

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ



بازشناسی الگو

درس ۱

مقدمه‌ای بر بازشناسی الگو

An Introduction to Pattern Recognition

کاظم فولادی قلعه
دانشکده مهندسی، پردیس فارابی
دانشگاه تهران

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

مقدمه

۱

الگوها
و
بازشناسی
الگو

PATTERNS

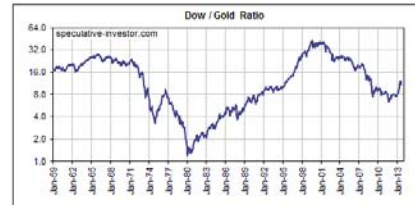
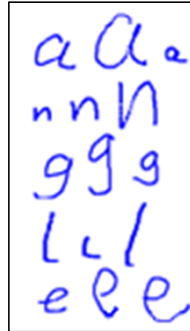
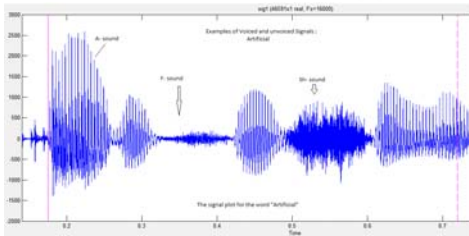
الگو یک پدیده‌ی دارای نظم است.
(مفهومی ذهنی، معمولاً دارای یک نام)

الگو
Pattern

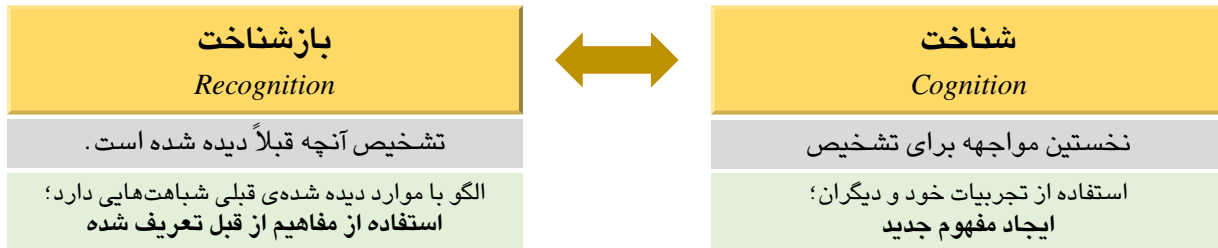


Dear Ann & Tom,
Congratulations on your
twenty-fifth wedding anniversary.
There are so few who are as
fortunate to have what you have,
companionship, friendships, and
a loving relationship.
Happy anniversary.

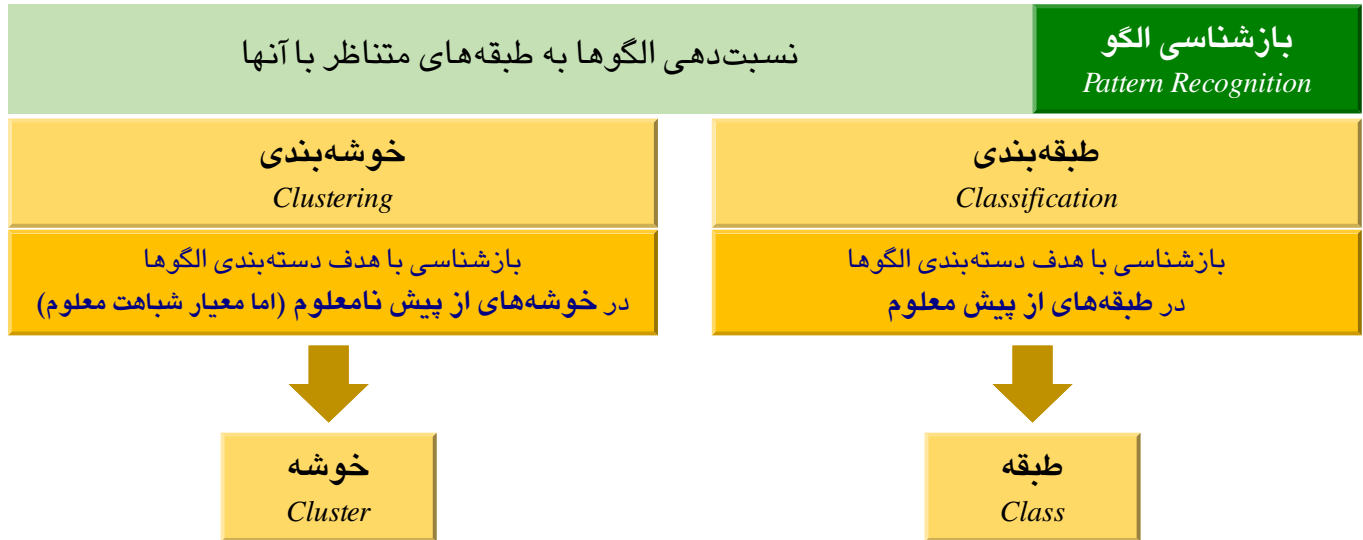
Very truly,
Helene



شناخت / بازشناخت

COGNITION VS. RECOGNITION

بازشناسی الگو

PATTERN RECOGNITION

مقدمه

۲

کاربردهای
بازشناسی
الگو

بازشناسی الگو

کاربردها

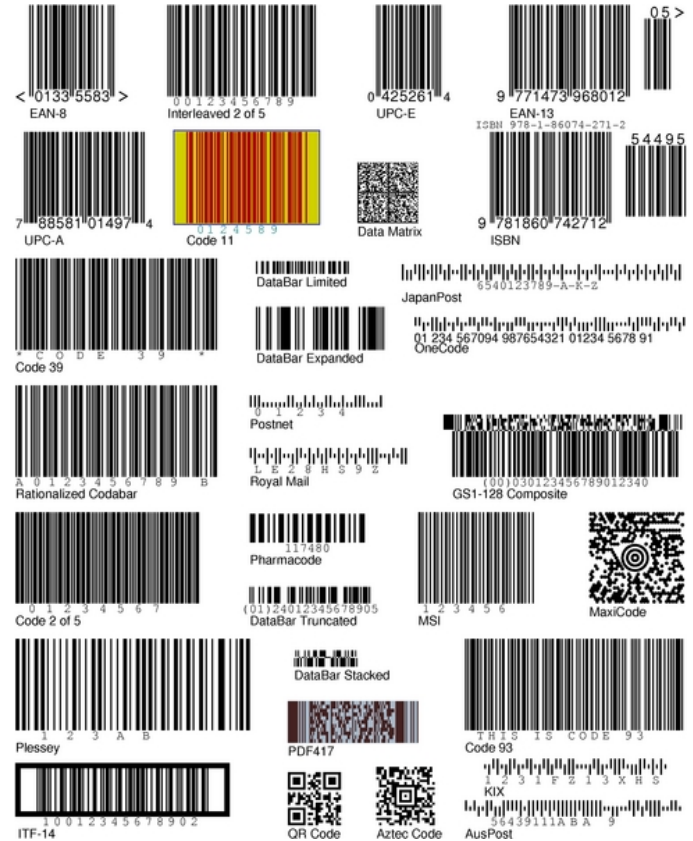
PATTERN RECOGNITION: APPLICATIONS

Problem Domain	Application	Input Pattern	Pattern Classes
Document image analysis	Optical character recognition	Document image	Characters, words
Document classification	Internet search	Text document	Semantic categories
Multimedia database retrieval	Internet search	Video clip	Video genres
Speech recognition	Telephone directory assistance	Speech waveform	Spoken words
Natural language processing	Information extraction	Sentences	Parts of speech
Biometric recognition	Personal identification	Face, iris, fingerprint	Authorized users for access control
Medical	Diagnosis	Microscopic image	Cancerous/healthy cell
Military	Automatic target recognition	Optical or infrared image	Target type
Industrial automation	Printed circuit board inspection	Intensity or range image	Defective/non-defective product
Industrial automation	Fruit sorting	Images taken on a conveyor belt	Grade of quality
Remote sensing	Forecasting crop yield	Multispectral image	Land use categories
Bioinformatics	Sequence analysis	DNA sequence	Known types of genes
Data mining	Searching for meaningful patterns	Points in multidimensional space	Compact and well-separated clusters

بازشناسی الگو

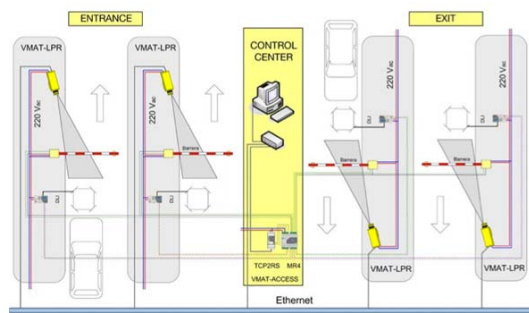
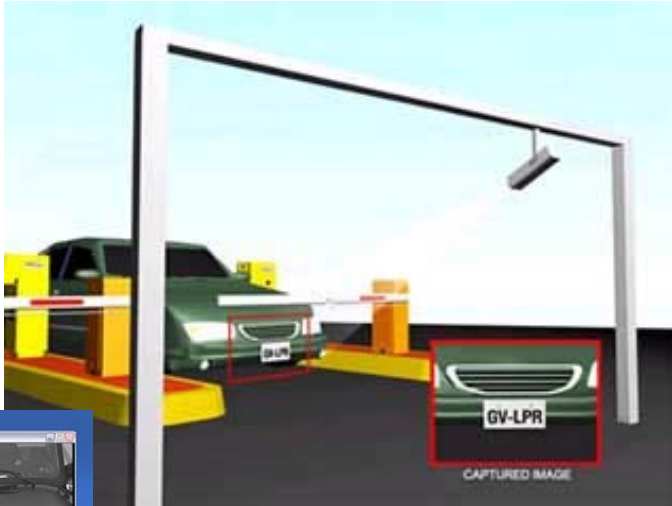
کاربرد در بازشناسی کدهای تصویری

