified into Class			% Correct
		1	2	3				1	2	3	
1	484	482	2	0	99.6	1	483	478	3	2	98.9
2	933	0	885	48	94.9	2	932	0	880	52	94.4
3	483	0	19	464	96.1	3	482	0	16	466	96.7

بازشناسی مبتنی بر روش‌های نظریه-تصمیمی

طبقه‌بندی‌کننده‌های آماری بهینه: طبقه‌بندی‌کننده‌ی بیز: مثال (کاربرد در سنجش از دور)





Digital Image Processing, 3rd ed.

Gonzalez & Woods

www.ImageProcessingPlace.com

Chapter 12 Object Recognition

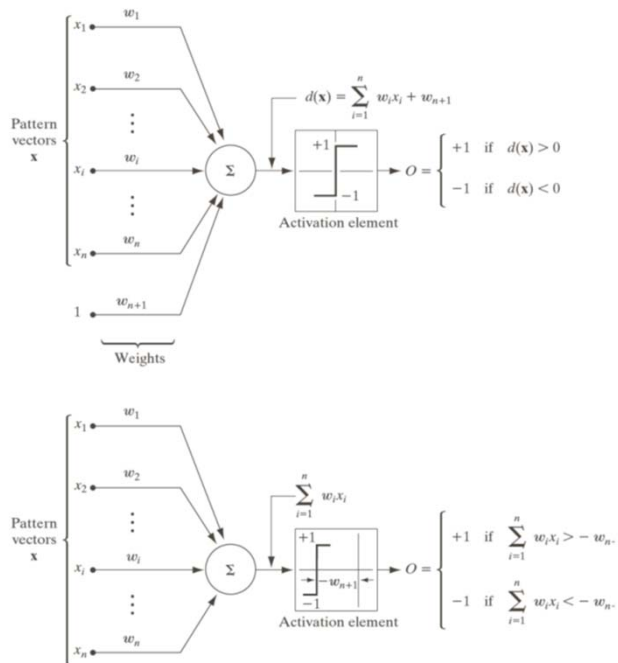


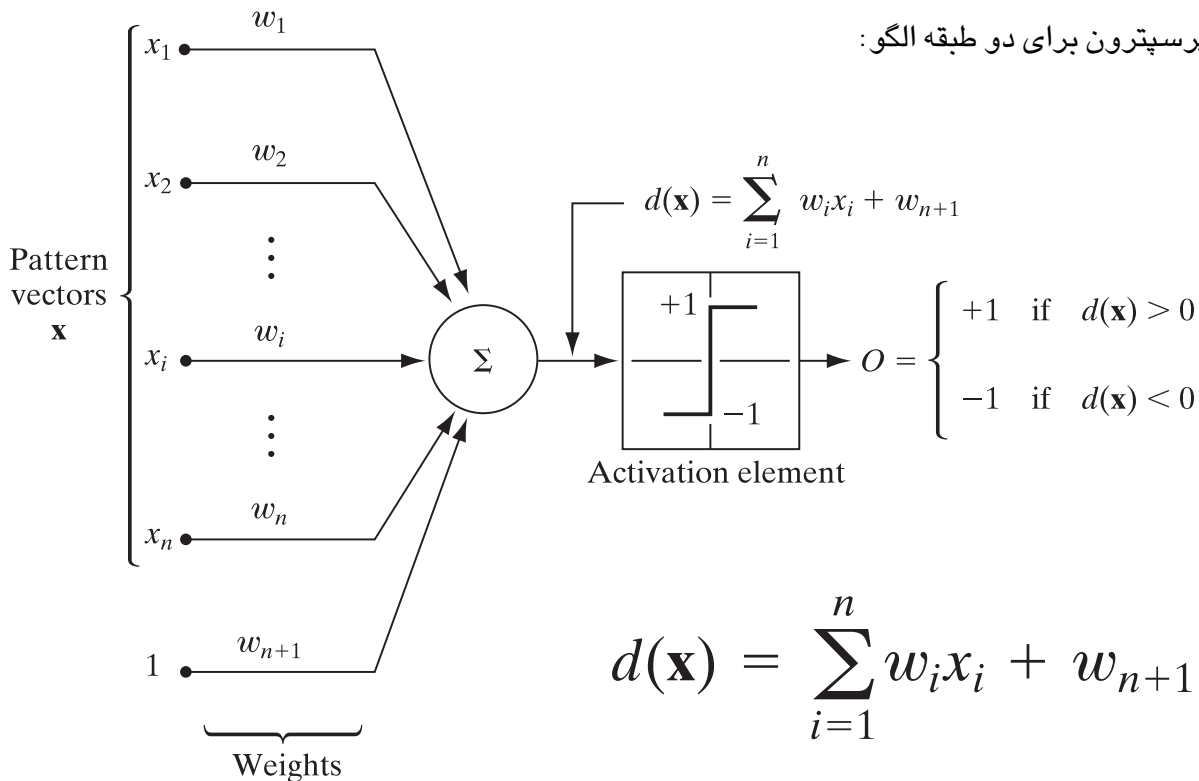
FIGURE 12.14 Two equivalent representations of the perceptron model for two pattern classes.

شبکه‌های عصبی

پرسپترون

NEURAL NETWORKS: PERCEPTRON

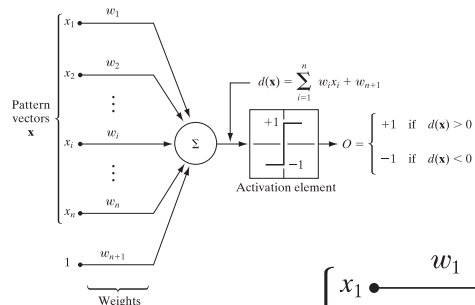
مدل پرسپترون برای دو طبقه الگو:



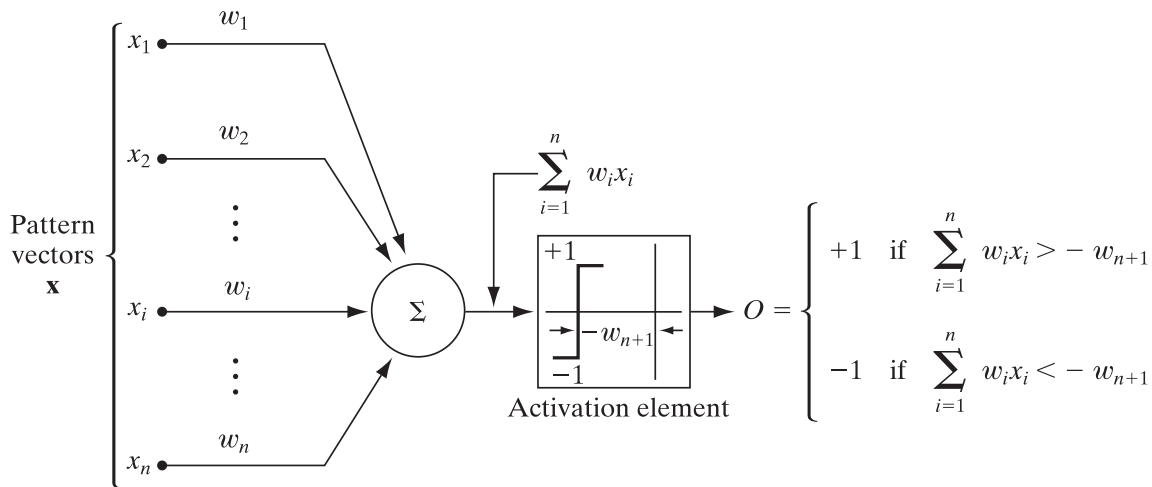
شبکه‌های عصبی

پرسپترون

NEURAL NETWORKS: PERCEPTRON



مدل دیگر پرسپترون برای دو طبقه الگو:



شبکه‌های عصبی

پرسپترون

NEURAL NETWORKS: PERCEPTRON

مرز تصمیم برای پرسپترون برای دو طبقه الگو:

$$d(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^n w_i x_i + w_{n+1} = 0$$

$$w_1 x_1 + w_2 x_2 + \cdots + w_n x_n + w_{n+1} = 0$$

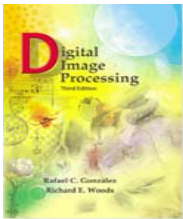
خروجی پرسپترون:

$$O = \begin{cases} +1 & \text{if } \sum_{i=1}^n w_i x_i > -w_{n+1} \\ -1 & \text{if } \sum_{i=1}^n w_i x_i < -w_{n+1} \end{cases}$$

تابع تصمیم برای پرسپترون برای دو طبقه الگو با استفاده از بردار ویژگی تعمیم یافته:

$$y_i = x_i, i = 1, 2, \dots, n, y_{n+1} = 1.$$

$$d(\mathbf{y}) = \sum_{i=1}^{n+1} w_i y_i = \mathbf{w}^T \mathbf{y}$$

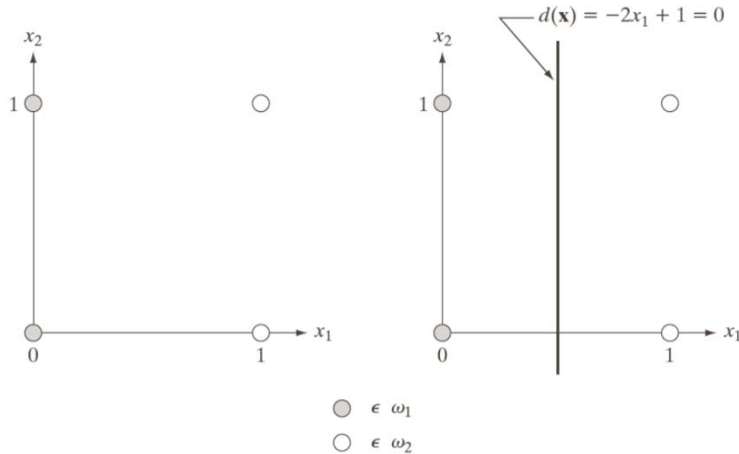


Digital Image Processing, 3rd ed.

