

## Лекция 14. Научаване на понятия с използване на знания

В разгледаните досега методи за решаване на задачата за научаване на екстенционалното описание на понятия не използвахме никакви знания за предметната област, към която принадлежат самите понятия. В основата на процеса на класификация на неизвестен пример лежи предположението, че описващите примера признаци *посочват директно* принадлежността му към едно или друго понятие. С други думи, езикът за описание на примери (и понятия) използва само така наречени *повърхностни* признаци. Повърхностните са признаците, които са вътрешно присъщи на понятието и не зависят от ролята му в дадена задача или ситуация. Например с помощта на повърхностните признаци е възможно да бъде описано (и научено) понятието *бюро* като устройство, състоящо се от *структурни* части (чекмеджета, крака, плот) с определени физически свойства (тегло, размер, якост). Същото понятие може да бъде описано и чрез *неповърхностни* признаци като устройство с *функционални* части (работна повърхнина, области за съхранение и т. н.), което има свойства, свързани с неговото използване (ергономичност, леснота за почистване и др.). Признаците, които не са повърхностни, се наричат *абстрактни*. Описаните досега подходи за научаване на екстенционалното описание на понятия са приложими за тези предметни области, в които повърхностните признаци са достатъчни за научаване на съставлящите ги понятия. За повечето проблемни области това не е вярно. Например такива понятия като *чаши* или *чук* се дефинират в термините на *функции* (т.е. абстрактни признаци), а не на форми (повърхностни признаци).

Когато за дефиниране на понятия са необходими абстрактни признаци, възниква *пропастта* между езика за описание на примери и езика за описание на понятия (хипотези). Тази пропасть може да се преодолее по два начина. Първият се състои в преработване на описанията на примерите, за да се добавят в тях абстрактните признаци. Обикновено необходимата преработка се извършва от експерти, тъй като оценяването на абстрактни термини (напр. “ненормално”) изисква експертно решение. След подобна преработка простите програми за машинно самообучение (както индуктивни, така и основани на запомняне) могат да се използват в областите, където връзките между абстрактните и повърхностните признаци не са добре изяснени.

Вторият начин за преодоляването на пропастта между езиците се състои в конструирането на *теория на областта*, описваща връзките между термините от двата езика, и в използването на програми, основани на такава теория. Например да предположим, че примерът е конфигурация на шахматна дъска, описана в термините на фигури и техните позиции, а понятията, които трябва да бъдат научени, са победа за белите след 9 хода и “непобеда” за белите след 9 хода. Не е известен начин за определяне на принадлежността на примера към тези понятия непосредствено от описанията на вече класифицирани случаи, но необходимата класификация може да бъде извършена чрез проблемно-зависим извод (например чрез изчерпващото търсене на 9 хода напред), който се основава на правилата за играта на шах. Важно е да се отбележи, че програмите, основани на теории, не

осигуряват никаква помощ в трудната задача за построяване на теорията на областта. Към основаните на теория програми се отнасят програми, основани на обяснения и програми, основани на запомняне, използващи основни знания за областта - предмет на настоящата лекция.

### **14.1. Система *PROTOS*: постановка на задачата и основни понятия**

В своята система PROTOS Рей Барейс (Bareiss 1989) реализира един успешен подход към задачата за научаване на понятия чрез запомняне с използване на знания. Тази задача се отличава от обичайната задача за научаване на понятия със следните три особености:

1. Класификацията на всеки нов пример трябва да бъде не само изпълнена, но и *обяснена*.
2. За класификацията програмата трябва да използва *непълно* описание на примери. Описанието на примера може да бъде непълно в смисъл, че то не включва някои признаци, присъстващи в описания на други примери.
3. Програмата трябва да научи необходимите за класификация *знания от съответната проблемна област*.

Обяснението в дадения контекст се използва за оправдаване на избраната класификация на примера и за определяне на степента на сходството между два различни примера. Всички обяснения имат една и съща форма: проблемно-зависими термини (атрибути, атрибутни стойности, понятия и т. н.), свързани помежду си по проблемно-независими начини (например *температура(нормална) е понякога еквивалентно на температура(неизмерена)*).