IMAGE-CODE RECOGNITION



کاربرد در بازشناسی پلاک خودرو

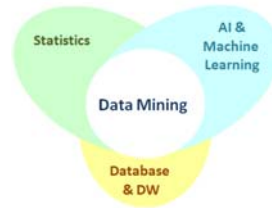
CAR LICENSE-PLATE RECOGNITION



بازشناسی الگو

کاربرد در داده‌کاوی

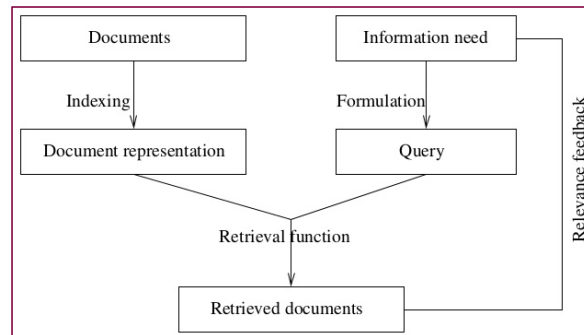
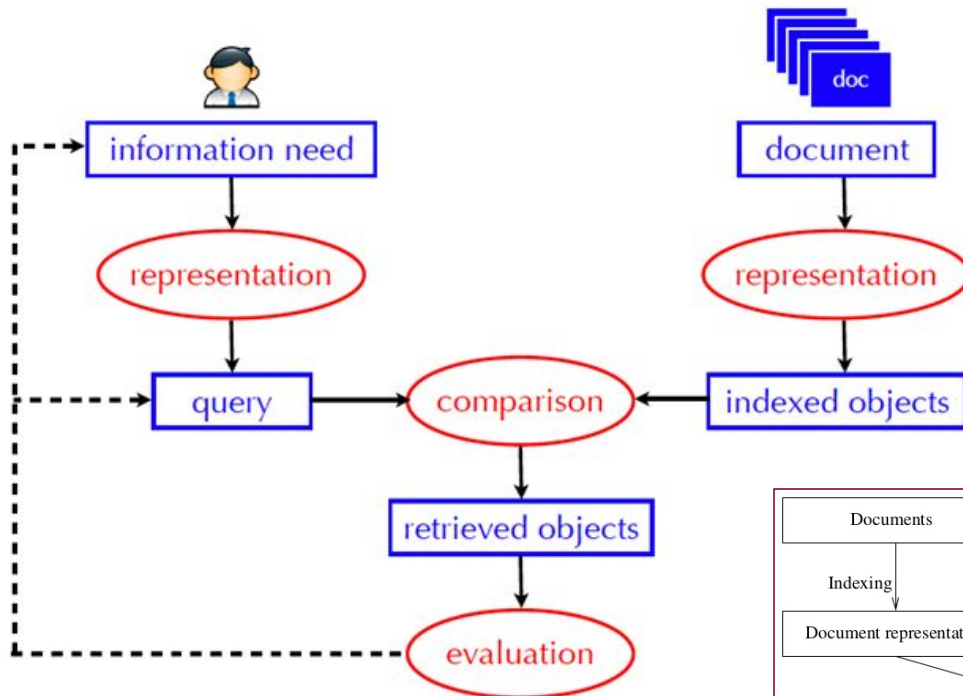
DATA MINING



بازشناسی الگو

کاربرد در بازیابی هوشمند اطلاعات

INTELLIGENT INFORMATION RETRIEVAL



بازشناسی الگو

کاربرد در دسته‌بندی متون

TEXT CATEGORIZATION

بازشناسی الگو

کاربرد در بازیابی تصویر

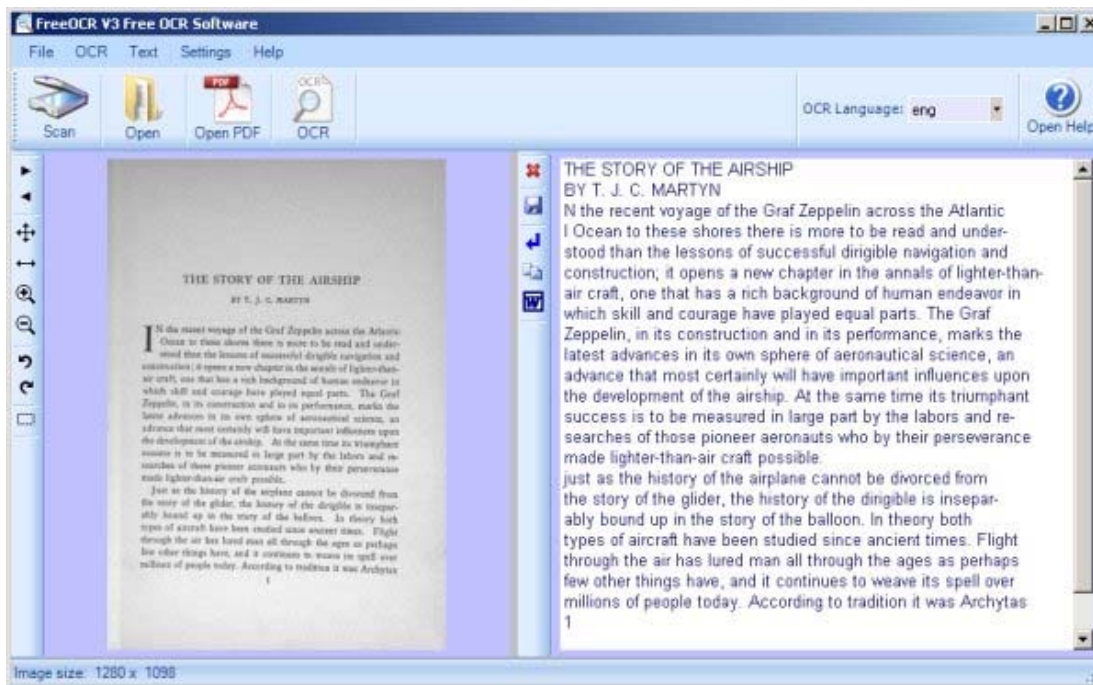
IMAGE RETRIEVAL



بازشناسی الگو

کاربرد در بازشناسی نوری کاراکترها

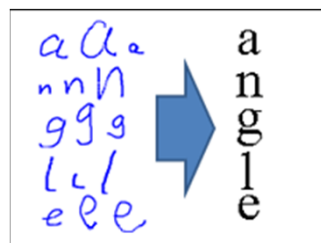
OPTICAL CHARACTER RECOGNITION (OCR)



بازشناسی الگو

کاربرد در بازشناسی دست نوشته

HANDWRITING RECOGNITION



بازشناسی الگو

کاربرد در بازشناسی فرمول

FORMULA RECOGNITION

$$f(z) = \frac{1}{2\pi} \int_0^{2\pi} u(e^{i\psi}) \frac{e^{i\psi} + z}{e^{i\psi} - z} d\psi, |z| < 1$$

$$f(z) = \frac{1}{2\pi} \int_0^{2\pi} u(e^{i\psi}) \frac{e^{i\psi} + z}{e^{i\psi} - z} d\psi, |z| < 1$$

بازشناسی الگو

کاربرد در بازشناسی چهره

FACE RECOGNITION

[MATCH]

MATCH MADE

ENROLLED PHOTO LAST MATCH

ANDREA CANDIAN

DOB: 01/10/1984 HEIGHT: 6' 10"

SEX: MALE WEIGHT: 170

UPDATE: 03/04/2012 FINGER: 1745

STATUS: ACTIVE FINGERPRINT LEVEL: HIGH

LOCATION: LONDON UK

match 98%

REF. NO. 0100001111111111

FACE RECOGNITION

0 10 20 30 40 50 60 70 80 90 100 110 120 130 140 150 160 170



بازشناسی الگو

کاربرد در بازشناسی حالت چهره

FACE EXPRESSION RECOGNITION



بازشناسی الگو

کاربرد در بازشناسی گفتار

SPEECH RECOGNITION



بازشناسی الگو

کاربرد در بازشناسی گوینده

SPEAKER RECOGNITION



بازشناسی گوینده

Speaker Recognition

شناسایی هویت گوینده

Speaker Identification

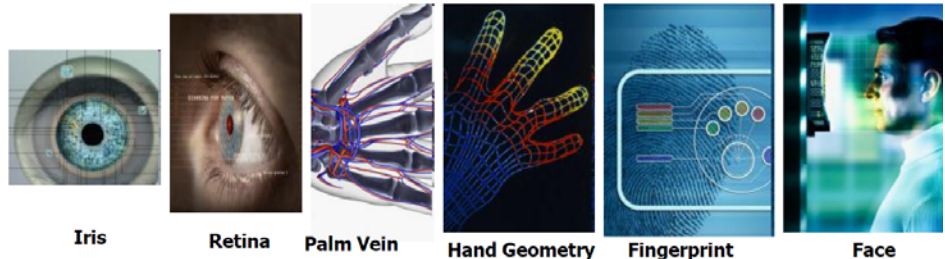
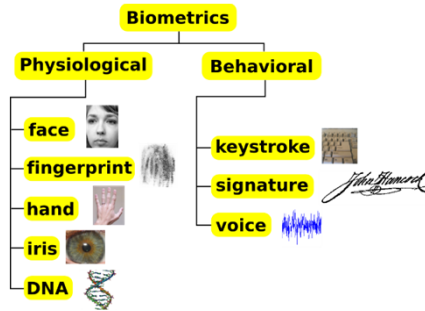
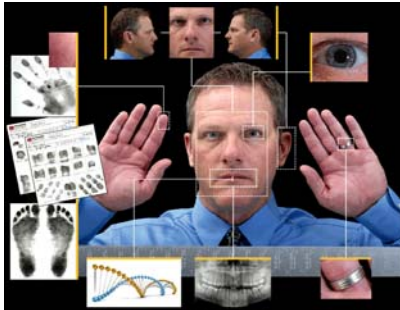
تصدیق هویت گوینده

Speaker Verification

بازشناسی الگو

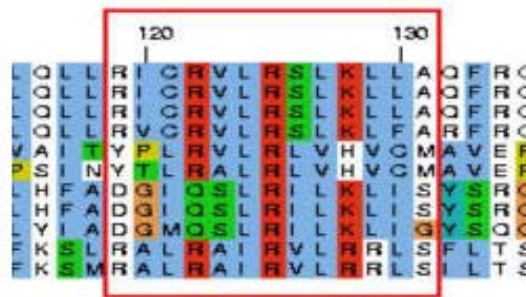
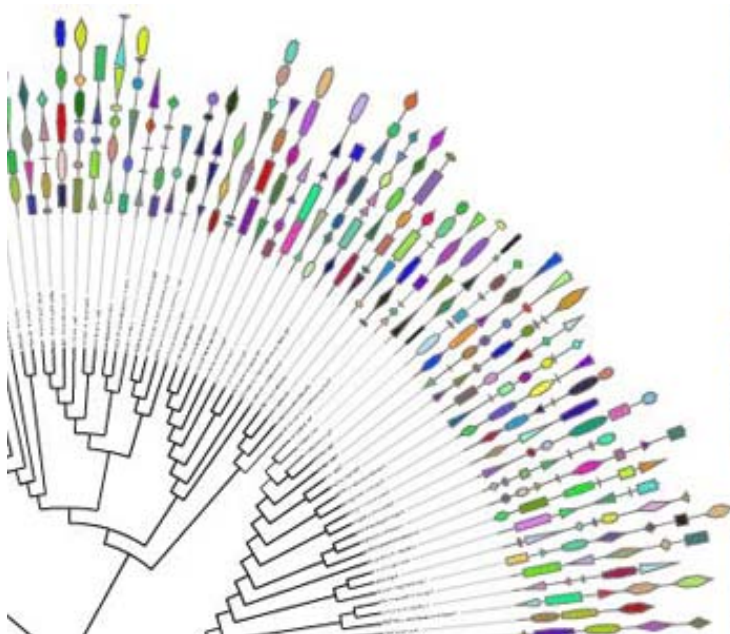
کاربرد در زیست‌سنجی (بیومتری)

