Изкуствен интелект - зимен семестър, 2007/2008 учебна година

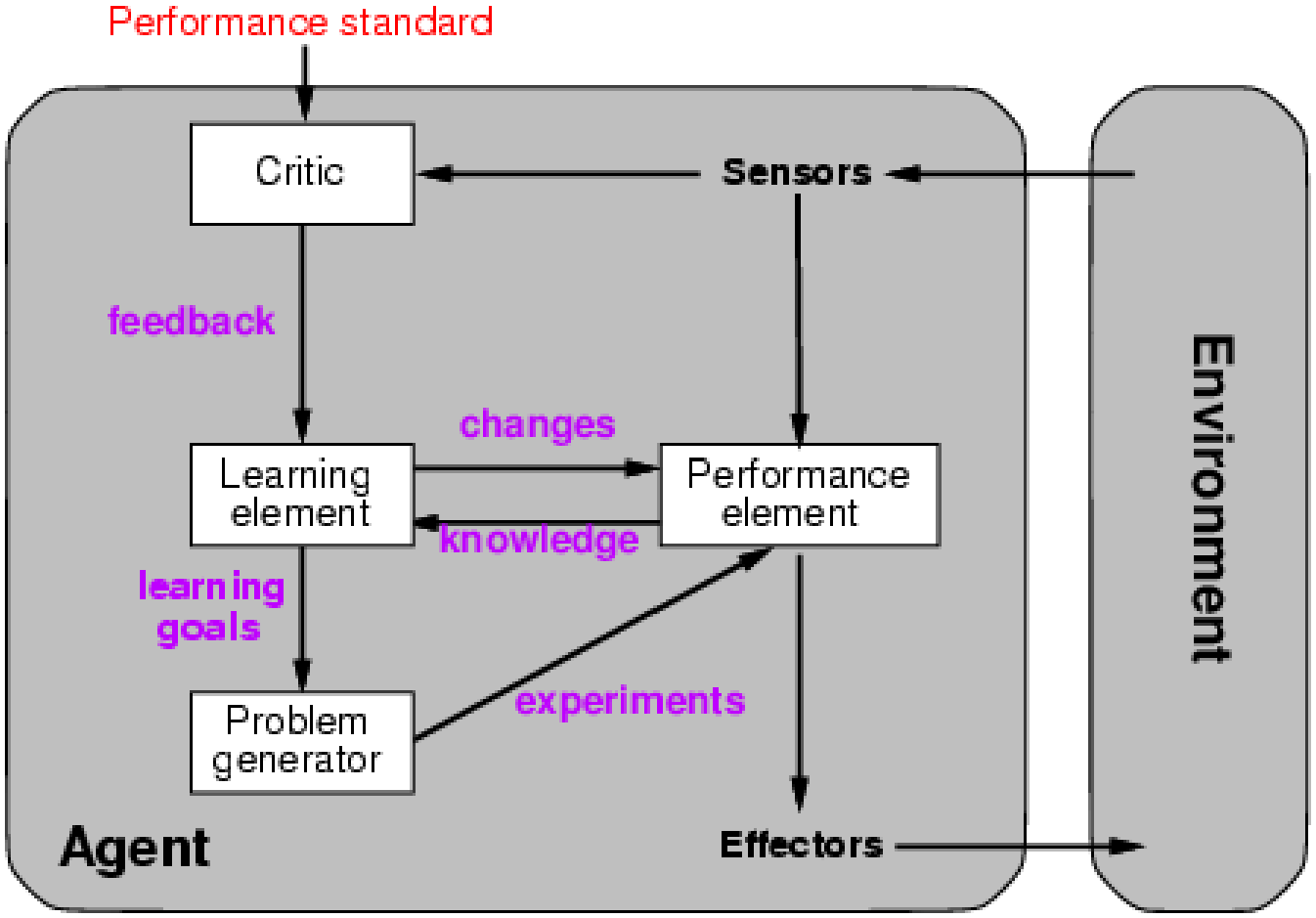
Лекция 12: Машинно самообучение

Същност на машинното самообучение

Х. Саймън: “Самообучението означава настъпване на такива промени в системата, които са адаптивни в смисъл, че позволяват на тази система при всеки следващ опит да извършва дадена работа по-ефективно и по-ефектно, отколкото при предишните опити”.

Р. Михалски: “Самообучението е конструиране или модифициране на различни представяния на предмета на дейност”.

Самообучаващ се агент:



Learning agent = performance element + learning element

Типове машинно самообучение в зависимост от характера на обратната връзка:

- Машинно самообучение (МС) с учител (надзиравано МС, supervised machine learning)
- Машинно самообучение без учител (ненадзиравано МС, unsupervised machine learning)

Самообучение чрез наизустяване

Представлява най-примитивен тип машинно самообучение (МС), аналог на ученето наизуст (зазубрянето) при човешкото обучение.