Gonzalez & Woods

www.ImageProcessingPlace.com

Chapter 12 Object Recognition



a b

FIGURE 12.15

(a) Patterns belonging to two classes.

(b) Decision boundary determined by training.

شبکه‌های عصبی

پرسپترون: مثال

NEURAL NETWORKS: PERCEPTRON

training set $\{(0, 0, 1)^T, (0, 1, 1)^T\}$ for class ω_1
 $\{(1, 0, 1)^T, (1, 1, 1)^T\}$ for class ω_2 .

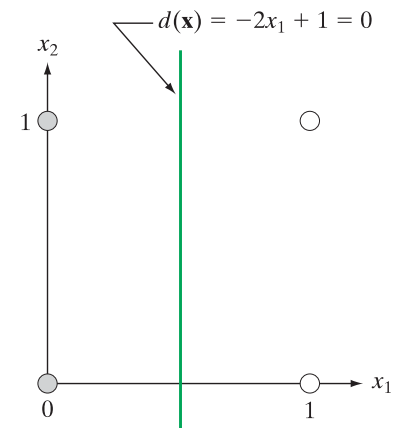
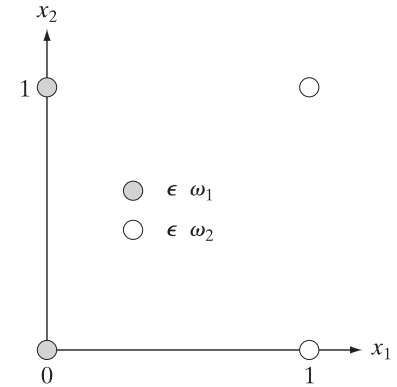
$$c = 1, \mathbf{w}(1) = \mathbf{0},$$

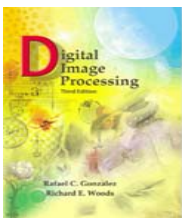
$$\mathbf{w}^T(1)\mathbf{y}(1) = [0, 0, 0] \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} = 0 \quad \mathbf{w}(2) = \mathbf{w}(1) + \mathbf{y}(1) = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{w}^T(2)\mathbf{y}(2) = [0, 0, 1] \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix} = 1 \quad \mathbf{w}(3) = \mathbf{w}(2) = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{w}^T(3)\mathbf{y}(3) = [0, 0, 1] \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} = 1 \quad \mathbf{w}(4) = \mathbf{w}(3) - \mathbf{y}(3) = \begin{bmatrix} -1 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{w}^T(4)\mathbf{y}(4) = [-1, 0, 0] \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix} = -1 \quad \mathbf{w}(5) = \mathbf{w}(4) = \begin{bmatrix} -1 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}$$





Digital Image Processing, 3rd ed.

Gonzalez & Woods

www.ImageProcessingPlace.com

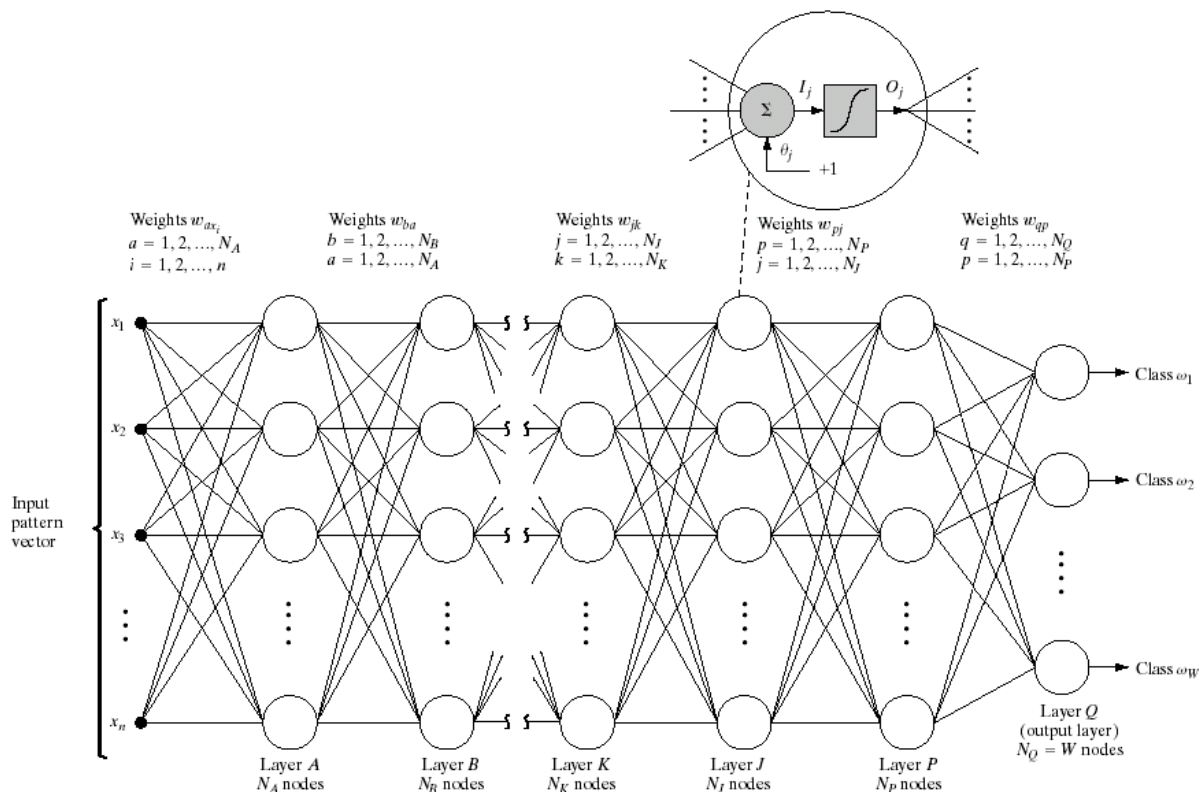
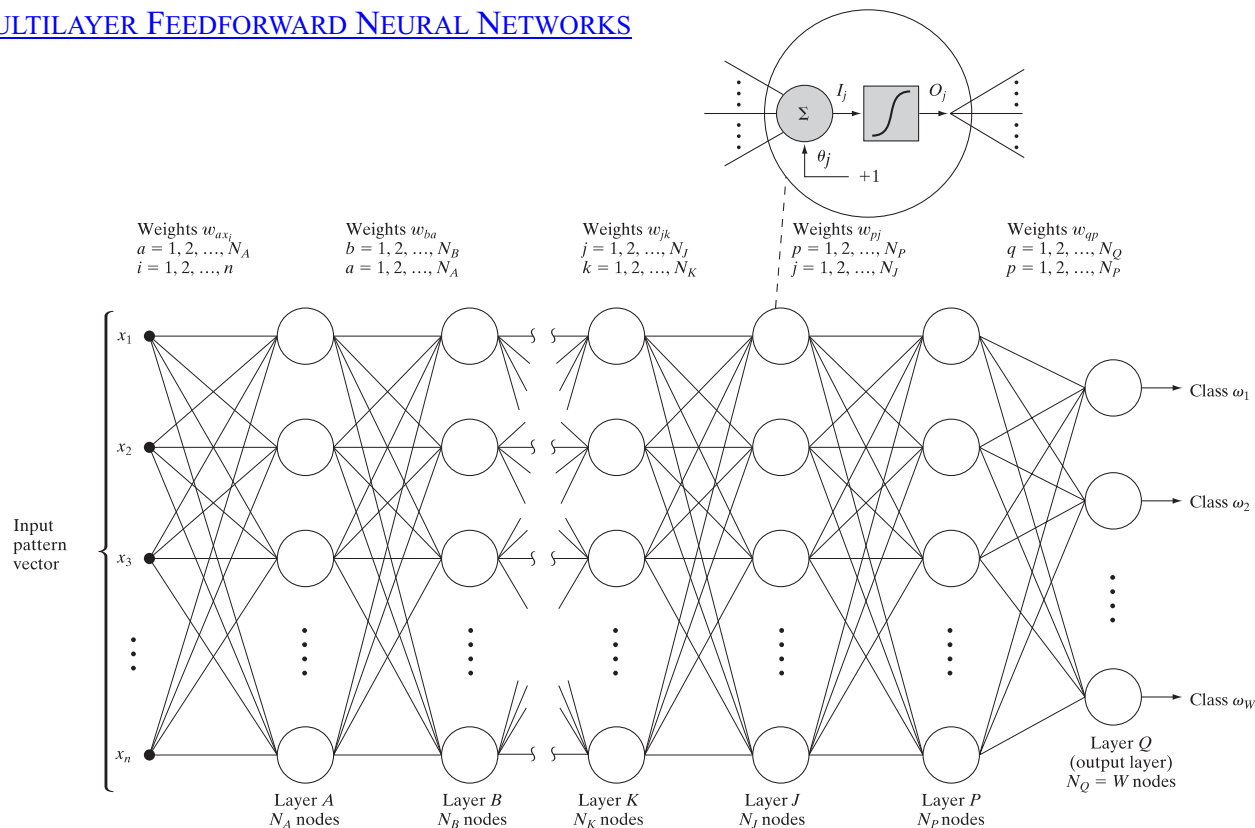