BIOMETRICS



کاربرد در بیوانفورماتیک

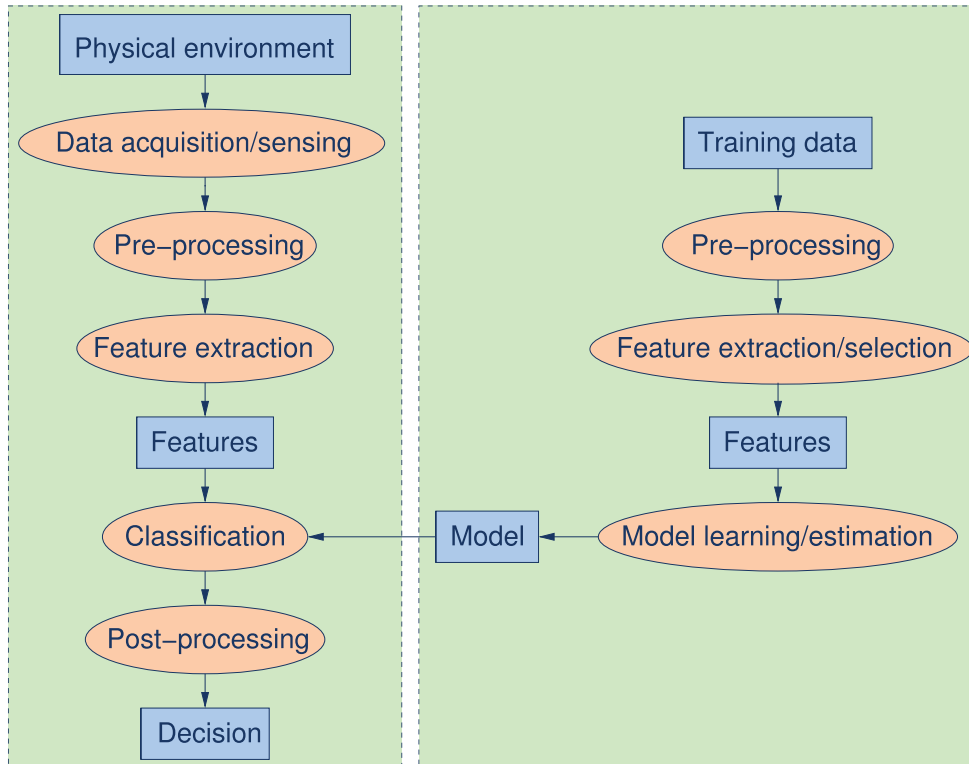
BIOINFORMATICS



۳

سیستم بازشناسی الگو

سیستم بازشناسی الگو

PATTERN RECOGNITION SYSTEM

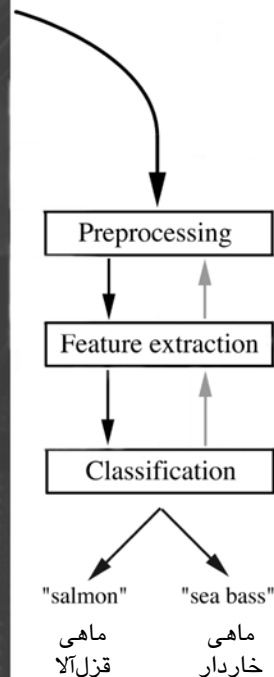
بازشناسی شیئی

مثال: طبقه‌بندی دو نوع ماهی

OBJECT RECOGNITION

اشیایی که باید طبقه‌بندی شوند،
ابتدا توسط یک تراگذر (دوربین)
حس می‌شوند و سیگنال‌های
دریافتی پیش‌پردازش می‌شوند.
سپس ویژگی‌ها استخراج
می‌شوند و سرانجام طبقه‌بندی
(دو نوع ماهی) انجام می‌شود.

جریان اصلی اطلاعات از مبدأ به
سمت طبقه‌بندی کننده است
(پیکان‌های سیاه) اما
در برخی سیستم‌ها مراحل قبلی
پردازش می‌توانند بر اساس
مراحل بعدی پردازش تغییر پیدا
کنند (پیکان‌های خاکستری).



From: Richard O. Duda, Peter E. Hart, and David G. Stork,
Pattern Classification, John Wiley & Sons, Inc., 2001.

بازشناسی شیئی

مثال: طبقه‌بندی دو نوع ماهی (استخراج ویژگی: طول ماهی)

OBJECT RECOGNITION

طول تعدادی از دو نوع ماهی را
محاسبه و ثبت می‌کنیم.

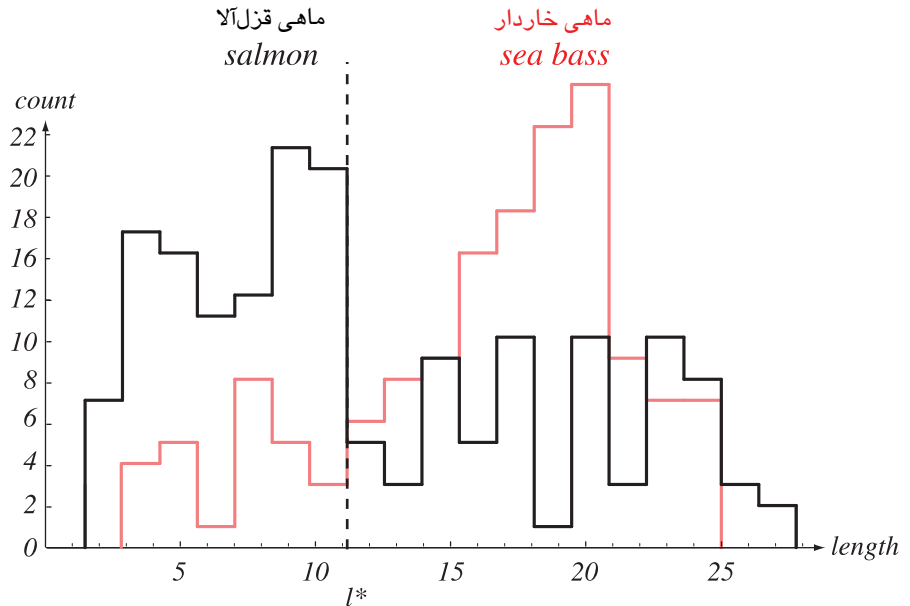
به طور متوسط، طول ماهی
خاردار، از ماهی قزل‌آلا بیشتر
است، اما همیشه این‌گونه نیست.

در شکل، هیستوگرام ویژگی طول
برای هر دو دسته رسم شده است.

یک آستانه‌ی واحد برای مقدار طول
که بتواند بدون ابهام دو دسته را از
هم تفکیک کند، وجود ندارد.

با استفاده از طول به عنوان تنها
ویژگی، مقداری خطا خواهیم داشت.

مقدار l^* حداقل مقدار خطا به طور
متوسط را ایجاد می‌کند.



From: Richard O. Duda, Peter E. Hart, and David G. Stork,
Pattern Classification, John Wiley & Sons, Inc., 2001.

بازشناسی شیئی

مثال: طبقه‌بندی دو نوع ماهی (استخراج ویژگی: وزن ماهی)

OBJECT RECOGNITION

وزن تعدادی از دو نوع ماهی را
محاسبه و ثبت می‌کنیم.

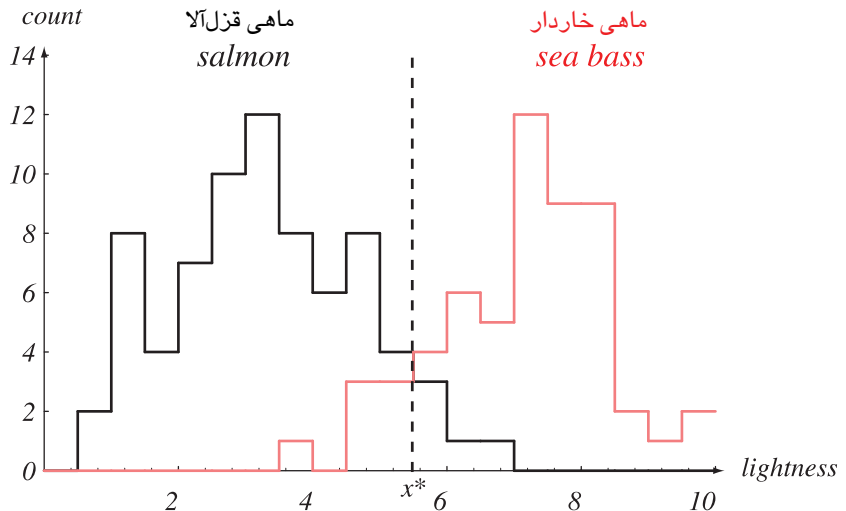
به طور متوسط، سبکی ماهی
خاردار، از ماهی قزل‌آلا بیشتر
است، اما همیشه این‌گونه نیست.
اما همپوشانی مقادیر وزن این دو
نوع ماهی از همپوشانی طول آنها
کمتر است ($\Leftarrow$ وزن: ویژگی بهتر)

در شکل، هیستوگرام ویژگی وزن
برای هر دو دسته رسم شده است.

یک آستانه‌ی واحد برای مقدار وزن
که بتواند بدون ابهام دو دسته را از
هم تفکیک کند، وجود ندارد.

با استفاده از وزن به عنوان تنها
ویژگی، مقداری خطا خواهیم داشت.

مقدار x^* حداقل مقدار خطا به طور
متوسط را ایجاد می‌کند.



From: Richard O. Duda, Peter E. Hart, and David G. Stork,
Pattern Classification, John Wiley & Sons, Inc., 2001.

بازشناسی شیئی

مثال: طبقه‌بندی دو نوع ماهی (استخراج ویژگی: طول و وزن ماهی)

OBJECT RECOGNITION

بهتر است از بیش از یک ویژگی استفاده کنیم.

فضای الگوها با استفاده از تعداد بیشتری ویژگی، بیشتر تفکیک می‌شود.

در این مثال،

از دو ویژگی وزن x_1 و طول x_2 دو

نوع ماهی استفاده می‌کنیم. $\Leftarrow$

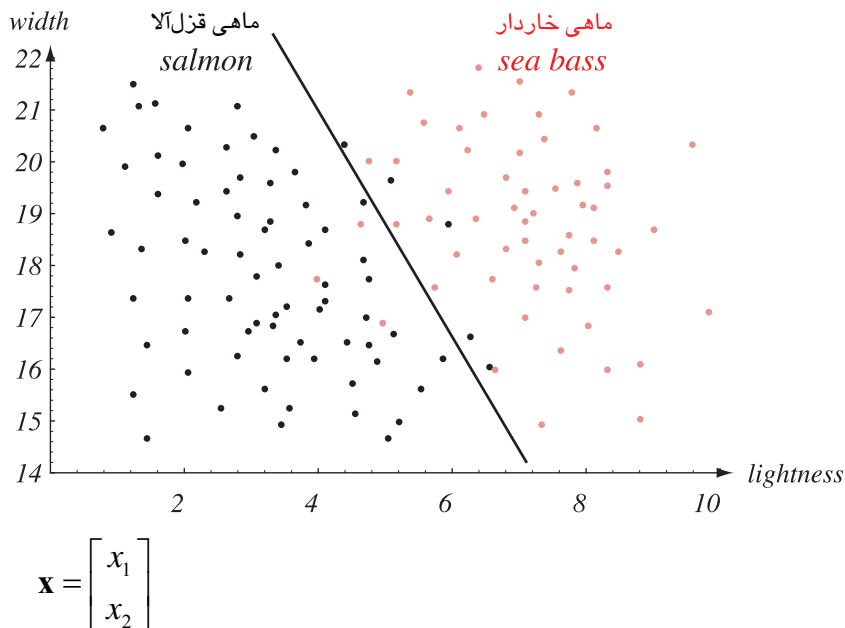
فضای ویژگی دوبعدی $\Leftarrow$

بردار ویژگی دوبعدی

خط سیاه:

مرز تصمیم برای طبقه‌بندی کننده

خطای کلی طبقه‌بندی بر روی این داده‌ها، کمتر از زمانی است که فقط از یک ویژگی استفاده می‌شود، اما هنوز مقداری خطا وجود دارد.



From: Richard O. Duda, Peter E. Hart, and David G. Stork, Pattern Classification, John Wiley & Sons, Inc., 2001.