Идея. Запазват се резултати от работата на системата (условията на тежки, трудоемки задачи и получените решения) с цел използването им наготово в случай, че постъпи заявка за решаване на вече позната задача. В чистия си вид методът не предполага никаква допълнителна обработка на тези резултати. Оказва се, че при редица задачи такова запазване води до чувствително подобряване на работата на системата (повишаване на бързодействието, икономия на памет и др.).

Самообучение чрез макрооператори

Идея. Същата, както при самообучението чрез наизустяване – вариант на този тип МС, при който се предполага допълнителна обработка (обобщаване) на съхраняваните резултати от работата на системата. Използва се най-често в системи, свързани с планиране на действията.

Пример. Системата STRIPS има обучаваща подсистема за натрупване на резултати от вече извършена от нея работа под формата на макрооператори. Всеки макрооператор представлява обобщен план за решаване на даден тип задачи и се състои от *предусловия* (обобщават съществена част от началното състояние при решаването на конкретна задача за планиране), *тяло* (обобщение на конструирания от системата план) и *следусловия* (обобщение на целта при решаването на конкретна задача за планиране).

Самообучение чрез уточняване на параметрите

Идея. Много системи с изкуствен интелект използват оценяващи (или разделящи) функции, които представляват комбинации от стойности на подходящо подбрано множество от параметри (признаци, фактори), като всеки параметър участва в оценяващата функция със съответен коефициент (тегло). При проектирането и първоначалното програмиране на такива системи обикновено е трудно априори да се определят правилно теглата на всички фактори, които участват във формулировката на оценяващата функция. Един възможен подход за правилното определяне на теглата на отделните фактори е свързан с включването на средства за модифициране (доуточняване) на тези тегла на основата на натрупания опит от работата на системата с текущия вариант на оценяваща функция.

Пример: програма на Samuel за игра на шашки (MC чрез наизустяване + MC чрез уточняване на параметрите)

Това е един от най-често използваните методи за MC в областта на разпознаването на образи и при невронните мрежи.

Самообучение чрез съвети

Идея. Знанията се придобиват от учител (евентуално учебник или др.) и съответната обучаваща подсистема трансформира тези знания във вид, който е използваем от обработващата подсистема. С други думи, учителят избира съдържанието, структурата и представянето на знанията (съвета), които иска да добави към съществуващите знания на системата, а обучаващата подсистема има за задача синтактичното преобразуване (преформулировката) на знанията, получени от учителя, във вид, който е достъпен за съответния обработващ (използващ знанията) модул.

Пример 1. В шахмата съвет от рода на “Стремете се да контролирате централната част на дъската” е практически неозползваем за съответната програма за игра на шах, ако не съществува обучаваща програма, която да използва този съвет, като на негова основа коригира съответната оценяваща позициите функция (например като добави нов фактор за отчитане на броя на централните полета, които се контролират, т.е. могат да се атакуват от фигурите на съответния играч).

Пример 2. Програмата TEIRESIAS, която играе ролята ня интерфейс за получаване на съвети към популярната експертна система MYCIN. TEIRESIAS извършва специализации и обобщения на базата на съвети, давани от учител, като основава работата си на две прости идеи: разчита на воден от меню диалог, който прави нейната вътрешна структура максимално ясна за учителя; когато е необходим вход на естествен език, програмата се консултира с учителя, за да се убеди, че е превела (разбрала) правилно входния текст.

Самообучение чрез примери

Идея. Това е тип МС (частен случай на т. нар. *индуктивно самообучение*), което обикновено се прилага при системи, предназначени за решаване на задачи, свързани с класификация на обекти.

Класификацията е процес, при който по даден обект (описанието на даден обект) се получава името на класа, към който принадлежи този обект. Класификацията е важен етап от решаването на много задачи от областта на ИИ. При създаването на системи за решаване на такива задачи преди всичко трябва да бъдат дефинирани класовете, с които ще се работи. Често е много трудно да се даде пълна и вярна дефиниция на отделните класове в разглежданата област. Поради това е полезно създаването на самообучаващи се програмни системи, които могат сами да изграждат дефинициите на класовете от предметната област. Задачата за изграждането на дефинициите на класове е известна като *изучаване на понятия* (concept learning). МС чрез примери е най-популярният метод за изучаване на понятия.

Характерно за този тип МС е използването на множество от т. нар. ***обучаващи примери***, които могат да бъдат от два типа: *положителни* и *отрицателни* обучаващи примери.

Ще разгледаме накратко два популярни подхода при МС чрез примери: подхода на т. нар. *покриване* и подхода на т. нар. *отделяне*.

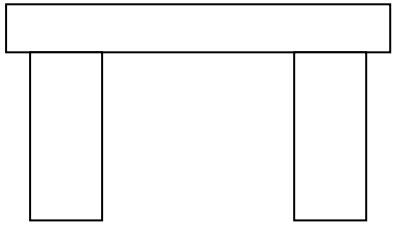
Подход на т. нар. ***покриване***: целта при построяване на описанията е те да *покриват примерите* (положителните примери) за дадения клас. По-точно, за всеки клас се задава (пълно) множество от положителни обучаващи примери (описания на обекти, принадлежащи на класа) и множество от отрицателни обучаващи примери (описания на обекти, които не принадлежат на класа, но приличат на обекти от положителните примери). Извършва се *обобщаване* на положителните примери (по такъв начин, че полученото описание на класа да включва като частни случаи описанията на всички положителни примери) и *ограничаване* на отрицателните примери (по такъв начин, че описанието на класа да изключва описанията на отрицателните примери).