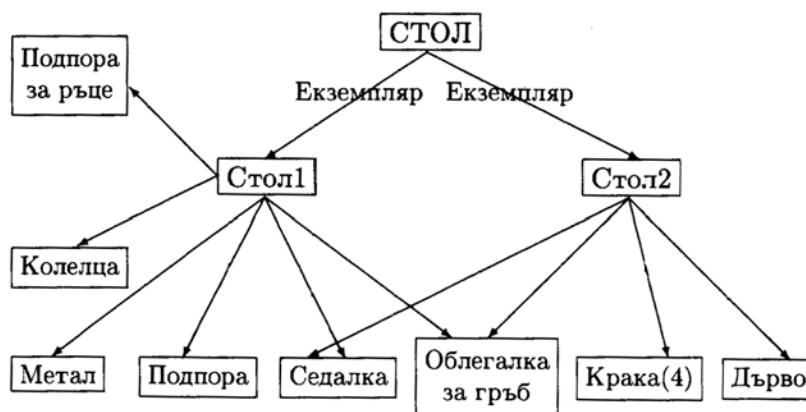
Придобиването на знанията е организирано под формата на решаване на обучаващи примери и се базира на *принципа за смесена инициатива*. Програмата може да поиска определени знания от експерта или той самият може да поеме инициативата и да въведе знания, които смята за нужни. Обясненията, давани и от програмата, и от експерта, са в едни и същи термини. Нови понятия и признаци могат да се въвеждат от експерта по всяко време.

Качеството на придобитите знания се оценява чрез два фактора. Първият е *компетентността при класификацията и обяснението*, постигнати след реалистичен обем тренировки (аналог на класификационната точност на традиционните алгоритми за самообучение). Вторият е *степенна на автономност*, постигната от програмата за придобиване на знания. Автономността се определя от броя и характера на въпроси, задавани от програмата. Например степента на автономност на една програма е ниска, ако тя задава на експерта въпроси, на които сама би могла да отговори чрез консултиране със своята база от знания.

## 14.2. Обобщен алгоритъм за самообучение чрез запомняне

Както и във всички разгледани досега методи за самообучение чрез запомняне понятията в PROTOS се представят екстенционално - чрез екземпляри, описани с повърхностни признаци. Например понятието *стол* (вижте Фигура 14-1) се представя чрез два свои екземпляра: *стол1* - метален стол с подпора и колелца, и *стол2* - дървен стол с четири крака.

Всеки алгоритъм за научаване и класификация на понятия чрез запомняне (независимо дали използва или не знания за проблемната област) може да бъде представен по начина, показан Таблица 14-1. Класификацията на нов пример включва търсене на екземпляр, имащ най-голямо сходство с примера.



Фиг. 14-1. Част от представено чрез екземпляри понятие „стол”. Неименуваните релации са от типа „признак”

За определяне на сходството описаните досега методи за класификация чрез запомняне използват различни мерки, основани върху количествена оценка за *частично съвпадение* между признаците на сравняваните примери, т.е. сравняват се само признаци, имащи *еднакви атрибутни части*. Всички несъвпадащи в този смисъл признаци се третират по еднакъв начин.

Използваният от алгоритмите метод за търсене на най-голямото сходство е пълното изчерпване, а прилаганият метод за нагаждане (промяна на описанието на научаваното понятие) е включване в описанието на новия пример като негов екземпляр и осигуряване той да бъде намерен при следваща класификация на подобен пример.

По-простите методи за самообучение и класификация чрез запомняне не използват теорията на областта, обаче тя е абсолютно необходима за решаване на сложните проблеми, отбелязани в алгоритъма чрез подчертаване.

---

**Дадено:** Множество от понятия  $S = \{c_1, c_2, \dots, c_k\}$ , представени чрез свои екземпляри  $D = \{<X_1, f(X_1)>, \dots, <X_n, f(X_n)>\}$ , и нов пример  $E$ , подлежащ за класифициране.

### Повтори

- **Класификация:**

Намери екземпляр  $\langle X_i, c_j \rangle \in D$  на понятието  $c_j \in C$ , който има най-голямо сходство с  $E$ , и класифицирай  $E$  като  $c_j$ . Обясни класификацията.

- **Обучение:**

Ако експертът не е съгласен с предложената класификация или обяснение, придобий нови знания за класификация и обяснение и нагласи  $D$  така, че  $E$  ще се класифицира и ще се обяснява коректно.