بازشناسی شیئی

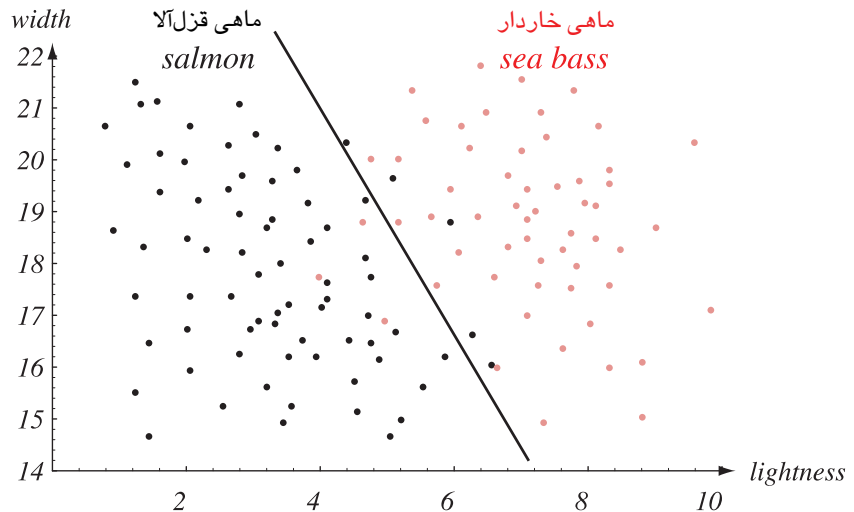
مثال: طبقه‌بندی دو نوع ماهی (استخراج ویژگی: تعداد ویژگی؟)

OBJECT RECOGNITION

می‌توان از بیش از دو ویژگی هم استفاده کرد
(مثلاً نسبت طول به عرض ماهی / تعداد باله‌های ماهی / ...).

- تعداد ویژگی لازم؟
- خوب بودن یک ویژگی؟
- ویژگی‌های همبسته؟

- ❖ هر چه استخراج یک ویژگی ساده‌تر باشد، بهتر است.
- ❖ هر چه یک ویژگی قدرت تفکیک بالاتری داشته باشد، بهتر است.
- ❖ هر چه افزونگی ویژگی‌ها پایین‌تر باشد، بهتر است.
- ❖ هر چه تعداد کل ویژگی‌ها کمتر باشد، بهتر است.
- ❖ هر چه پردازش یک ویژگی ساده‌تر باشد، بهتر است.



From: Richard O. Duda, Peter E. Hart, and David G. Stork, Pattern Classification, John Wiley & Sons, Inc., 2001.

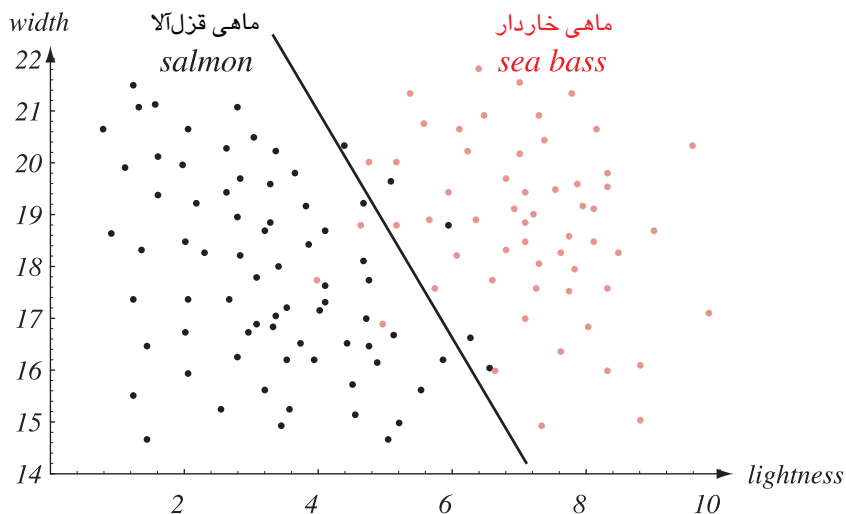
بازشناسی شیئی

مثال: طبقه‌بندی دو نوع ماهی (مرز تصمیم ساده)

OBJECT RECOGNITION

مرز تصمیم ساده = مرز خطی $\Leftarrow$

- دسته‌بندی نادرست
- برخی نمونه‌ها
- واریانس بالا
- تعمیم‌پذیری بالا



From: Richard O. Duda, Peter E. Hart, and David G. Stork,
Pattern Classification, John Wiley & Sons, Inc., 2001.

بازشناسی شیئی

مثال: طبقه‌بندی دو نوع ماهی (مرز تصمیم پیچیده)

OBJECT RECOGNITION

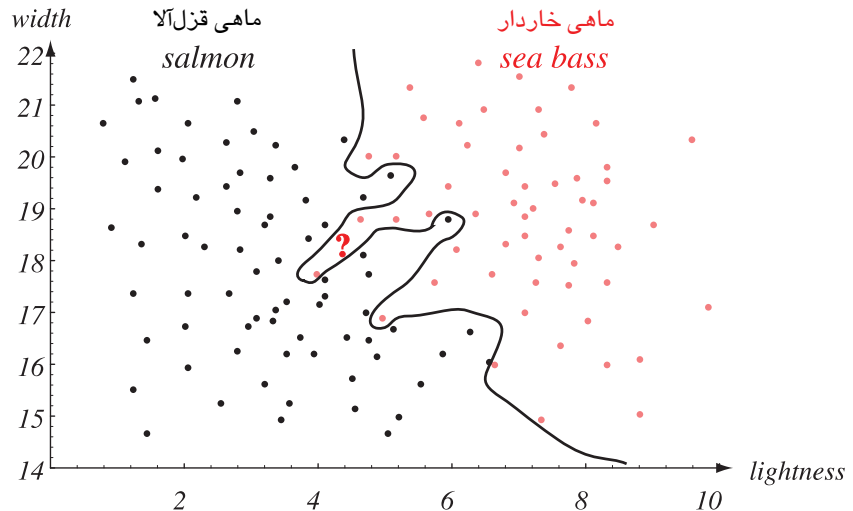
مرز تصمیم خیلی پیچیده ←

- دسته‌بندی درست
- تمام (اغلب) نمونه‌ها
- بایاس بالا (حساسیت به تغییر داده‌ها)
- تعمیم‌پذیری پایین

مدل‌های خیلی پیچیده برای ماهی، به مرزهای تصمیمی منجر می‌شوند که پیچیده هستند.

با وجود اینکه چنین مرز تصمیمی می‌تواند به طبقه‌بندی کامل نمونه‌های آموزشی ما منجر شود، اما برای الگوهای آینده کارایی ضعیفی خواهد داشت (تعمیم‌پذیری پایین):

نمونه‌ی آزمایشی جدید که با ? نشان داده شده است، اتفاقاً بیشتر شبیه قزل‌آلا است اما مرز تصمیم پیچیده باعث شده است که در دسته‌ی ماهی‌های خاردار قرار گیرد.



From: Richard O. Duda, Peter E. Hart, and David G. Stork, Pattern Classification, John Wiley & Sons, Inc., 2001.

بازشناسی شیئی

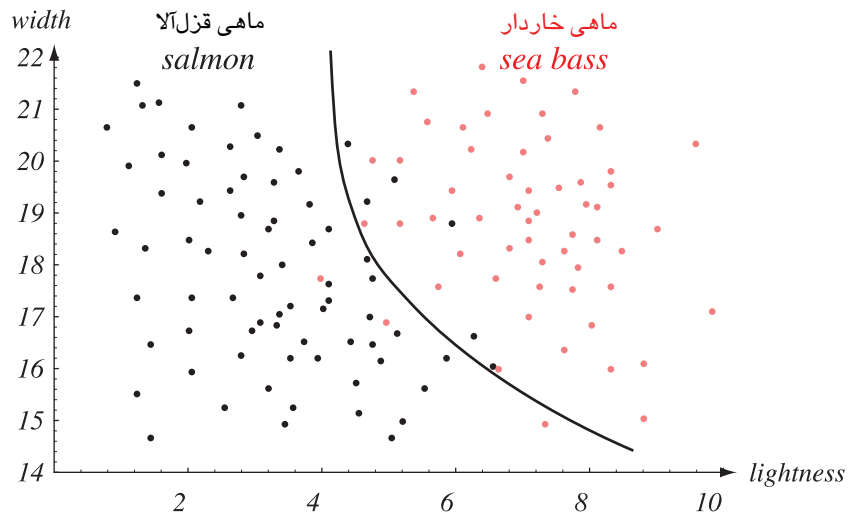
مثال: طبقه‌بندی دو نوع ماهی (مرز تصمیم نه‌چندان پیچیده)

OBJECT RECOGNITION

مرز تصمیم نه‌چندان پیچیده $\Leftarrow$

- دسته‌بندی درست
- تمام (اغلب) نمونه‌ها
- بده‌بستان میان بایاس و واریانس
- تعمیم‌پذیری بالا

مرز تصمیم نشان داده‌شده، می‌تواند یک بده‌بستان بهینه بین کارایی روی داده‌های مجموعه‌ی آموزشی و سادگی طبقه‌بندی‌کننده باشد، که از این طریق بالاترین دقت روی الگوهای جدید حاصل می‌شود.



From: Richard O. Duda, Peter E. Hart, and David G. Stork, Pattern Classification, John Wiley & Sons, Inc., 2001.

بازشناسی شیئی

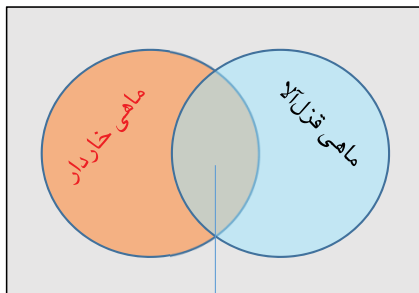
مثال: طبقه‌بندی دو نوع ماهی (فضای الگو)