FIGURE 12.16 Multilayer feedforward neural network model. The blowup shows the basic structure of each neuron element throughout the network. The offset, θ_j , is treated as just another weight.

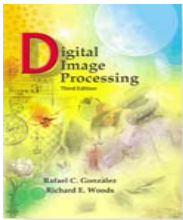
شبکه‌های عصبی

شبکه‌های عصبی چندلایه پیش‌خور

MULTILAYER FEEDFORWARD NEURAL NETWORKS



Multilayer feedforward neural network model. The blowup shows the basic structure of each neuron element throughout the network. The offset, θ_j , is treated as just another weight.



Digital Image Processing, 3rd ed.

Gonzalez & Woods

www.ImageProcessingPlace.com

Chapter 12 Object Recognition

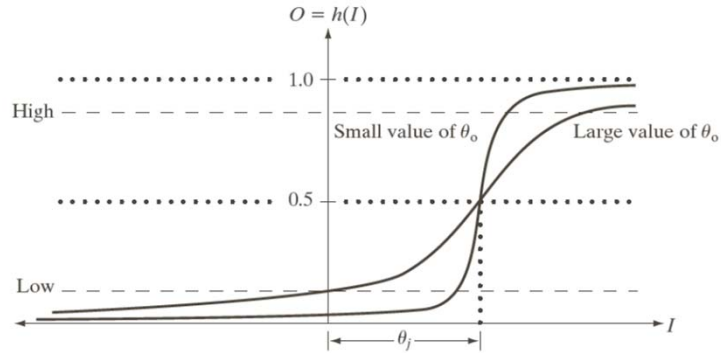
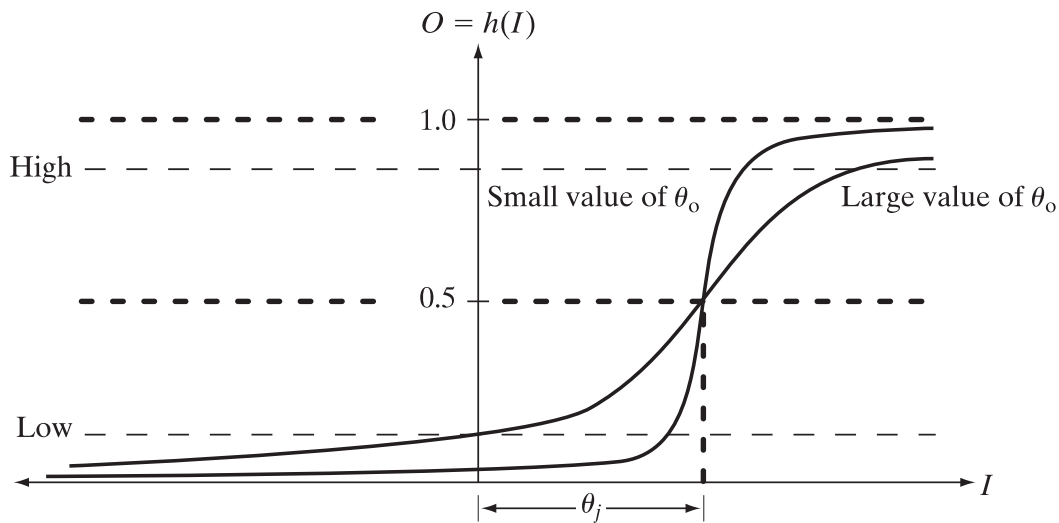


FIGURE 12.17
The sigmoidal
activation
function of
Eq. (12.2-47).

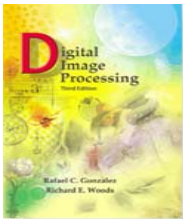
شبکه‌های عصبی

شبکه‌های عصبی چندلایه پیش‌خور: تابع فعال‌سازی سیگموئید

MULTILAYER FEEDFORWARD NEURAL NETWORKS



$$h_j(I_j) = \frac{1}{1 + e^{-(I_j + \theta_j)/\theta_o}}$$

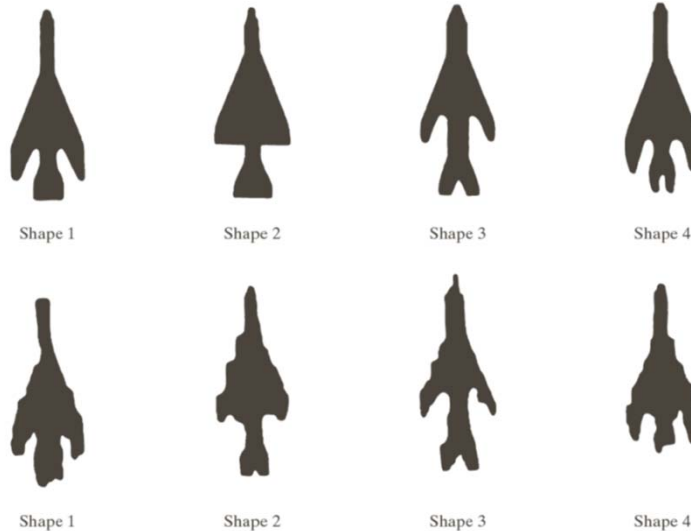


Digital Image Processing, 3rd ed.

Gonzalez & Woods

www.ImageProcessingPlace.com

Chapter 12 Object Recognition



a
b

FIGURE 12.18
(a) Reference shapes and
(b) typical noisy shapes used in training the neural network of Fig. 12.19.
(Courtesy of Dr. Lalit Gupta, ECE Department, Southern Illinois University.)

شبکه‌های عصبی

شبکه‌های عصبی چندلایه پیش‌خور: مثال (بازشناسی شکل) (۱ از ۴)

MULTILAYER FEEDFORWARD NEURAL NETWORKS



Shape 1



Shape 2



Shape 3



Shape 4

a
b

(a) Reference
shapes and



Shape 1



Shape 2



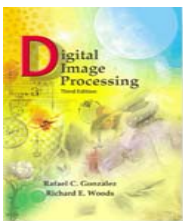
Shape 3



Shape 4

(b) typical noisy
shapes used in
training the
neural network

Pattern vectors were generated by computing the **normalized signatures** of the shapes