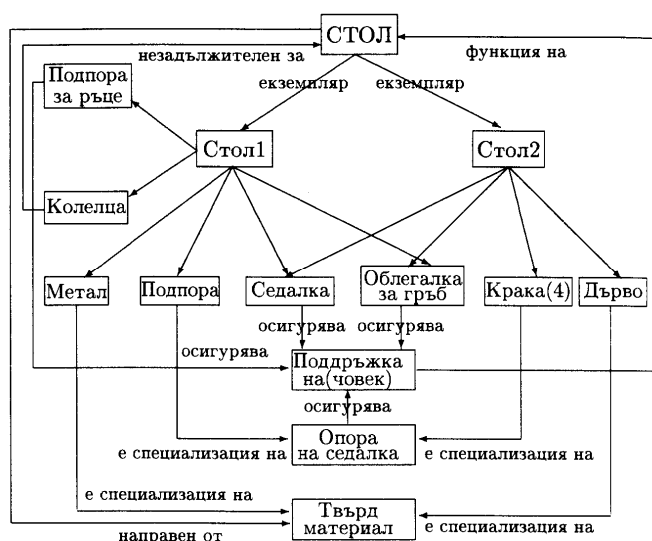
*Докато* експертът одобри класификацията и обяснението.

Таблица 14-1. Обобщен алгоритъм за самообучение и класификация чрез запомняне

### 14.3. Определяне на сходството между примера и екземпляра

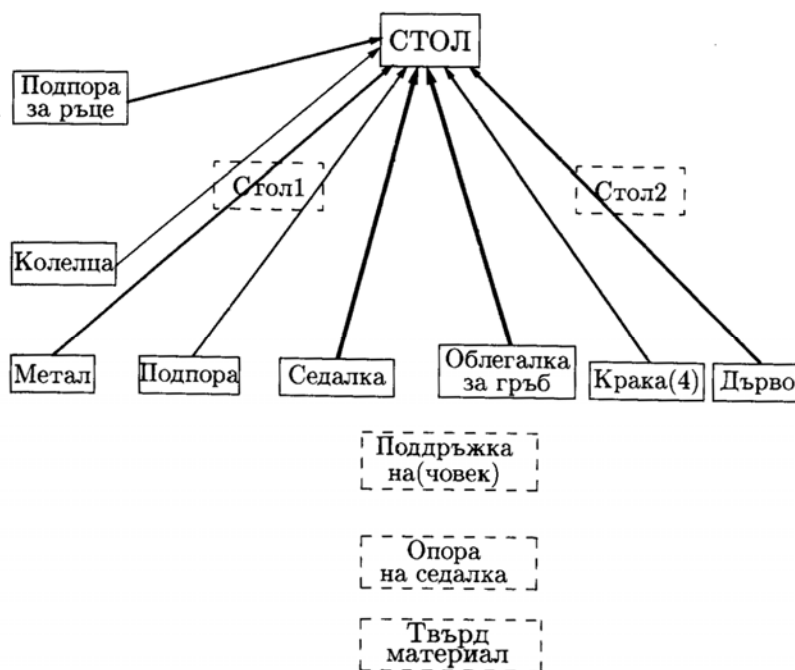
Задачата за оценяване на качеството на *непълно съвпадение* (т. е. съвпадение между признаци с *различни* атрибути части) се нарича проблем за *съвпадение, базирано на знания* (knowledge-based matching). За решаване на тази задача PROTOS извлича и използва *знанията за съвпадения* във вид на теория на областта. Прилагат се два вида знания за съвпадение (вижте Фигури 14-2 и 14-3):

- *Релации между понятия*. Например **седалка осигурява поддръжка\_на(човек)** (релацията **осигурява** свързва две понятия - *седалка* и *поддръжка\_на(човек)*).
- *Важността на признака*, оценяваща доколко наличието му в екземпляра е съществено за определяне на принадлежността на екземпляра към съответната категория. Например признакът *колелца* на екземпляра *стол1* е незадължителен за категорията *стол*, докато признакът *седалка* е основен.



Фиг. 14-2. Част от знанията за съвпадения, използвани в PROTOS — релации между отделни понятия

С помощта на знанията за съвпадения системата може да установи съответствие между различни признаци чрез намирането на пътя от релации помежду им. Например системата може да прецени като съвпадащи признаците *подпора* и *крака(4)*, тъй като съществуват релации, свързващи всеки от тях с признака *опора на седалка*.