OBJECT RECOGNITION

فضای الگوی رئال

Real Pattern Space

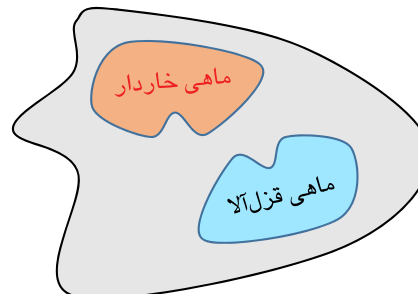
حاصل از ویژگی‌های استخراج‌شده



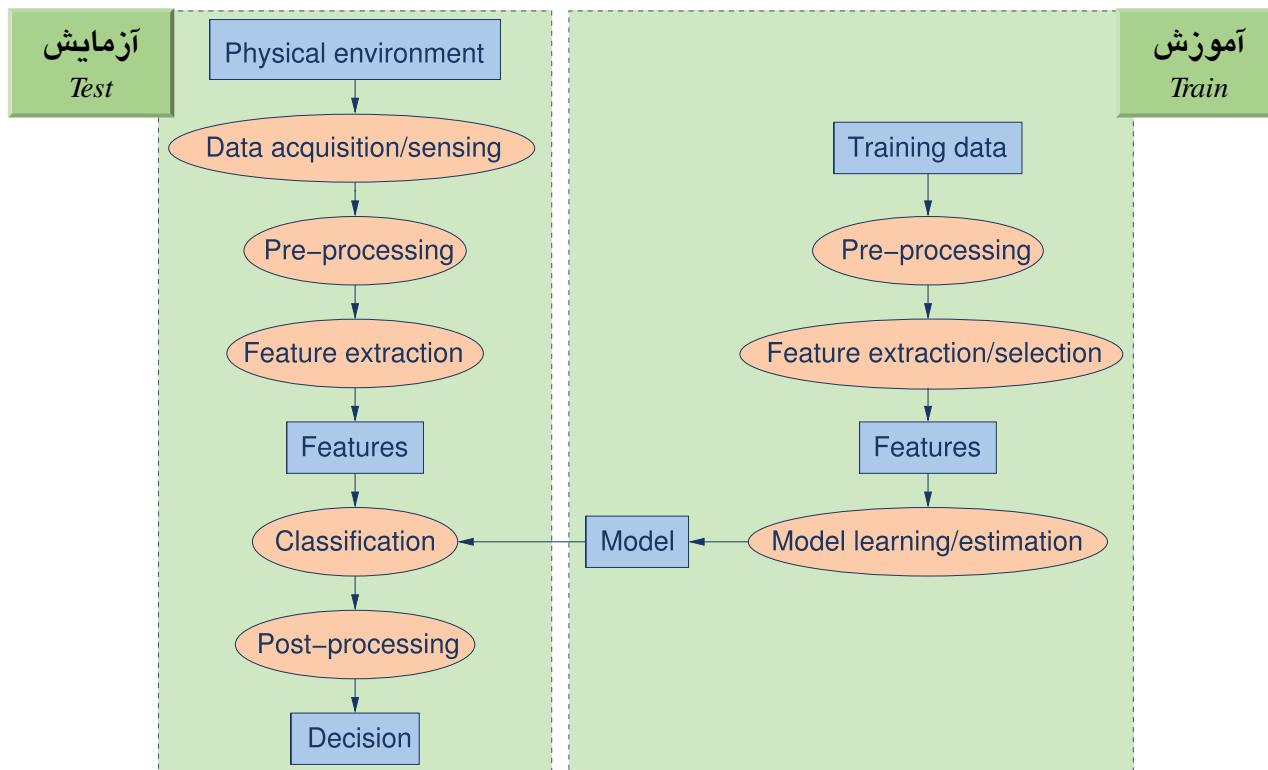
خطای طبقه‌بندی

فضای الگو ایده‌آل

Ideal Pattern Space



سیستم بازشناسی الگو

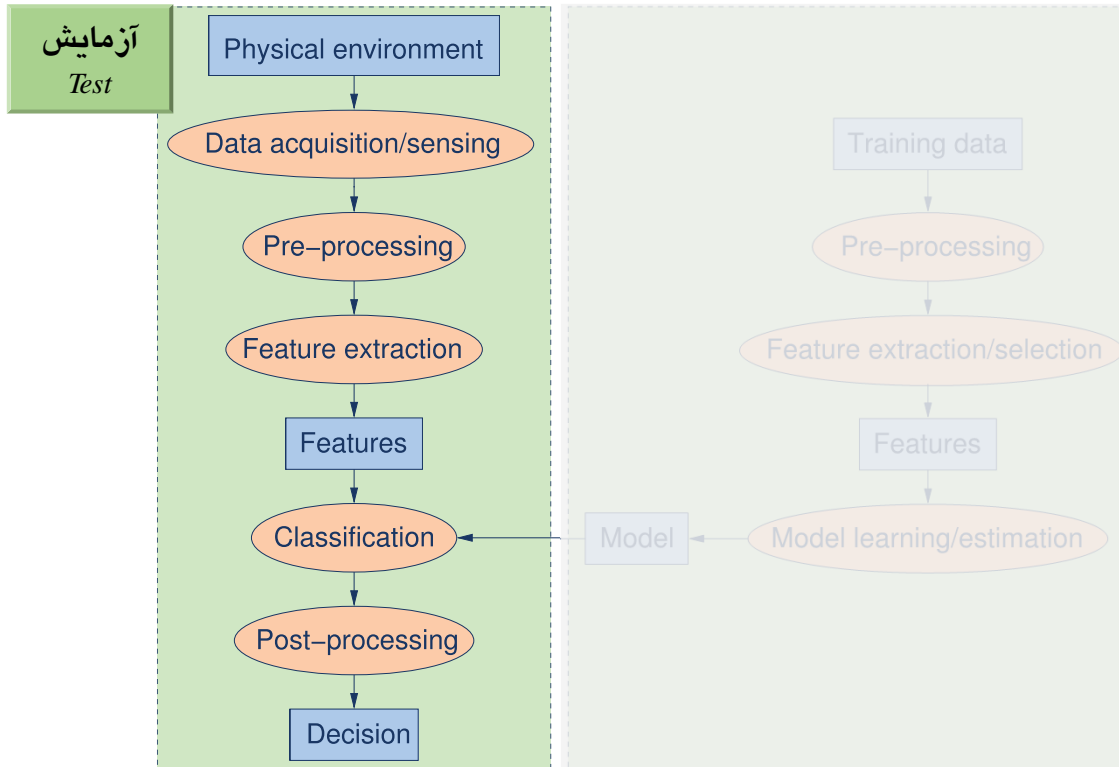
PATTERN RECOGNITION SYSTEM

استفاده از مدل آموزش یافته

ساخت مدل در مرحله‌ی آموزش بر اساس داده‌های آموزشی

سیستم بازشناسی الگو

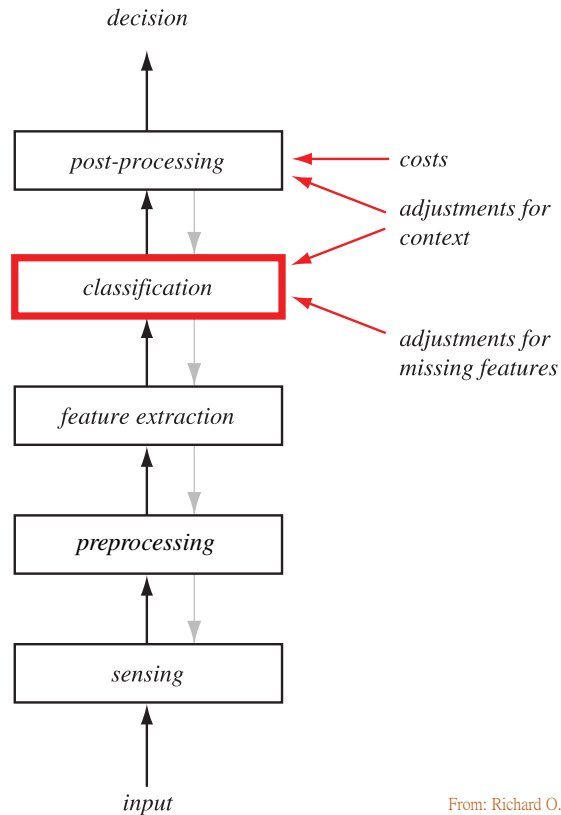
زیرسیستم تصمیم‌گیری

PATTERN RECOGNITION SYSTEM

استفاده از مدل آموزش‌یافته

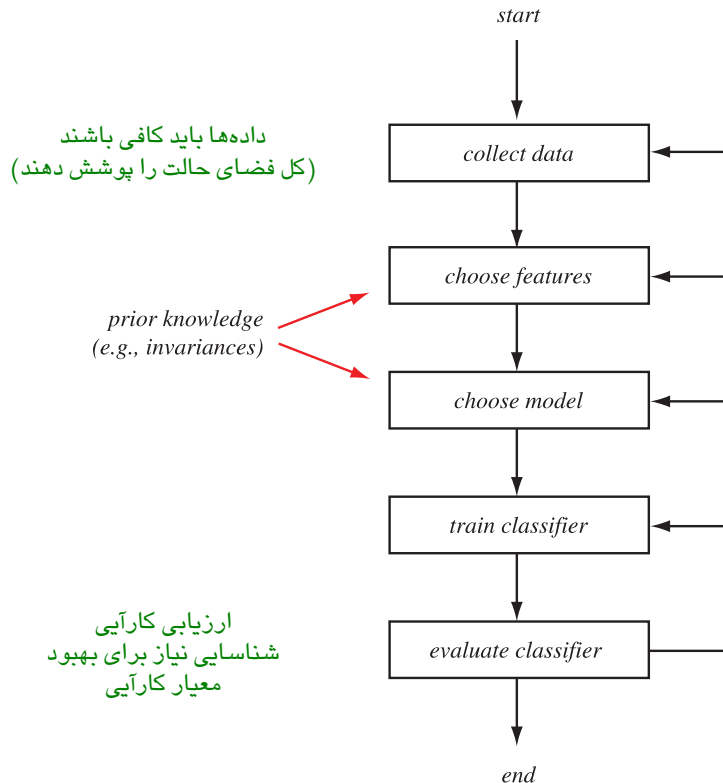
سیستم بازشناسی الگو

فرآیند بازشناسی



From: Richard O. Duda, Peter E. Hart, and David G. Stork,
Pattern Classification, John Wiley & Sons, Inc., 2001.

چرخه‌ی طراحی سیستم بازشناسی الگو

PATTERN RECOGNITION SYSTEM: THE DESIGN CYCLE

From: Richard O. Duda, Peter E. Hart, and David G. Stork,
Pattern Classification, John Wiley & Sons, Inc., 2001.

مقدمه

۴

روی کردها
در
بازشناسی
الگو

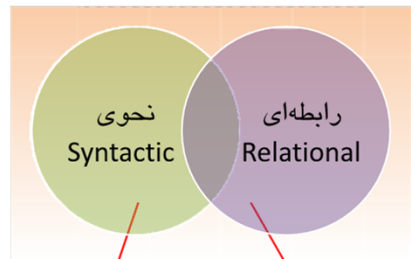
چیدمان الگوها

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	

رویکردهای بازشناسی الگو

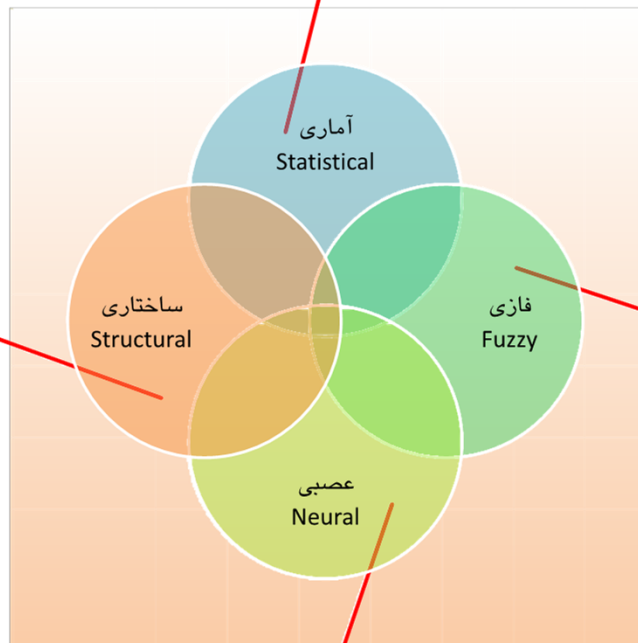
APPROACHES



مبتنی بر گرامر
(نظریه‌ی زبان‌های رسمی)

مبتنی بر گراف
(نظریه‌ی گراف)

مبتنی بر ساختارگرایی
(گرامرها و گراف)



مبتنی بر آمارگرایی
(نظریه‌ی تصمیم و نظریه‌ی اطلاعات)

مبتنی بر اتصال‌گرایی
(شبکه‌های عصبی)