Chapter 12

Object Recognition

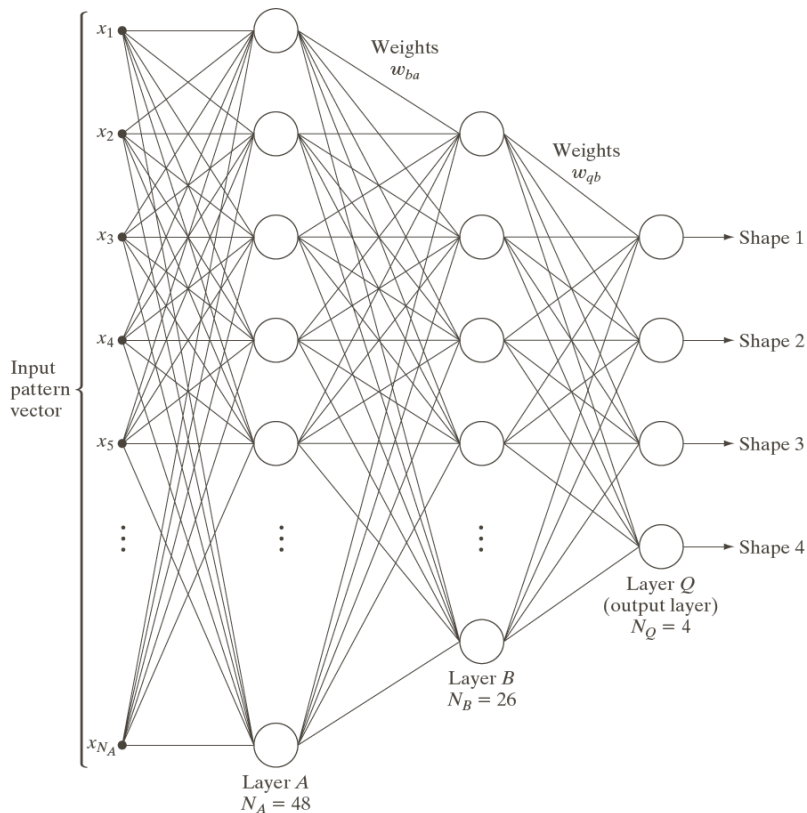


FIGURE 12.19

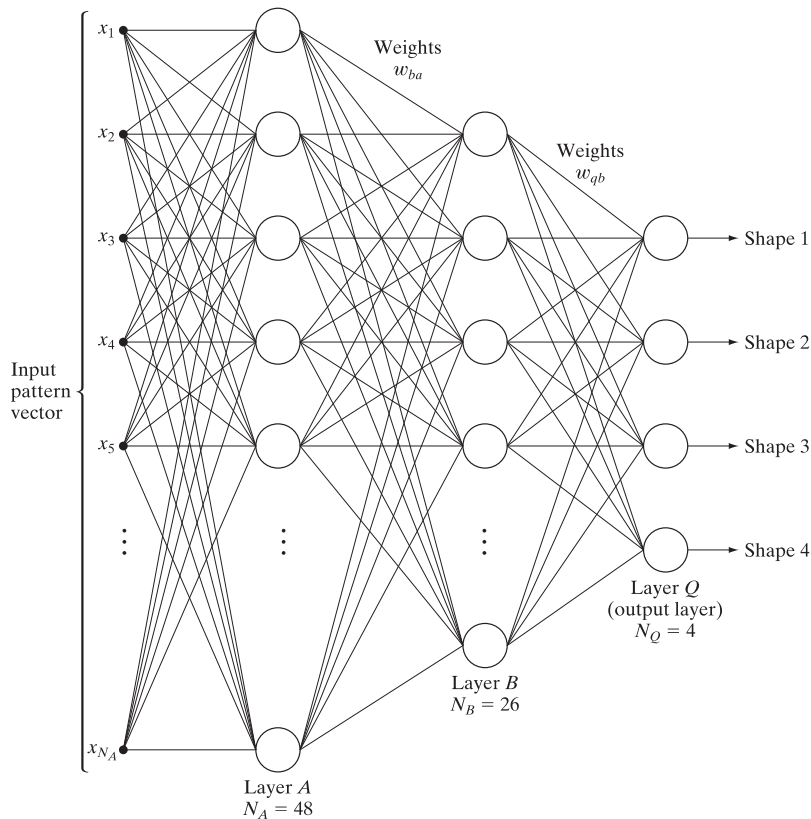
Three-layer neural network used to recognize the shapes in Fig. 12.18. (Courtesy of Dr. Lalit Gupta, ECE Department, Southern Illinois University.)

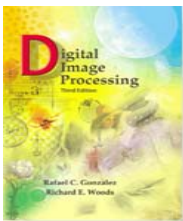
شبکه‌های عصبی

شبکه‌های عصبی چندلایه پیش‌خور: مثال (بازشناسی شکل) (۲ از ۴)

MULTILAYER FEEDFORWARD NEURAL NETWORKS

Three-layer
neural network
used to recognize
the shapes





Chapter 12

Object Recognition

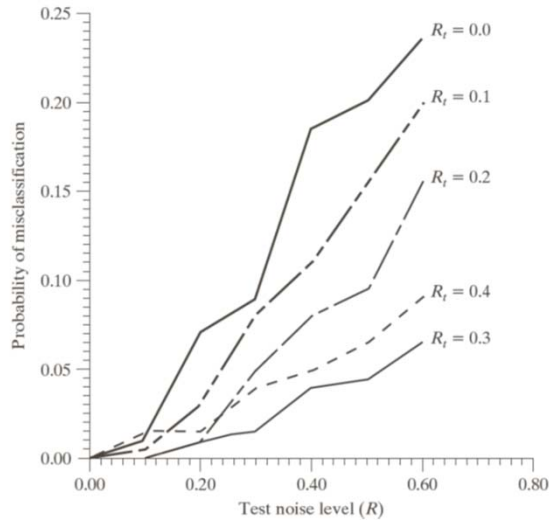


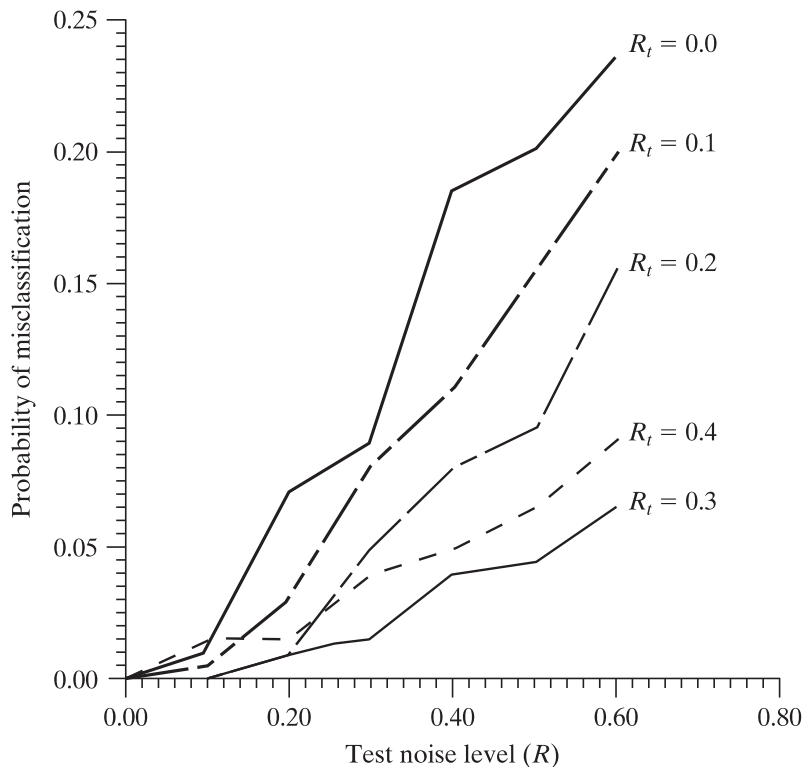
FIGURE 12.20
Performance of
the neural
network as a
function of noise
level. (Courtesy
of Dr. Lalit
Gupta, ECE
Department,
Southern Illinois
University.)

شبکه‌های عصبی

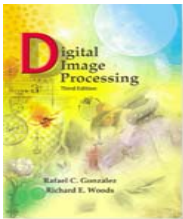
شبکه‌های عصبی چندلایه پیش‌خور: مثال (بازشناسی شکل) (۳ از ۴)

MULTILAYER FEEDFORWARD NEURAL NETWORKS

Performance of the neural network as a function of noise level.



R_t denote a value of R used to generate training data.
 $R_t = 0$ implies noise-free training.



Digital Image Processing, 3rd ed.