**Фиг. 14-3.** Част от знанията за съвпадения, използвани в PROTOS - важност на признаците (дебелината на линията съответства на степента на важност)

### 14.3.1. Извличане на знания за съвпадения от обяснени примери

Когато PROTOS не успява правилно да реши някой нов пример, експертът дава и обяснява правилната му класификация. Системата помещава тази информация в своята мрежа от знания за съвпадения. Например част от знанията за понятието *стол* (Фигура 14-2) е научена от системата, когато експертът класифицира примера *стол1* и дава следните обяснения:

*подпора е специализация на опора на седалка която осигурява поддръжка на(човек) която е функция на стол.*

Обясненията се дават в термините на предварително определен *език от релации*. Релациите са разпределени в три групи - дефиниционни, причинно/функционални и корелационни, като всяка група обединява релации с еднаква степен на сигурност.

Системата изисква обяснения от типа на *признак — понятие*, съпоставящи всеки признак на примера с класификацията му. При даване на подобни обяснения

експертът обикновено въвежда нови понятия и отношения. Така в предишния пример на обяснение се въвеждат новото понятие “опора на седалка”, новата функция “поддръжка\_на(човек)” и три отношения: **е специализация на, осигурява и е функция на.**

Системата и експертът работят заедно, за да обяснят връзките между признаците на примера и научаваните понятия. Често експертът дава обяснение от типа на *признак — признак*, а системата довършва обяснението. Например PROTOS сам определя релевантността на признака *крака(4)* за класификацията на екземпляра *стол2* по зададеното от експерта обяснение, че “*крака(4)* **е специализация на опора на седалка**”.

### 14.3.2. Използване на знания за определяне на сходство

Класификацията на нов пример се осъществява чрез обяснение на неговото сходство с някой екземпляр (вижте Таблица 14-2), като се използват знанията за съвпадения и системата от евристики за оценка на обясненията.

При търсене на сходството екземплярът се използва като модел за интерпретация на примера. Той определя кои признаци на примера са важни. Ако някой важен признак липсва в описанието на примера, се прави опит той да бъде изведен от други признаци на примера чрез използване на знанията за съвпадение.

Определянето на сходство, базирано на знания, е процес на евристичното търсене. За всеки несъвпадащ признак на екземпляра се построява верига от знанията за съвпадения, докато не бъде намерен някой от признаците на примера, или не бъде достигнато ограничението за дълбочина на търсенето (стъпка 2 от Таблица 14.2). При търсенето се използват 38 проблемно-независими евристики, позволяващи да оценяват качеството на пътя на обяснението. Тяхната цел е да се намери най-силното обяснение и да се отхвърлят слабите.

Дълбочината на търсенето зависи от важността на признака в екземпляра по отношение на неговата категория. Ако признакът е основен, търсенето се осъществява доста интензивно, позволявайки намирането и на слаби обяснения. Ако признакът е от средна важност, търси се само силното обяснение, иначе то пропада. За незадължителните признаци търсенето изобщо не се осъществява.

Оценката за съвпадение на признака от екземпляра (стъпка 3), за който е намерено обяснение, се определя като 1 при точно съвпадение или като дробно число при непълно съвпадение. Оценката на несъвпаднал признак с важност  $i$  се определя като  $1 - i$  или 0 за основни признаци. Общата оценка за сходство на екземпляра и примера се изчислява като *произведение* на оценките за съвпадение на всички признаци на екземпляра. При този начин за оценяване на сходство съвпадението на голям брой неважни признаци не може да компенсира несъвпадението на важните признаци.

Използването на знанията за съвпадение повишава точността на оценката за сходство между примера и екземпляра, но тъй като тези знания не са точни,

възможно е да се получи погрешната оценка за сходство с неподходящи примери. По тази причина знанията за съвпадения се ревизират при всяка неправилна класификация (стъпка 4).

---

**Дадено:** нов пример  $E$  и екземпляр  $X$ .

**Да се определи:** сходството между  $E$  и  $X$ .

1. Присвои голяма стойност на оценката за съвпадение на всеки признак на  $X$ , който точно съвпада със същия признак на  $E$ .
2. За всеки признак на  $X$ , който няма точно съвпадение, намери знания за съвпадения, за да се получи най-доброто обяснение, свързващо признака с някой от признаците в  $E$ . Оцени съпадението чрез стойността, съответстваща на качеството на обяснението.
3. Изчисли общата оценка за сходството между  $X$  и  $E$  въз основа на оценките за съвпадение на отделни признаци на екземпляра и важността на тези негови признаци, за които не бе намерено съвпадение.