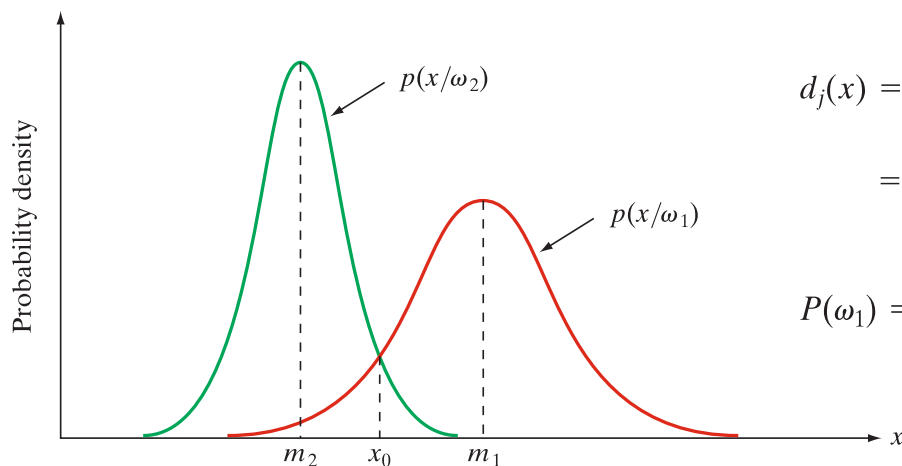
مبتنی بر تدریج‌گرایی
(نظریه‌ی مجموعه‌های فازی)

رویکردهای بازشناسی الگو

رویکرد آماری

STATISTICAL PATTERN RECOGNITION

استفاده از خصوصیت‌های آماری الگوها برای بازشناسی



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

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

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

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

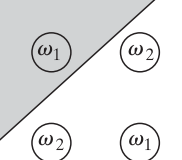
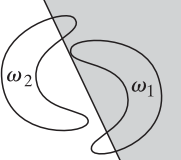
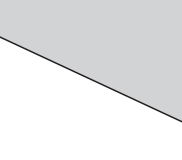
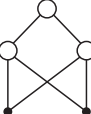
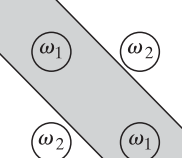
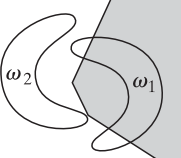
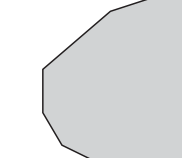
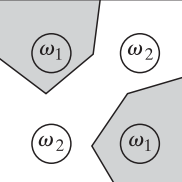
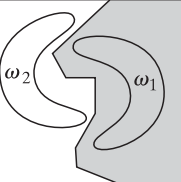
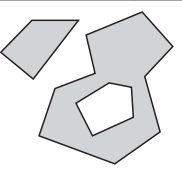
$$p(x_0/\omega_1) = p(x_0/\omega_2)$$

رویکردهای بازشناسی الگو

رویکرد عصبی

NEURAL PATTERN RECOGNITION

استفاده از شبکه‌های عصبی برای بازشناسی الگوها

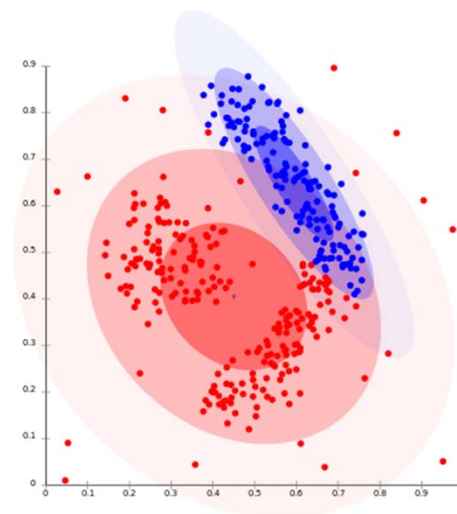
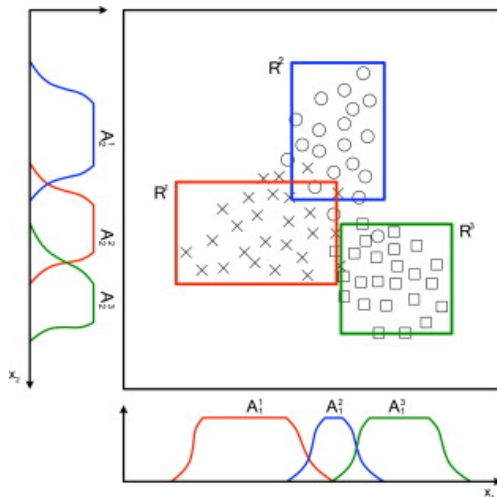
Network structure	Type of decision region	Solution to exclusive-OR problem	Classes with meshed regions	Most general decision surface shapes
Single layer 	Single hyperplane			
Two layers 	Open or closed convex regions			
Three layers 	Arbitrary (complexity limited by the number of nodes)			

رویکردهای بازشناسی الگو

رویکرد فازی

FUZZY PATTERN RECOGNITION

استفاده از مجموعه‌ها و سیستم‌های فازی برای بازشناسی الگوها

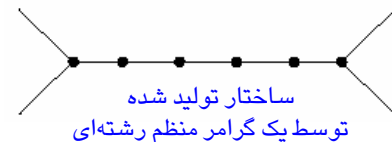
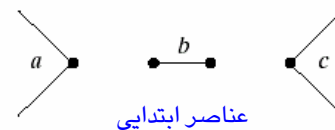
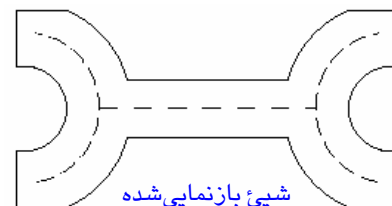
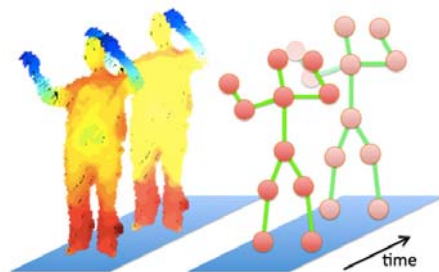


رویکردهای بازشناسی الگو

رویکرد ساختاری

STRUCTURAL PATTERN RECOGNITION

استفاده از روابط ساختاری ذاتی در پدیده‌ها برای بازشناسی الگوها



چیدمان الگوها

Pattern Arrangements

گراف
Graph

درخت
Tree

رشته
String

برای
توصیف‌های ساختاری

مقدمه

۵

یادگیری
ماشینی

یادگیری ماشینی

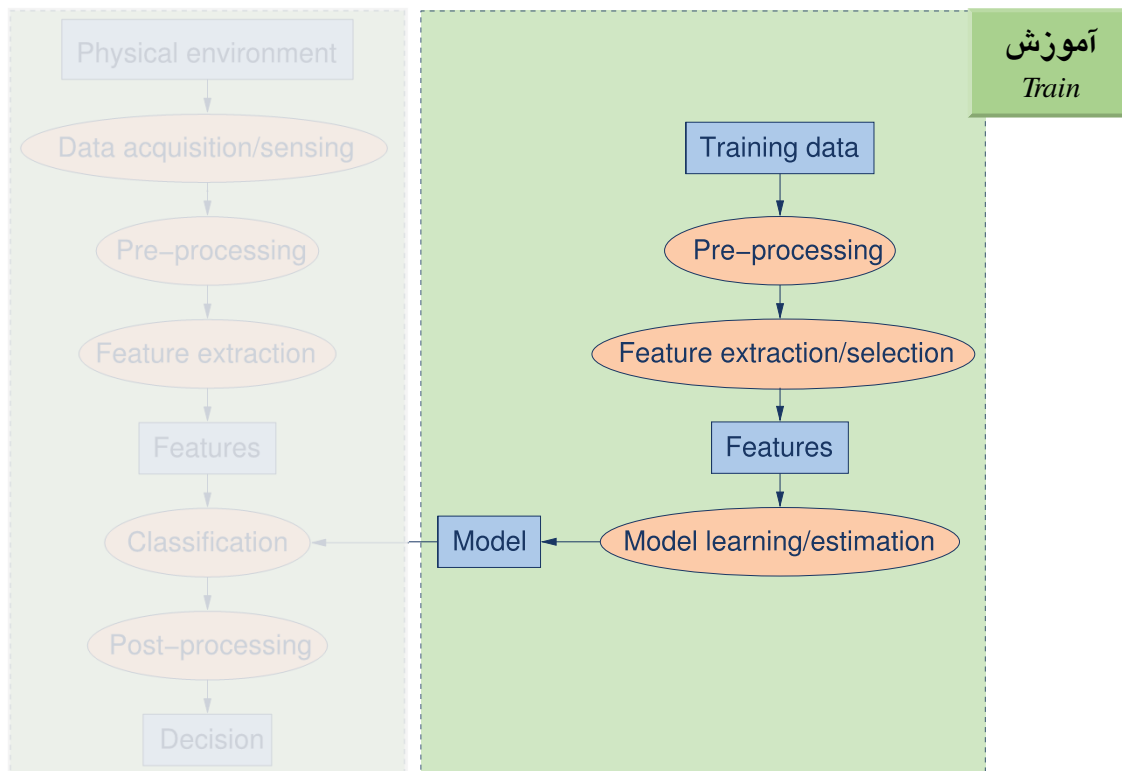
MACHINE LEARNING

هدف:

یادگیری مدل مورد استفاده برای تصمیم‌گیری

سیستم بازشناسی الگو

زیرسیستم یادگیری

PATTERN RECOGNITION SYSTEM

ساخت مدل در مرحله‌ی آموزش بر اساس داده‌های آموزشی

صورت‌های یادگیری

FORMS OF LEARNING

صورت‌های یادگیری				
یادگیری استنباطی <i>Deductive Learning</i>	یادگیری استقرائی <i>Inductive Learning</i>			
یادگیری کل به جزء	یادگیری جزء به کل			
یادگیری تحلیلی <i>Analytical Learning</i>	یادگیری یک تابع یا قاعده‌ی عمومی (درست/نادرست) از روی جفت‌های خاص ورودی - خروجی			
حرکت از یک قاعده‌ی عمومی شناخته‌شده به قاعده‌ی جدیدی که منطقاً استلزام می‌شود. (مفید است، زیرا امکان پردازش کارآمدتر را فراهم می‌کند.)	یادگیری نیمه‌نظارتی <i>Semisupervised</i>	یادگیری تقویتی <i>Reinforcement</i>	یادگیری بی‌نظارت <i>Unsupervised</i>	یادگیری بانظارت <i>Supervised</i>
	یادگیری با وجود تعداد کمی مثال برچسب‌دار و مجموعه‌ی بزرگی از داده‌های بی‌برچسب	یادگیری از روی یک سری تقویت‌ها (پاداش‌ها و جریمه‌ها)	یادگیری الگوهای درون ورودی بدون وجود فیدبک صریح (مثل clustering)	یادگیری نگاشت ورودی به خروجی با دیدن مثال‌های برچسب‌دار
تقسیم‌بندی بر اساس نوع فیدبک موجود برای یادگیری				
سه نوع اصلی یادگیری				

یادگیری استقرائی

INDUCTIVE LEARNING

یادگیری استقرائی

Inductive Learning

یادگیری جزء به کل

یادگیری یک تابع یا قاعده‌ی عمومی (درست / نادرست)
از روی جفت‌های خاص ورودی - خروجی