Gonzalez & Woods

www.ImageProcessingPlace.com

Chapter 12 Object Recognition

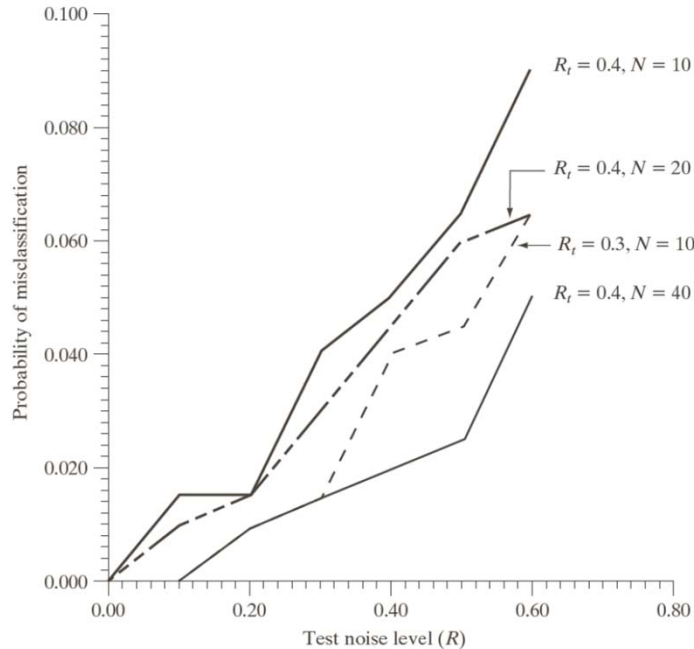


FIGURE 12.21

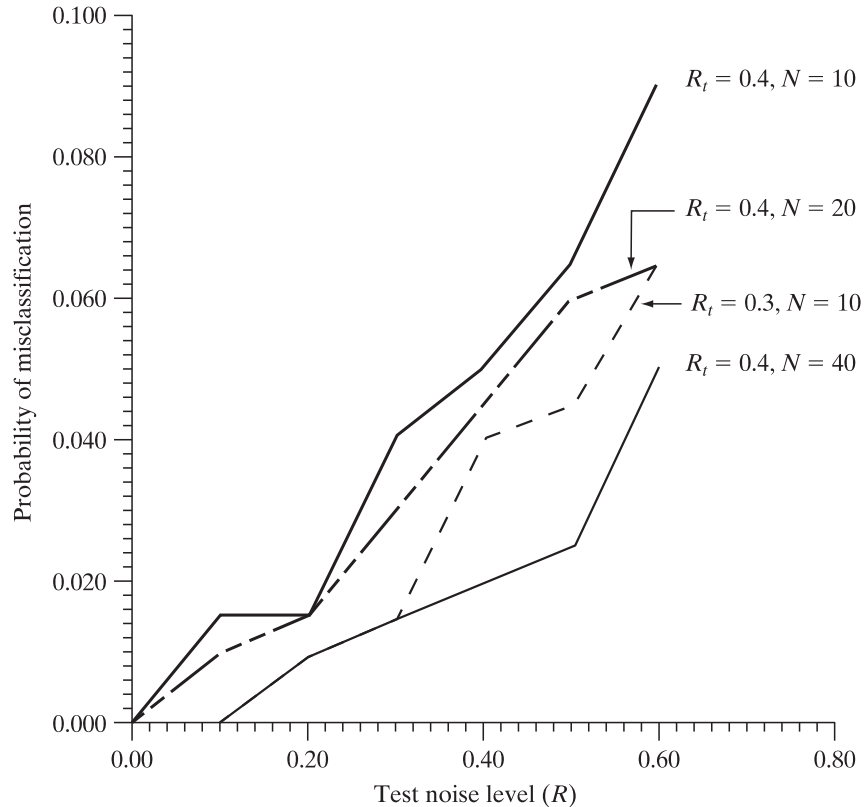
Improvement in performance for $R_t = 0.4$ by increasing the number of training patterns (the curve for $R_t = 0.3$ is shown for reference). (Courtesy of Dr. Lalit Gupta, ECE Department, Southern Illinois University.)

شبکه‌های عصبی

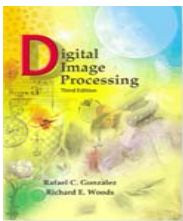
شبکه‌های عصبی چندلایه پیش‌خور: مثال (بازشناسی شکل) (۴ از ۴)

MULTILAYER FEEDFORWARD NEURAL NETWORKS

Improvement in performance for $R_t = 0.4$ by increasing the number of training patterns (the curve for $R_t = 0.3$ is shown for reference).



R_t denote a value of R used to generate **training data**.
 $R_t = 0$ implies noise-free training.
 N : the number of training patterns

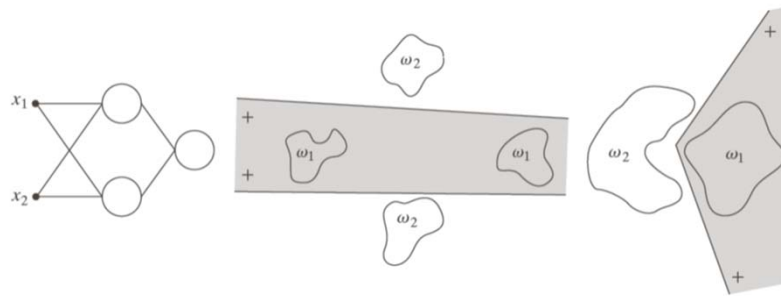


Digital Image Processing, 3rd ed.

Gonzalez & Woods

www.ImageProcessingPlace.com

Chapter 12 Object Recognition



a b c

FIGURE 12.22

(a) A two-input, two-layer, feedforward neural network.

(b) and (c) Examples of decision boundaries that can be implemented with this network.

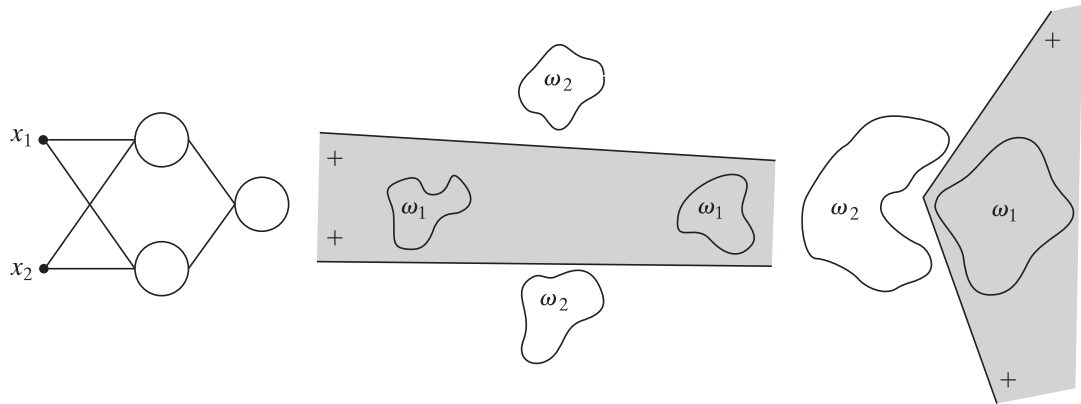
شبکه‌های عصبی

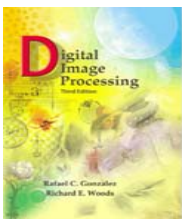
شبکه‌های عصبی چندلایه پیش‌خور: پیچیدگی سطح تصمیم

MULTILAYER FEEDFORWARD NEURAL NETWORKS

a b c

(a) A two-input, two-layer, feedforward neural network.
 (b) and (c) Examples of decision boundaries that can be implemented with this network.





Chapter 12

Object Recognition

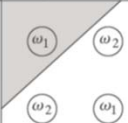
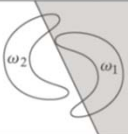
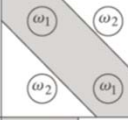
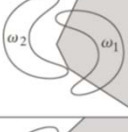
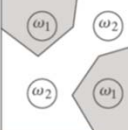
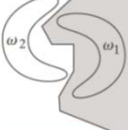
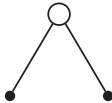
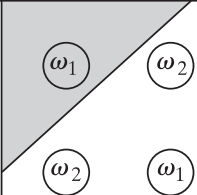
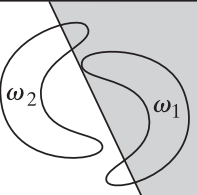
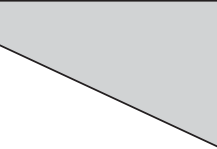
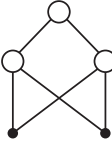
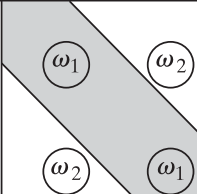
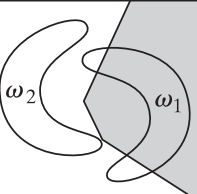
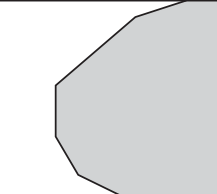
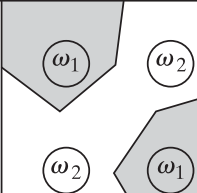
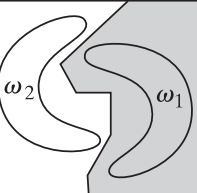
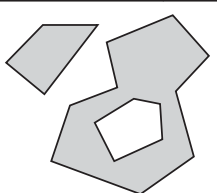
Network structure	Type of decision region	Solution to exclusive-OR problem	Classes with meshed regions	Most general decision surface shapes
Single layer 	Single hyperplane			
Two layers 	Open or closed convex regions			
Three layers 	Arbitrary (complexity limited by the number of nodes)			

FIGURE 12.23
Types of decision regions that can be formed by single- and multilayer feed-forward networks with one and two layers of hidden units and two inputs. (Lippman.)