Ако сходството между примера  $E$  и екземпляра  $X$  е достатъчно голямо, категорията, към която принадлежи екземплярът, се използва за класификация на  $E$ , а намереното съвпадение - за обяснение.

**Извличане на нови знания** (обсъждане на класификацията с експерта):

Ако експертът отрича класификацията или обяснението

4. То Изисквай нови знания за съвпадение от експерта.  
*Иначе* (експертът приема класификацията и обяснението)  
*Ако* някои признаци на  $X$  не съвпадат
5. То Изисквай от експерта обяснения от типа признак — признак.
6. *Ако* сходството е много силно
7. То „забрави“  $E$ .

*Иначе* Запази  $E$  като нов екземпляр.

8. Конструирай обяснения признак — категория.
9. Направи оценка на важността на признаците

---

*Таблица 14-2.* Алгоритъм за използване и научаване на знания за съвпадения

## 14.4. Индексиране на теорията на областта

В PROTOS новият пример не се проверява за съвпадение с всеки екземпляр, а се използва *метод за определяне на наредбата*, в която екземплярите се подлагат на

сравнение (вижте Таблица 14-3). За целта се използват три типа *индексни знания*: асоциации, прототипичност и различие на екземпляри.

*Асоциациите* индексират понятия и екземпляри чрез признаците на новия пример и се използват като загатване за неговата класификация. Асоциацията от *признак към понятие* (например от *облегалка за гръб* към *стол* - вижте Фигура 14-4) предполага, че понятието определя най-общата класификация на всички примери, описани чрез този признак. Асоциацията от *признак към екземпляр* (например от *подпора* към *стол*) предполага, че екземплярът ще съвпадне с примерите, описани чрез този признак.

---

**Дадено:** пример  $E$ .

**Да се намери:** екземпляр, съвпадащ с  $E$ .

1. Събери асоциации от признаците на  $E$  към понятията.
2. Комбинирай асоциациите към съответните понятия.
3. Върни  $N$  понятия с най-силни асоциации.
4. Избери по реда на прототипичност няколко екземпляра от всяко понятие.
5. Събери асоциации от признаците на  $E$  към екземплярите и ги добави към списъка на екземплярите. Подреди списъка по силата на асоциациите.

**Повтори** (разглеждат се екземпляри в низходящ ред по силата на техните асоциации)

6. Нека  $X_1$  е екземплярът със следващата по сила асоциация.
7. Определи сходството на  $E$  с  $X_1$ .

**Докато** бъде намерено достатъчно силно съвпадение:

8. Използвай различието на екземпляри от  $X_1$  за локализиране на по-добро съвпадение ( $X_2$ ).
- Понятието на  $X_2$  се използва за класифициране на  $E$ , а съвпадението между  $X_2$  и  $E$  - за обяснение на тази класификация.

Индексните знания се извличат чрез обсъждане на класификацията и обяснение с експерта:

*Ако* експертът отхвърли класификацията и обяснението

9. То Преоцени асоциациите от признаците на  $E$ .  
*Иначе* (експертът приема класификацията и обяснението)
10. Увеличи прототипичността на  $X_2$ .  
*Ако*  $E$  се запазва като екземпляр
11. То Научи асоциациите за  $E$ .

*Ако*  $E$  първоначално е класифициран или обяснен неправилно

12. То Запиши различието на екземплярите.

---

**Таблица 14-3.** Алгоритъм за използване и научаване на индексните знания



Всяка асоциация има собствено тегло, което се използва за подреждане на списъка от екземпляри - кандидати за проверка на сходството.

При търсенето на екземпляр, съвпадащ с новия пример, системата отначало събира асоциации към понятията (стъпка 1). Те се определят чрез сумиране на силата на повтарящите се асоциации и чрез наследяване на асоциации от общи понятия към техни подкатегории (стъпка 2). Избират се само  $N$  понятия с най-силни комбинирани асоциации (стъпка 3). След това се избират няколко екземпляра-прототипа за представяне на всяко понятие (стъпка 4) и накрая се събират асоциации от признаците на примера към конкретните екземпляри (стъпка 5). В резултат се получава нареден списък от екземпляри, предназначени за проверка за сходство с новия пример.