یادگیری نیمه‌نظارتی

Semisupervised

یادگیری تقویتی

Reinforcement

یادگیری بی‌نظارت

Unsupervised

یادگیری بانظارت

Supervised

یادگیری با نظارت / یادگیری بی نظارت

طبقه‌بندی / رگرسیون / خوشه‌بندی

یادگیری بی نظارت

Unsupervised

خوشه‌بندی

Clustering

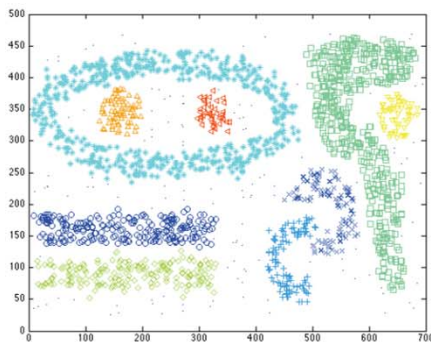
یادگیری با نظارت

Supervised

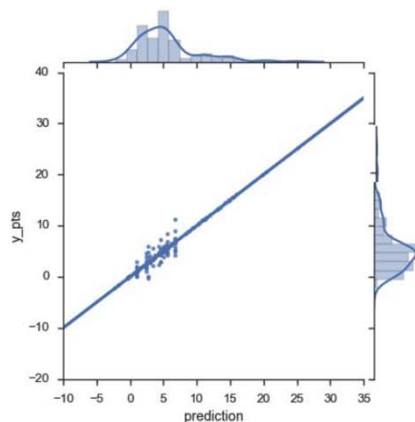
رگرسیون

Regression

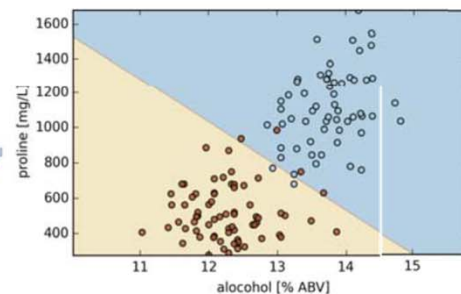
طبقه‌بندی

Classification

$$\{\mathbf{x}^i\}_{i=1}^N$$



$$\{(\mathbf{x}^i, y^i)\}_{i=1}^N$$



$$\{(\mathbf{x}^i, \omega^i)\}_{i=1}^N$$

یادگیری بانظارت

SUPERVISED LEARNING

یادگیری بانظارت

Supervised Learning

یک مجموعه‌ی آموزشی از N جفت ورودی-خروجی نمونه داده شده است:

$$(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_N, y_N)$$

که در آن هر y_j به وسیله‌ی یک تابع مجهول f تولید شده است:

$$y = f(x)$$

یک تابع h را کشف کنید که تابع واقعی f را تقریب بزند.

یادگیری بانظارت

مفاهیم کلیدی

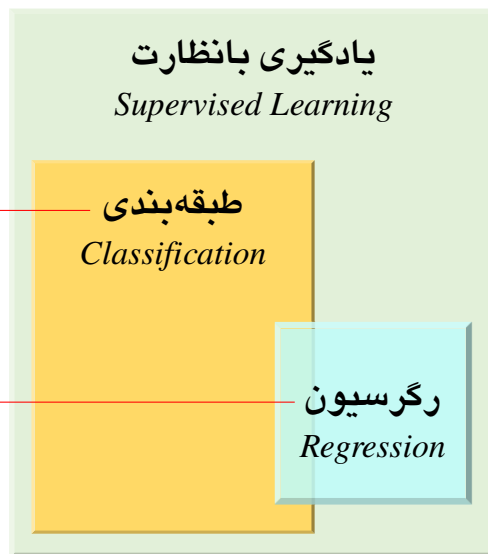
SUPERVISED LEARNING

یادگیری بانظارت <i>Supervised Learning</i>	
مجموعه‌ی جفت‌های ورودی-خروجی معلوم برای آموزش یادگیرنده	مجموعه‌ی آموزشی <i>Training Set</i>
مجموعه‌ی جفت‌های ورودی-خروجی معلوم برای آزمایش یادگیرنده	مجموعه‌ی آزمایشی <i>Test Set</i>
تابع f که باید یاد گرفته شود	هدف <i>Target</i>
تابع مجهول h که باید تقریب مناسبی برای f باشد	فرضیه <i>Hypothesis</i>
مجموعه‌ی همه‌ی توابع منتخب h برای تقریب f	فضای فرضیه <i>Hypothesis Space</i>

 $\mathcal{H}$

یادگیری بانظارت

طبقه‌بندی و رگرسیون

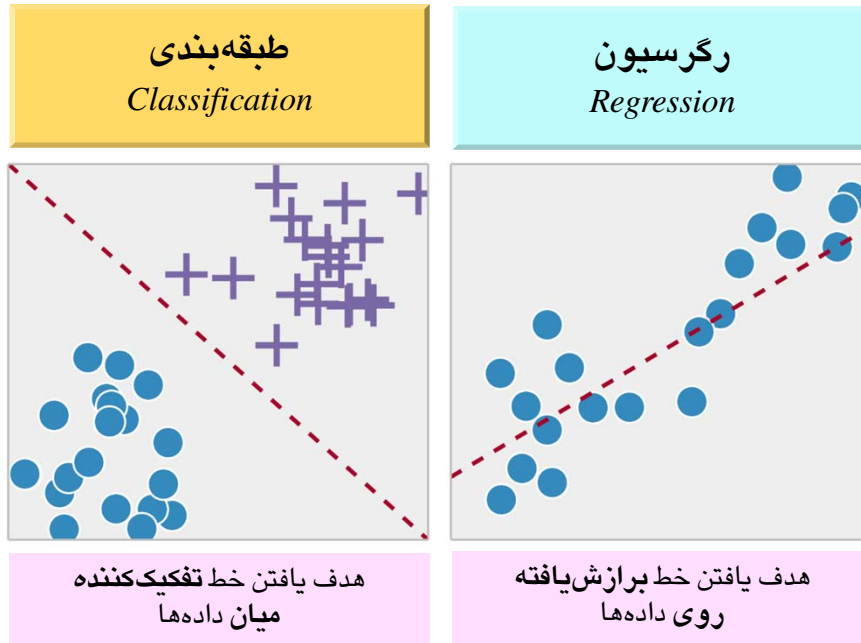
SUPERVISED LEARNING

وقتی خروجی y از یک مجموعه‌ی متناهی مشخص انتخاب شود.

وقتی خروجی y یک عدد باشد (یافتن امید شرطی یا متوسط y)

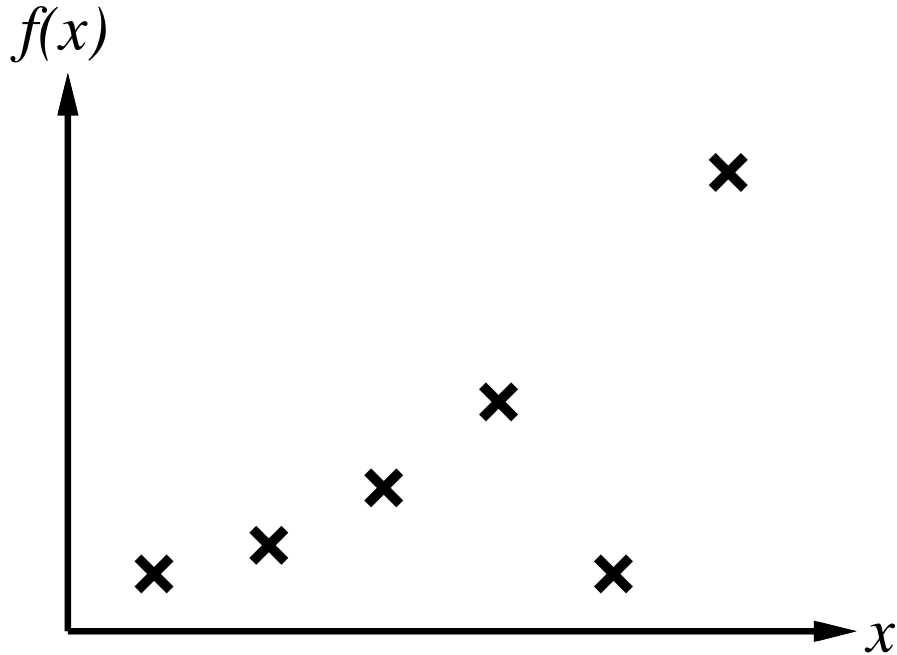
یادگیری بانظارت

طبقه‌بندی و رگرسیون

SUPERVISED LEARNING

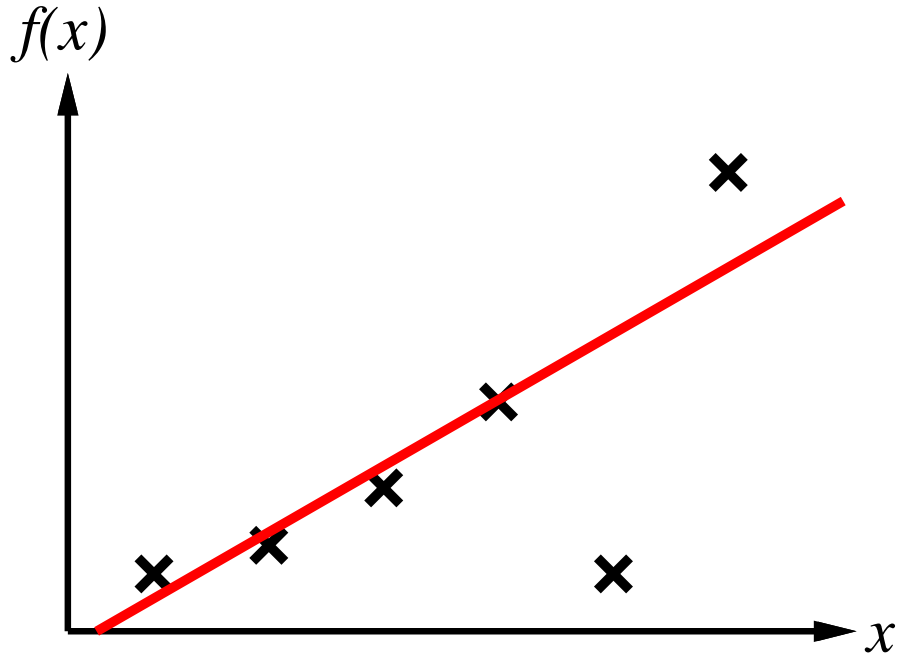
روش یادگیری بانظارت

رگرسیون: مثال: برازش منحنی (۱ از ۵)

SUPERVISED LEARNING METHOD

روش یادگیری بانظارت

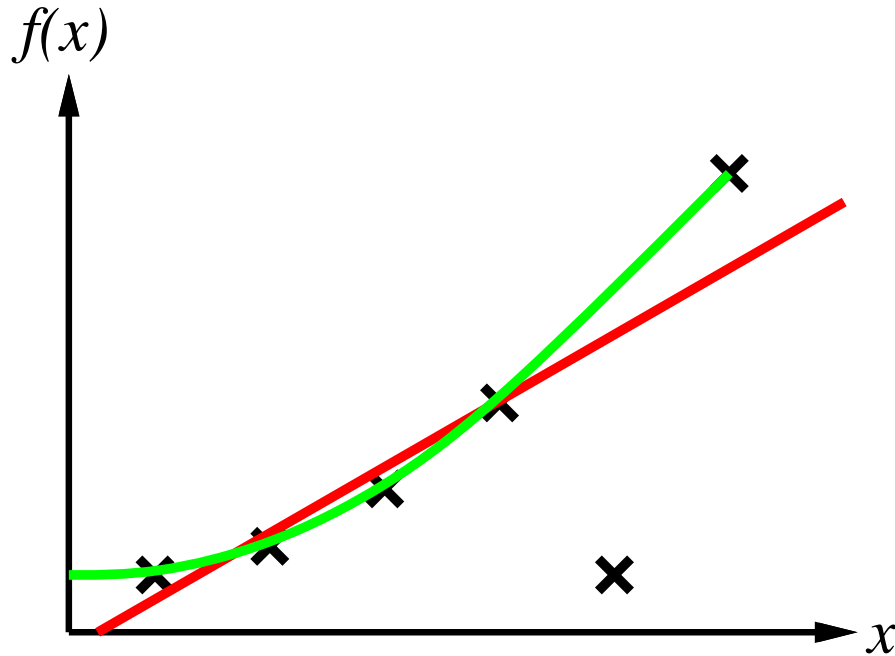
رگرسیون: مثال: برازش منحنی (۲ از ۵)