شبکه‌های عصبی

شبکه‌های عصبی چندلایه پیش‌خور: پیچیدگی سطح تصمیم

MULTILAYER FEEDFORWARD NEURAL NETWORKS

Network structure	Type of decision region	Solution to exclusive-OR problem	Classes with meshed regions	Most general decision surface shapes
Single layer 	Single hyperplane			
Two layers 	Open or closed convex regions			
Three layers 	Arbitrary (complexity limited by the number of nodes)			

۳

بازشناسی بر اساس روش‌های ساختاری

روش‌های ساختاری

STRUCTURAL METHODS

بازشناسی الگو بر مبنای روابط ساختاری ذاتی در شکل

بازشناسی ساختاری الگو
Structural Pattern Recognition



روش‌های ساختاری

تطابق اعداد شکل

STRUCTURAL METHODS: MATCHING SHAPE NUMBER

فرض کنید a و b دو عدد شکل از مرزهای بسته‌ی بازنمایی شده با کد زنجیره‌ای ۴-جهتی باشد.

این دو شکل دارای **درجه‌ی شباهت** k هستند، اگر

$$s_j(a) = s_j(b) \quad \text{for } j = 4, 6, 8, \dots, k$$

$$s_j(a) \neq s_j(b) \quad \text{for } j = k + 2, k + 4, \dots$$

که در آن s عدد شکل و پایین‌نویس ترتیب رقم‌ها را نشان می‌دهد.

فاصله‌ی بین دو شکل a و b به صورت زیر تعریف می‌شود:

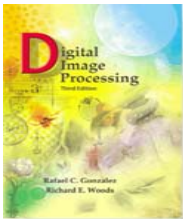
$$D(a, b) = \frac{1}{k}$$

فاصله دارای خصوصیات زیر است:

$$D(a, b) \geq 0$$

$$D(a, b) = 0 \quad \text{iff } a = b$$

$$D(a, c) \leq \max[D(a, b), D(b, c)]$$

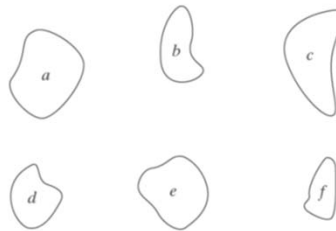


Digital Image Processing, 3rd ed.

Gonzalez & Woods

www.ImageProcessingPlace.com

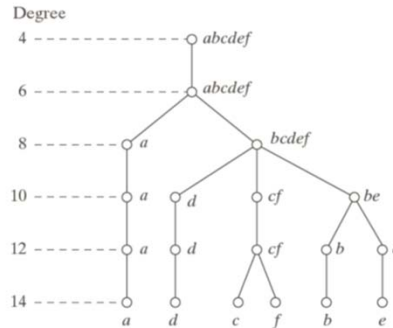
Chapter 12 Object Recognition



a
b c

FIGURE 12.24

(a) Shapes.
(b) Hypothetical
similarity tree.
(c) Similarity
matrix.
(Bribiesca and
Guzman.)

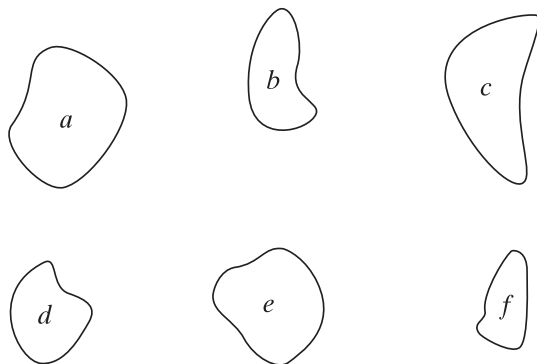


	a	b	c	d	e	f
a	∞	6	6	6	6	6
b		∞	8	8	10	8
c			∞	8	8	12
d				∞	8	8
e					∞	8
f						∞

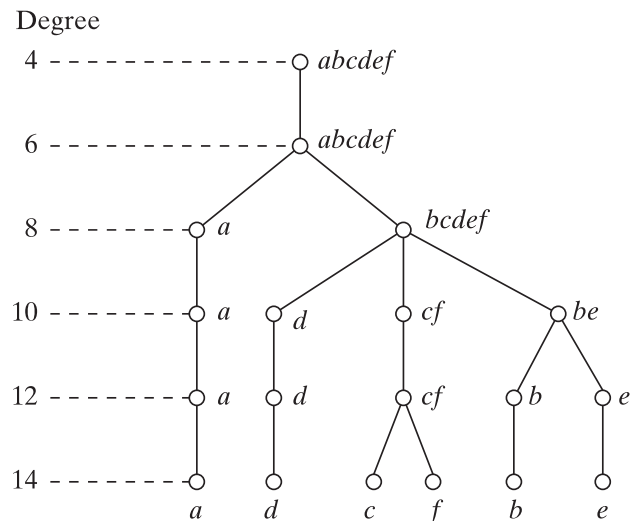
روش‌های ساختاری

تطابق اعداد شکل: مثال: استفاده از اعداد شکل برای مقایسه‌ی اشکال (۱ از ۲)

STRUCTURAL METHODS: MATCHING SHAPE NUMBER



(a) Shapes.

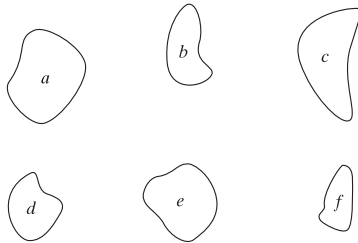


(b) Hypothetical similarity tree.

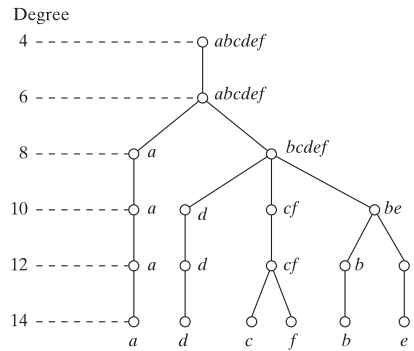
روش‌های ساختاری

تطابق اعداد شکل: مثال: استفاده از اعداد شکل برای مقایسه‌ی اشکال (۲ از ۲)

STRUCTURAL METHODS: MATCHING SHAPE NUMBER



(a) Shapes.



(b) Hypothetical similarity tree.

	<i>a</i>	<i>b</i>	<i>c</i>	<i>d</i>	<i>e</i>	<i>f</i>
<i>a</i>	∞	6	6	6	6	6
<i>b</i>		∞	8	8	10	8
<i>c</i>			∞	8	8	12
<i>d</i>				∞	8	8
<i>e</i>					∞	8
<i>f</i>						∞

(c) Similarity matrix.

روش‌های ساختاری

تطابق رشته‌ها

STRUCTURAL METHODS: STRING MATCHING

فرض کنید دو رمز ناحیه، a و b ، در دو رشته‌ی زیر کدگذاری شده باشد:

$$a_1 a_2 \dots a_n \quad b_1 b_2 \dots b_m$$

فرض کنید α **تعداد تطابق‌ها** بین دو رشته را نشان دهد.

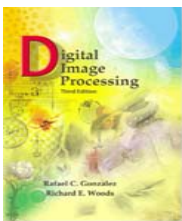
$$a_k = b_k \text{ اگر می‌دهد } k \text{ در مکان}$$

تعداد عدم تطابق‌ها بین دو رشته a و b می‌شود:

$$\beta = \max(|a|, |b|) - \alpha$$

یک معیار شباهت ساده بین دو رشته a و b می‌شود:

$$R = \frac{\alpha}{\beta} = \frac{\alpha}{\max(|a|, |b|) - \alpha}$$

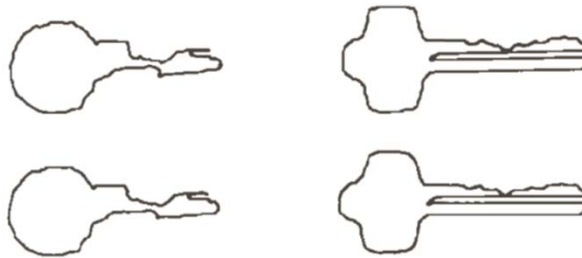


Digital Image Processing, 3rd ed.