Системата научава асоциации чрез анализ на задавани от експерта обяснения за признаците на примера (стъпка 11). Например асоциацията от *седалка* към *стол* се извежда от обяснението:

*седалка* **осигурява** *поддръжка на(човек)* което **е** *функция на стол*

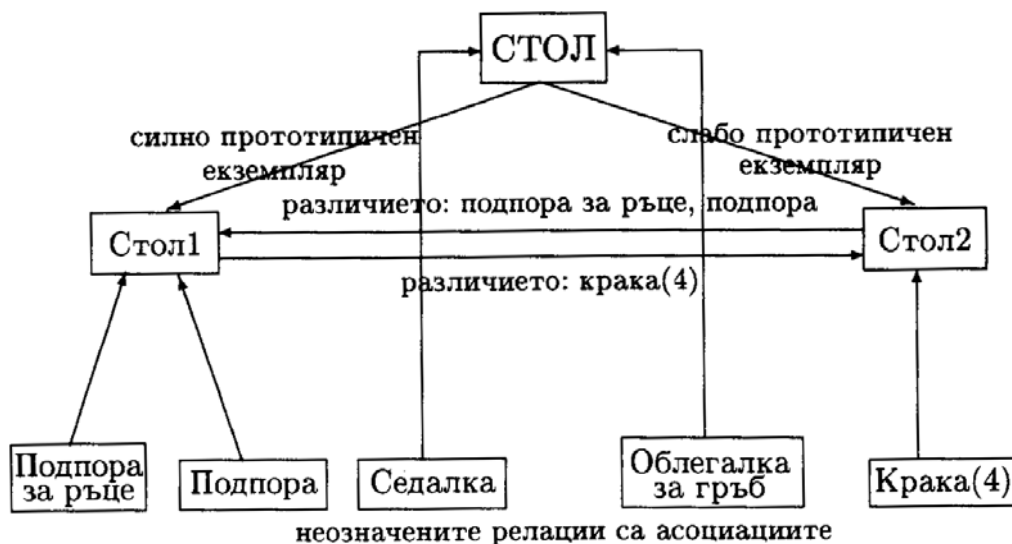
Силата на асоциацията е функция на релациите и квалификаторите, използвани при обяснение. Някои от асоциациите, наречени *цензори*, определят отрицателни асоциации между признаците на примера и понятията или екземплярите. Един цензор от признака към някое понятие предполага, че всички примери, описани чрез този признак, не трябва да бъдат класифицирани като принадлежащи към това понятие. Цензорите се прилагат за премахване на определени елементи от множеството на кандидатите за класификация. Те се извеждат от релациите за взаимно изключване, използвани при обяснения.

Вторият тип индексните знания - *прототипичността*, подрежда екземпляри вътре в понятието съгласно класификационното им поведение при предишни класификации. Прототипичността се научава инкрементално: ако сходството между примера и екземпляра се приема от експерта, прототипичността на екземпляра се увеличава със стойност, пропорционална на силата на съвпадението (стъпка 10).

Третият тип индексните знания - *различието между екземпляри*, индексира екземпляри чрез признаци, които ги различават от други екземпляри с подобно описание. След намирането на екземпляра, сходен с примера, системата продължава "да се придвижва" към по-добре съвпадащ екземпляр (стъпка 8). Например, ако примерът частично съвпада със *стол2*, но има несъвпадащ признак "подпори за ръце", то екземплярът *стол1* ще бъде предложен за проверката на сходството от различието между екземпляри, свързващо *стол1* и *стол2* (вижте Фигура 14-4).

Системата научава различието между екземпляри чрез оценяването на сходството на новия пример с "почти правилен" екземпляр, което е било извършено, преди да е било намерено по-добро съвпадение с друг екземпляр, предпочетен от експерта.

Тези два екземпляра могат да бъдат от едно и също понятие или да принадлежат към различни понятия. Системата ги свързва чрез тяхното различие, за да подобри точността на класификацията при решаване на нови примери. Използването само на такива двойки екземпляри, които са били действително объркани при класификация, позволява да се реши проблемът с прекалено голямото количество информация за различията между екземпляри.



Фиг. 14-4. Индексните знания в PROTOS

### 14.5. Оценка на PROTOS

В Таблица 14-4 е приведен пълният алгоритъм на PROTOS за класификация и обучение, който комбинира алгоритмите за избор и оценяването на сходството на екземпляри.