SUPERVISED LEARNING METHOD

فرضیه بسیار ساده (چند جمله ای خطی)، ناسازگار، تعمیم پذیری خوب

روش یادگیری استقرائی

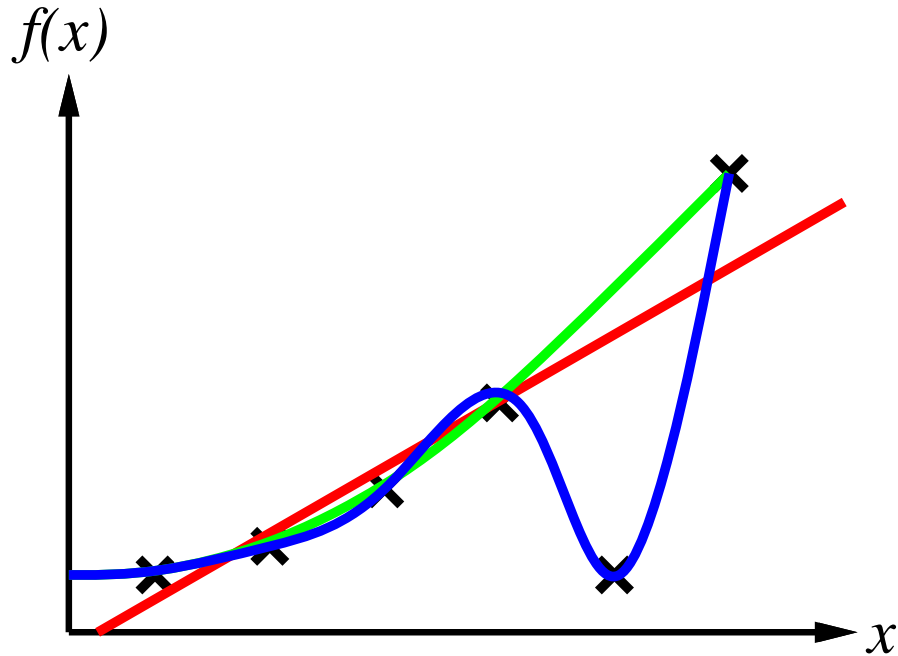
رگرسیون: مثال: برازش منحنی (۳ از ۵)

SUPERVISED LEARNING METHOD

فرضیه ساده (چند جمله ای درجه دوم)، ناسازگار، تعمیم پذیری خوب

روش یادگیری بانظارت

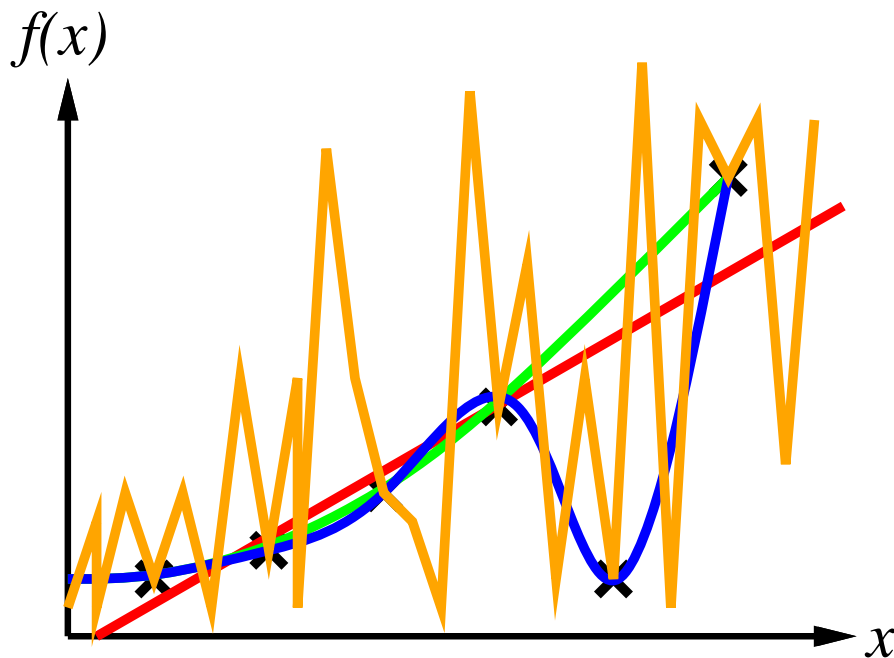
رگرسیون: مثال: برازش منحنی (۴ از ۵)

SUPERVISED LEARNING METHOD

فرضیه پیچیده (چندجمله‌ای درجه بالا)، سازگار، تعمیم‌پذیری متوسط

روش یادگیری بانظارت

رگرسیون: مثال: برازش منحنی (۵ از ۵)

SUPERVISED LEARNING METHOD

فرضیه بسیار پیچیده (چندجمله‌ای با درجه‌ی بسیار بالا)، سازگار، تعمیم‌پذیری پایین

یادگیری بانظارت

سازگاری و تعمیم

تعمیم <i>Generalization</i>	سازگاری <i>Consistency</i>
یک فرضیه تعمیم پذیر است اگر مقادیر خروجی نمونه‌های جدید را به درستی پیش‌بینی کند.	یک فرضیه سازگار است اگر بر روی همه‌ی نمونه‌های آموزشی درست باشد.

بده‌بستان میان سازگاری - تعمیم‌پذیری:
فرضیه‌های **پیچیده** با **سازگاری کامل** و فرضیه‌های **ساده‌تر** با **تعمیم‌پذیری بالاتر**

بده‌بستان میان رسایی - پیچیدگی:
رسایی یک فضای فرضیه و پیچیدگی یافتن یک فرضیه‌ی خوب در آن فضا

تیغهی اوخامی

کدام مدل بهتر است؟

OCKHAM'S RAZOR

یک مسئله‌ی بنیادی در یادگیری استقرائی:

چگونه بین چند فرضیه‌ی سازگار یکی را انتخاب کنیم؟

ترجیح با ساده‌ترین فرضیه‌ی سازگار با داده‌ها است.

بهترین مدل برای هر پدیده، ساده‌ترین مدل توصیف‌کننده‌ی آن است.

«به نام ویلیام اوخامی فیلسوف انگلیسی قرن 14 میلادی»

تیغهی اوخامی

Ockham's Razor

یادگیری بانظارت

محتمل‌ترین فرضیه برای داده‌های موجود

یادگیری بانظارت، با انتخاب فرضیه‌ی h^* انجام می‌شود:

محتمل‌ترین فرضیه با داشتن داده‌ها

$$h^* = \operatorname{argmax}_{h \in \mathcal{H}} P(h|data)$$

عبارت معادل از طریق قاعده‌ی بیز

$$h^* = \operatorname{argmax}_{h \in \mathcal{H}} P(data|h) P(h)$$

مقدمه

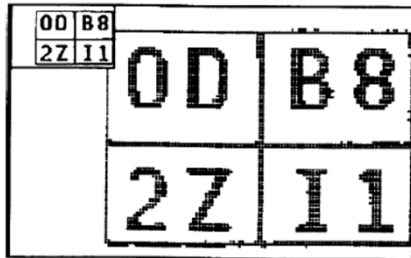
۶

چالش‌ها
و
ارزیابی

چالش گوناگونی

VARIABILITY CHALLENGEگوناگونی
*Variability*گوناگونی میان-طبقه‌ای
Inter-Class Variability

ویژگی‌ها باید به گونه‌ای باشند که
گوناگونی میان-طبقه‌ای آنها زیاد باشد.



مثال: کاراکترهای مشابه / چهره‌های مشابه

گوناگونی درون-طبقه‌ای
Intra-Class Variability

ویژگی‌ها باید به گونه‌ای باشند که
گوناگونی درون-طبقه‌ای آنها کم باشد.



مثال: شکل‌های مختلف یک کاراکتر

معیارهای ارزیابی یک سیستم بازشناسی الگو

قوام

Robusness

عدم حساسیت به نویز

هزینه‌ی ساخت

Construction Cost

هزینه‌ی طراحی و ساخت

سرعت

Speed

پیچیدگی محاسباتی

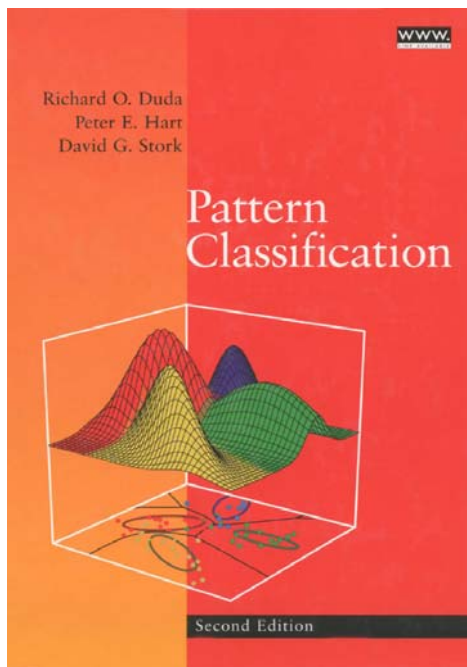
دقت

*Accuracy*نرخ خطا
درصد بازشناسی درست

مقدمه



منابع



R.O. Duda, P.E. Hart, and D.G. Stork,
Pattern Classification,
 Second Edition, John Wiley & Sons, Inc., 2001.

Chapter 1

CHAPTER 1

INTRODUCTION

The ease with which we recognize a face, understand spoken words, read handwritten characters, identify our car keys in our pocket by feel, and decide whether an apple is ripe by its smell belies the astoundingly complex processes that underlie these acts of pattern recognition. Pattern recognition—the act of taking in raw data and making an action based on the “category” of the pattern—has been crucial for our survival, and over the past tens of millions of years we have evolved highly sophisticated neural and cognitive systems for such tasks.

1.1 MACHINE PERCEPTION

It is natural that we should seek to design and build machines that can recognize patterns. From automated speech recognition, fingerprint identification, optical character recognition, DNA sequence identification, and much more, it is clear that reliable, accurate pattern recognition by machine would be immensely useful. Moreover, in solving the myriad problems required to build such systems, we gain deeper understanding and appreciation for pattern recognition systems in the natural world—most particularly in humans. For some problems, such as speech and visual recognition, our design efforts may in fact be influenced by knowledge of how these are solved in nature, both in the algorithms we employ and in the design of special-purpose hardware.

1.2 AN EXAMPLE

To illustrate the complexity of some of the types of problems involved, let us consider the following imaginary and somewhat fanciful example. Suppose that a fish-packing plant wants to automate the process of sorting incoming fish on a conveyor belt according to species. As a pilot project it is decided to try to separate sea bass from salmon using optical sensing. We set up a camera, take some sample images, and begin to note some physical differences between the two types of fish—length, lightness, width, number and shape of fins, position of the mouth, and so on—and these suggest *features* to explore for use in our classifier. We also notice noise or

FEATURE