Gonzalez & Woods

www.ImageProcessingPlace.com

Chapter 12 Object Recognition



a	b
c	d
e	f
g	

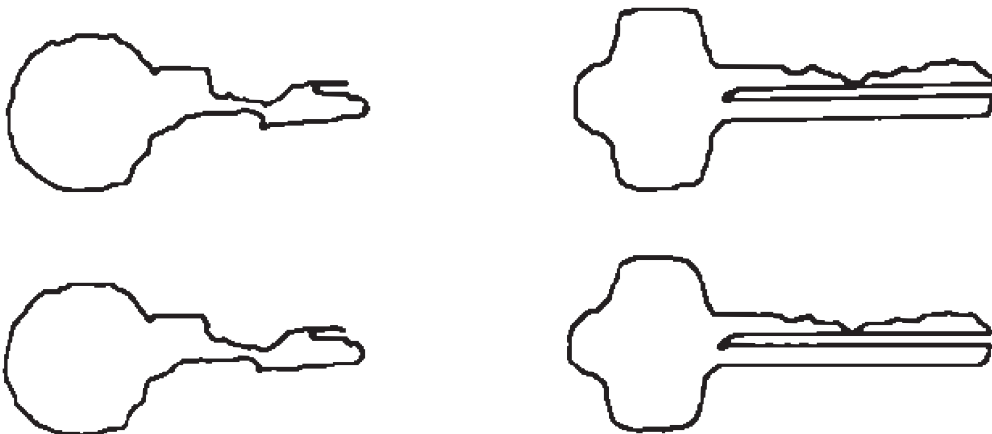
FIGURE 12.25
(a) and (b)
Sample
boundaries of two
different object
classes; (c) and
(d) their
corresponding
polygonal
approximations;
(e)–(g) tabula-
tions of R .
(Sze and Yang.)

R	1.a	1.b	1.c	1.d	1.e	1.f	R	2.a	2.b	2.c	2.d	2.e	2.f
1.a	∞						2.a	∞					
1.b	16.0	∞					2.b	33.5	∞				
1.c	9.6	26.3	∞				2.c	4.8	5.8	∞			
1.d	5.1	8.1	10.3	∞			2.d	3.6	4.2	19.3	∞		
1.e	4.7	7.2	10.3	14.2	∞		2.e	2.8	3.3	9.2	18.3	∞	
1.f	4.7	7.2	10.3	8.4	23.7	∞	2.f	2.6	3.0	7.7	13.5	27.0	∞

R	1.a	1.b	1.c	1.d	1.e	1.f
2.a	1.24	1.50	1.32	1.47	1.55	1.48
2.b	1.18	1.43	1.32	1.47	1.55	1.48
2.c	1.02	1.18	1.19	1.32	1.39	1.48
2.d	1.02	1.18	1.19	1.32	1.29	1.40
2.e	0.93	1.07	1.08	1.19	1.24	1.25
2.f	0.89	1.02	1.02	1.24	1.22	1.18

روش‌های ساختاری

تطابق رشته‌ها: مثال (۱ از ۲)

STRUCTURAL METHODS: STRING MATCHINGمرزهای نمونه از
دو طبقه شیء مختلف

تقریب‌های چندضلعی متناظر

رشته‌ها از روی چندضلعی‌ها تشکیل شده‌اند:

با محاسبه‌ی زاویه‌ی داخلی θ بین قطعات مرز با پیمایش ساعت‌گرد چندضلعی

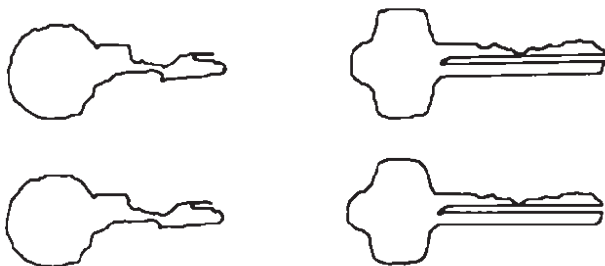
هر زاویه با یکی از هشت نماد ممکن زیر (گام‌های ۴۵ درجه‌ای) کد می‌شود:

$$\alpha_1: 0^\circ < \theta \leq 45^\circ; \alpha_2: 45^\circ < \theta \leq 90^\circ; \dots; \alpha_8: 315^\circ < \theta \leq 360^\circ.$$

روش‌های ساختاری

تطابق رشته‌ها: مثال (۲ از ۲)

STRUCTURAL METHODS: STRING MATCHING



۶ نمونه از طبقه‌ی ۱ داریم:

معیار R را مابین آنها محاسبه می‌کنیم. (به‌طور مشابه برای طبقه‌ی ۲) $I.c$ یعنی سومین نمونه [رشته] از طبقه‌ی ۱)

۶ نمونه از طبقه‌ی ۱ داریم را با ۶ نمونه از طبقه‌ی ۲ مقایسه می‌کنیم:

شباهت‌ها (مقادیر R)

در جدول آخر بسیار کوچکتر از دو جدول قبلی است.

معیار R به درجه‌ی بالایی از تفکیک بین اشیای دو طبقه رسیده است.

R	1.a	1.b	1.c	1.d	1.e	1.f
1.a	∞					
1.b	16.0	∞				
1.c	9.6	26.3	∞			
1.d	5.1	8.1	10.3	∞		
1.e	4.7	7.2	10.3	14.2	∞	
1.f	4.7	7.2	10.3	8.4	23.7	∞

R	2.a	2.b	2.c	2.d	2.e	2.f
2.a	∞					
2.b	33.5	∞				
2.c	4.8	5.8	∞			
2.d	3.6	4.2	19.3	∞		
2.e	2.8	3.3	9.2	18.3	∞	
2.f	2.6	3.0	7.7	13.5	27.0	∞

R	1.a	1.b	1.c	1.d	1.e	1.f
2.a	1.24	1.50	1.32	1.47	1.55	1.48
2.b	1.18	1.43	1.32	1.47	1.55	1.48
2.c	1.02	1.18	1.19	1.32	1.39	1.48
2.d	1.02	1.18	1.19	1.32	1.29	1.40
2.e	0.93	1.07	1.08	1.19	1.24	1.25
2.f	0.89	1.02	1.02	1.24	1.22	1.18

روش‌های ساختاری

بازشناسی نحوی رشته‌ها

STRUCTURAL METHODS: SYNTACTIC RECOGNITION OF STRINGS

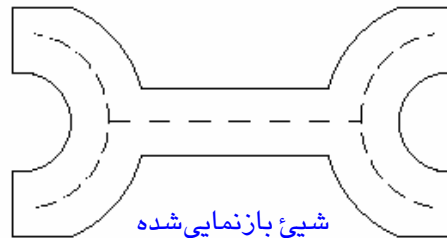
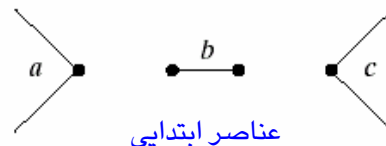
گرامرهای رشته‌ای

String Grammars

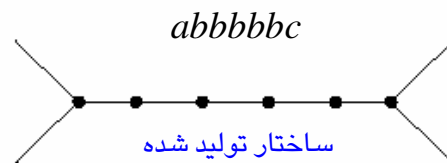
گام ۱:

تولید طبقه‌ی شیء

توسط یک گرامر منظم رشته‌ای انجام می‌شود.

شیء بازنمایی شده
با اسکلت (هرس شده)

عناصر ابتدایی

ساختار تولید شده
توسط یک گرامر منظم رشته‌ای

روش‌های ساختاری

بازشناسی نحوی رشته‌ها

STRUCTURAL METHODS: SYNTACTIC RECOGNITION OF STRINGS

گرامرهای رشته‌ای

String Grammars

گام ۲:

از معنا استفاده می‌کنیم.
(قواعد تولید)

Production	Semantic Information
$S \rightarrow aA$	Connections to a are made only at the dot. The direction of a , denoted θ , is given by the direction of the perpendicular bisector of the line joining the end points of the two undotted segments. The line segments are 3 cm each.
$A \rightarrow bA$	Connections to b are made only at the dots. No multiple connections are allowed. The direction of b must be the same as the direction of a . The length of b is 0.25 cm. This production cannot be applied more than 10 times.
$A \rightarrow bB$	The direction of a and b must be the same. Connections must be simple and made only at the dots.
$B \rightarrow c$	The direction of c and a must be the same. Connections must be simple and made only at the dots.

روش‌های ساختاری

بازشناسی نحوی رشته‌ها

STRUCTURAL METHODS: SYNTACTIC RECOGNITION OF STRINGS

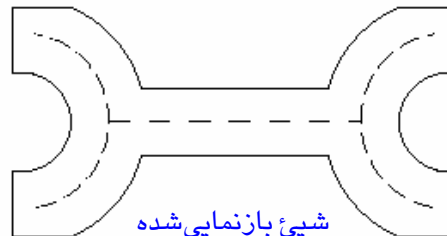
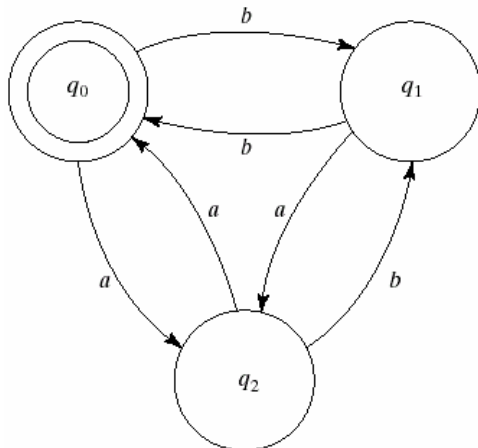
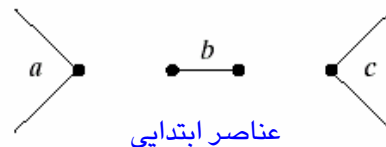
گرامرهای رشته‌ای

String Grammars

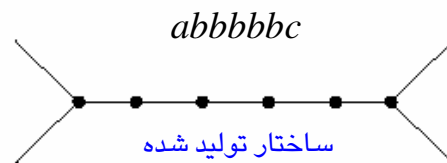
گام ۳:

از آتوماتای متناهی به عنوان

بازشناسی‌کننده‌ی رشته‌ای استفاده می‌کنیم.