Системата е тествана в областта на клиничната аудиология в университета в Остин, Тексас. Лекарят-експерт лично обучил PROTOS да класифицира 200 обучаващи примера, принадлежащи към 24 диагностични категории. Това е приблизително обемът на примерите, които трябва да знае един студент по клиничната аудиология преди завършването на университета. След обучението системата е тествана върху 26 различни примера. Всички тестови случаи са решени от системата правилно. За сравнение същите случаи са показани на 17 завършващи университета студенти с повече от едногодишна клинична практика. Постигнатата от тях средна класификационна точност е само 73%. Използваният за сравнение вариант на алгоритъма за най-близкия съсед (IB1) постига точността от 77%. Детайлните експерименти със системата показаха, че PROTOS постига точност, сравнима с тази на висококвалифициран човек-експерт и значително по-голяма от тази на класическите програми за машинно самообучение. Това се дължи на възможността на системата да работи с непълни описания на примери, а

също така на интензивното използване на индексните знания и знанията за съвпадение.

---

**Дадено:** пример  $E$ , подлежащ на класификация.

1. Събери и комбинирай асоциации от признаците на  $E$ . Върни само  $N$  най-силни асоциации.
2. Създай списък на екземпляри, подреден по сила на асоциациите.

### Повтори

**Повтори** (разглеждат се екземпляри по низходящ ред на силата на асоциациите).

3. Нека  $X_I$  е екземплярът със следващата по сила асоциация.
4. Определи сходството на  $E$  с  $X_I$

**Докато** достатъчно силно съвпадение не бъде намерено:

5. Използвай различието на екземпляри от  $X_I$  за локализиране на по-добро съвпадение ( $X_2$ ).
6. Използвай класа на  $X_2$  за класифициране на  $E$ , а сходството между  $X_2$  и  $E$  — за обяснение на тази класификация.

**Ако** експертът отхвърли класификацията и обяснението

7. **То** Преоцени асоциациите от признаците на  $E$ .
8. Поискай нови знания за съвпадения от експерта.

**Иначе** (експертът приема класификацията и обяснението)

9. Увеличи прототипичността на  $X_2$ .

**Ако** някои признаци на  $X_2$  не съвпадат

10. **То** Изисквай от експерта обяснения от типа признак — признак.

**Ако** съвпадението е много силно

11. **То** „забрави“  $E$ .

**Иначе**

12. Запази  $E$  като нов екземпляр.
13. Конструирай обяснения признак — понятие.
14. Направи оценка за важността на признаците.
15. Научи асоциациите за  $E$ .

**Ако**  $E$  първоначално е бил класифициран или обяснен неправилно

16. **То** Запиши различието на екземплярите.

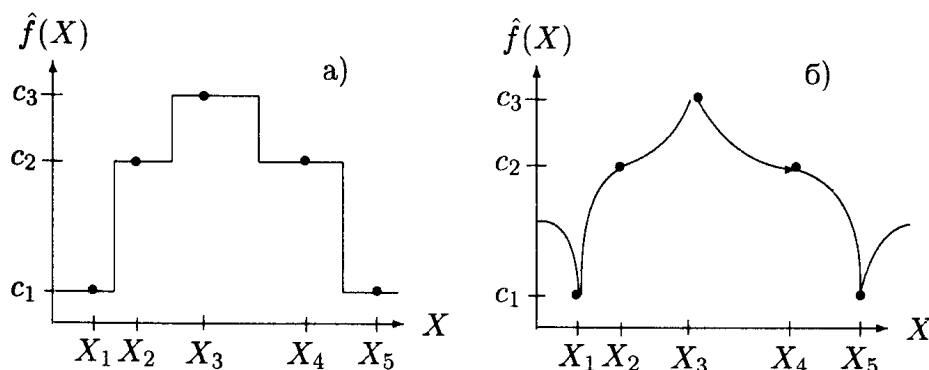
**Докато** експертът не потвърди класификацията и обяснението.

---

**Таблица 14.4.** Алгоритъм на PROTOS за класификация и обучение

## 14.6. Заключителни бележки

И така, да напомня, че задачата за научаване на понятия  $C = \{c_1, \dots, c_k\}$  от примери  $X = \{X_1, \dots, X_m\}$  може да се разглежда като задача за намиране на апроксимация  $\hat{f}$  на целевата функция  $f$ , зададена чрез множеството от своите дискретни стойности  $C = f(X)$ . От тази гледна точка методите за машинното самообучение чрез запомняне предлагат доста праволинеен подход към тази задача. Обучението в тези алгоритми се свежда до запомняне на табличното представяне на целевата функция — множеството от (почти всички) обучаващи примери. За апроксимация на стойността на целевата функция в някоя нова точка (тестовия пример) се използват нейните запомнени стойности в точките, които са близки до новата. Като илюстрация на това твърдение на Фигура 14-5 са представени графично апроксимациите на целевата функция, зададена в свои пет точки, получавани от алгоритмите за най-близкия съсед и пет най-близки съсед, претеглени по разстояние.



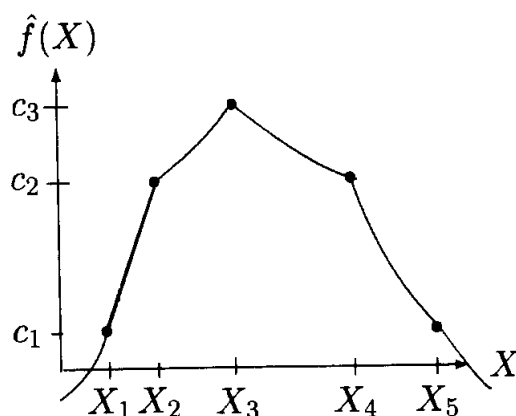
Фиг. 14-5. Апроксимация чрез: а) алгоритма на най-близкия съсед; б) алгоритма на 5 най-близки съсед, претеглени по разстояние

Както бе казано, алгоритмите за  $k$  най-близки съсед апроксимират целевата функция в единствена точка - текущия тестов пример. *Локално претеглената регресия* (locally weighted regression) е обобщението на този подход. Тя конструира неявна апроксимация на целевата функция, приемаща *реални* стойности в *околността* на тестовата точка. На Фигура 14-6 графично е показана апроксимацията в пет точки на целевата функция чрез използване на локално претеглената регресия.

На практика методите за самообучение чрез запомняне конструират само *локална* апроксимация на целевата функция в околността на всеки нов тестов пример и никога не конструират апроксимация, предназначена да работи добре глобално — в цялото пространство от примери. Локалният начин за работа е едно от основните различия между тези методи и индуктивните методи за самообучение от примери, описани в първите лекции. Той представлява значително предимство, когато целевата функция е доста сложна, но може да бъде представена чрез система от по-прости локални функции.

Като един от основните недостатъци на методите на самообучение чрез

запомняне може да бъде изтъкната сравнително високата цена на класифицирането на нови примери. Тя се дължи на факта, че практически всички изчисления се правят по време на самата класификация, а не при първичната обработка на обучаващите примери. По тази причина развитието на техники за индексация на примери в паметта (за които беше съвсем накратко загатнато в описание на системата PROTOS) е едно важно направление за ефективното прилагане на тези методи. Една от често използваните техники за индексация е *kd-дървото* (*kd-tree*), при което екземплярите се запомнят като листа на едно дърво и близките екземпляри се съхраняват в един и същ или в близки възли.



Фиг. 14-6. Апроксимация чрез локално претеглената регресия

Използването и развитието на ефективни техники на индексация са едно от направленията на *разсъждения, основани на прецеденти* (CBR — Case-Based Reasoning) - сравнително нова парадигма за решаване на задачи чрез прилагане на предишния опит на системата. Разсъжденията, основани на прецеденти, разширяват описаните в настоящата глава методи за самообучение чрез запомняне за случаите, когато екземплярите се представят във вид на сложни символни структури, прилагайки ги за решаване на по-широк кръг от задачи (не само за класификация, а и за планиране, интерпретация и решаване на юридически прецеденти, диагностика, дизайн и т. н.).

И така, в последните 3 лекции са били представени някои основни алгоритми за самообучение чрез запомняне. Те се различават от другите алгоритми за машинно самообучение по следните три характеристики:

1. Обработката на входовете в тези алгоритми (т. е. на обучаващите данни) се *отлага* до получаване на заявка за извод на информация — входовете просто се пазят за използване в бъдеще.
2. Отговорът на информационна заявка се извежда чрез *комбиниране* на запомнените входове.
3. Получените от алгоритмите отговори, както и всички междинни резултати, се *забравят* и никога повече не се използват.

По тази причина алгоритмите за самообучение чрез запомняне често се наричат

„мързеливи" (lazy). От друга страна, „нетърпеливите" (eager) алгоритми за самообучение „бързат" да компилират своите входове в някое интенционално описание (представено чрез правила, класификационни дървета или невронни мрежи), след което ги забравят. Те отговарят на информационна заявка чрез обръщане към това предварително изведено описание, запазено за бъдещо използване.