شیئی بازنمایی شده
با اسکلت (هرس شده)

عناصر ابتدایی

ساختار تولید شده
توسط یک گرامر منظم رشته‌ای

روش‌های ساختاری

بازشناسی نحوی رشته‌ها

STRUCTURAL METHODS: SYNTACTIC RECOGNITION OF STRINGS

گرامرهای درختی

Tree Grammars

گام ۱:

تولید طبقه‌ی شیئ
توسط یک گرامر درختی انجام می‌شود.

مثال

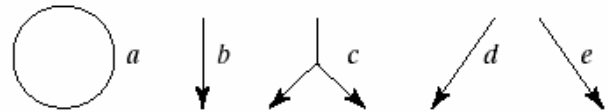
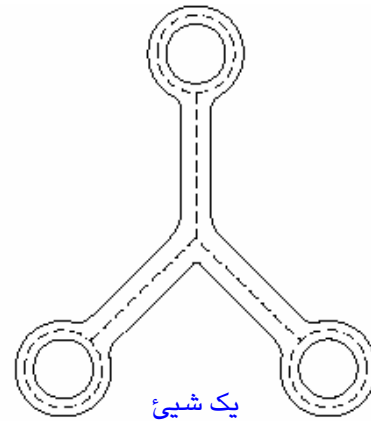
$$S \rightarrow a$$

$$|$$

$$X_1$$

$$X_1 \rightarrow c$$

$$/ \quad \backslash$$

$$X_2 \quad X_3$$


عناصر ابتدایی
مورد استفاده برای بازنمایی اسکلت
به وسیله‌ی یک گرامر درختی

روش‌های ساختاری

بازشناسی نحوی رشته‌ها

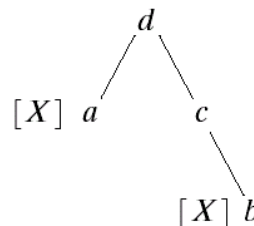
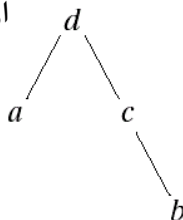
STRUCTURAL METHODS: SYNTACTIC RECOGNITION OF STRINGS

گرامرهای درختی

Tree Grammars

گام ۲:

از آتوماتای درختی به عنوان
بازشناسی‌کننده‌ی
استفاده می‌کنیم.



a	b
c	d

Processing stages
of a frontier-to-
root tree
automaton:
(a) Input tree.
(b) State
assignment to
frontier nodes.
(c) State
assignment to
intermediate
nodes. (d) State
assignment to
root node.

$$S \rightarrow a$$

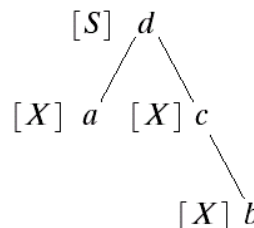
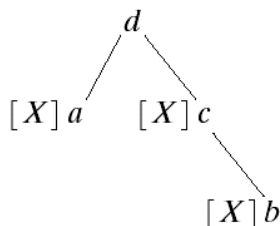
$$\mid$$

$$X_1$$

$$X_1 \rightarrow c$$

$$\quad / \quad \backslash$$

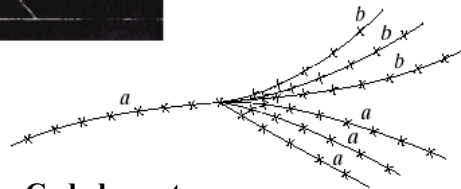
$$X_2 \quad X_3$$



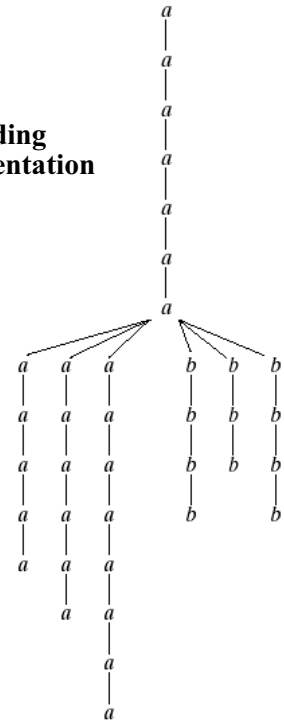
بازشناسی نحوی رشته‌ها: مثال

A dark, grainy astronomical image, likely a negative or a high-contrast photograph. It shows a field of stars of varying brightness. A prominent, bright, curved line of light, possibly a comet's tail or a nebula, arcs across the lower half of the frame. Several stars are circled or marked with 'X's. Along the top edge, there are numbers 0 through 9, possibly indicating a scale or sequence. The overall quality is poor, with significant noise and artifacts.

A bubble chamber photograph

**Coded event**

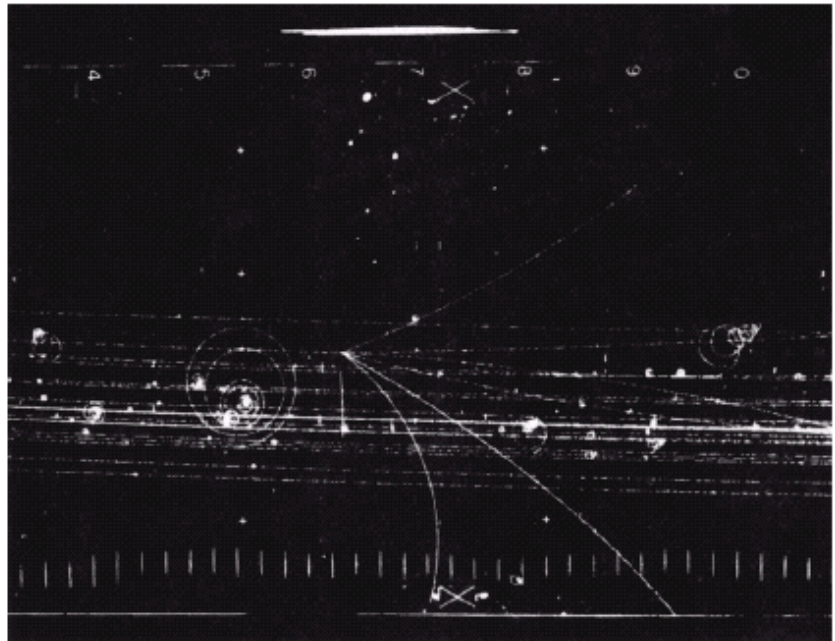
Corresponding tree representation



بازشناسی نحوی رشته‌ها

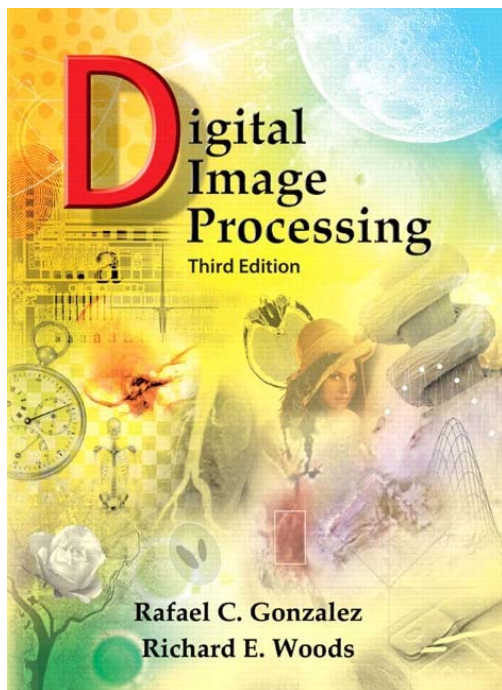
STRUCTURAL METHODS: SYNTACTIC RECOGNITION OF STRINGS

FIGURE 12.30 A bubble chamber photograph. (Fu and Bhargava.)



۴

منابع



Rafael C. Gonzalez, Richard E. Woods,
Digital Image Processing,
Third Edition, Pearson Prentice Hall, 2008.
Chapter 12