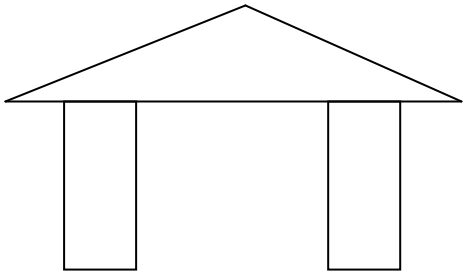
Пример: програмата ARCHES на P. Winston за класификация на обекти от света на кубчетата.

ARCHES използва структурно описание на дефинициите на понятията от света на кубчетата. Тя съдържа множество процедури за въвеждане на стилизирани рисунки на съответните обучаващи примери, които анализират фигурите от примерите и конструират подходящи семантични мрежи – структурни описания на различните обекти.

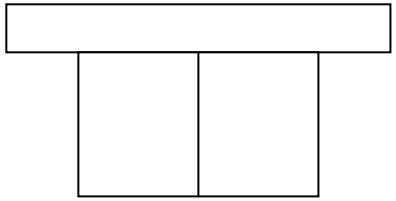
Обучаващи примери за понятието “арка” (arch):

положителни примери



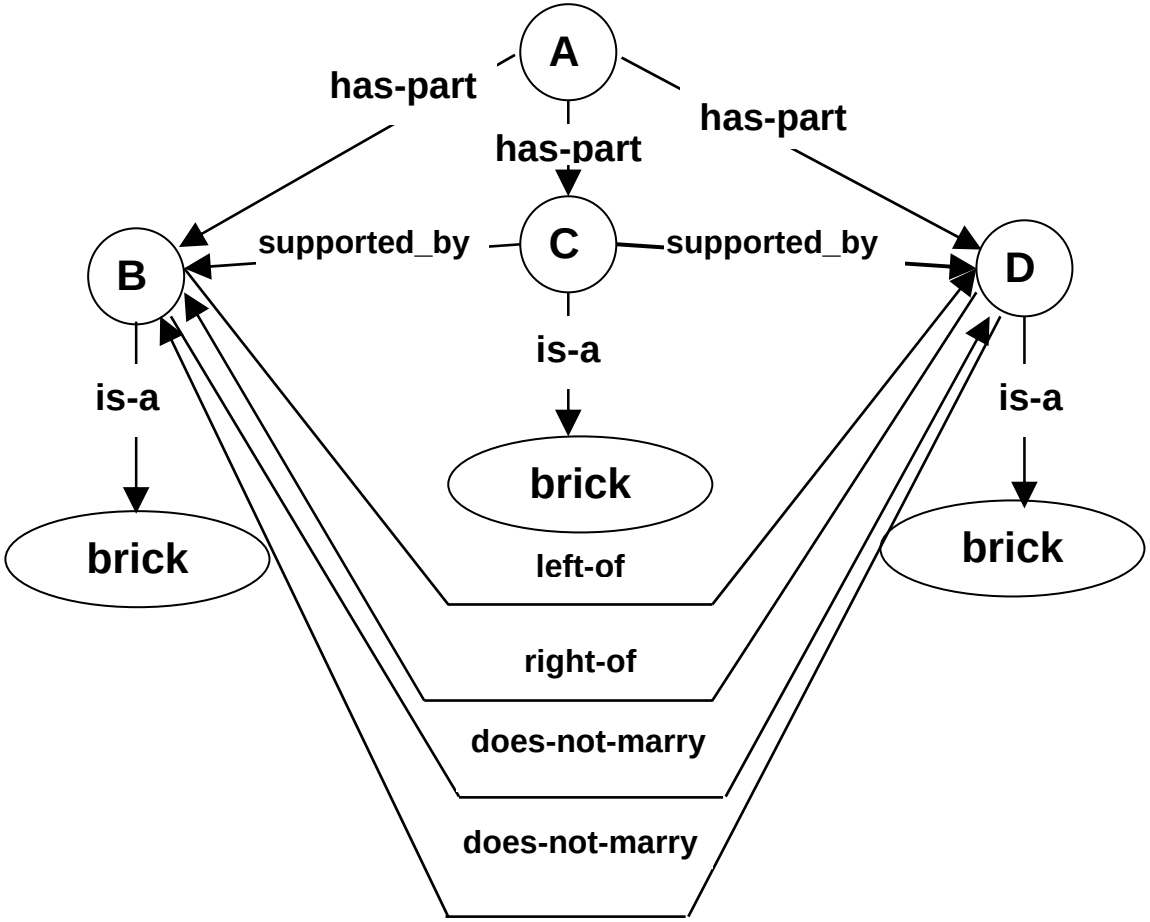


отрицателни примери

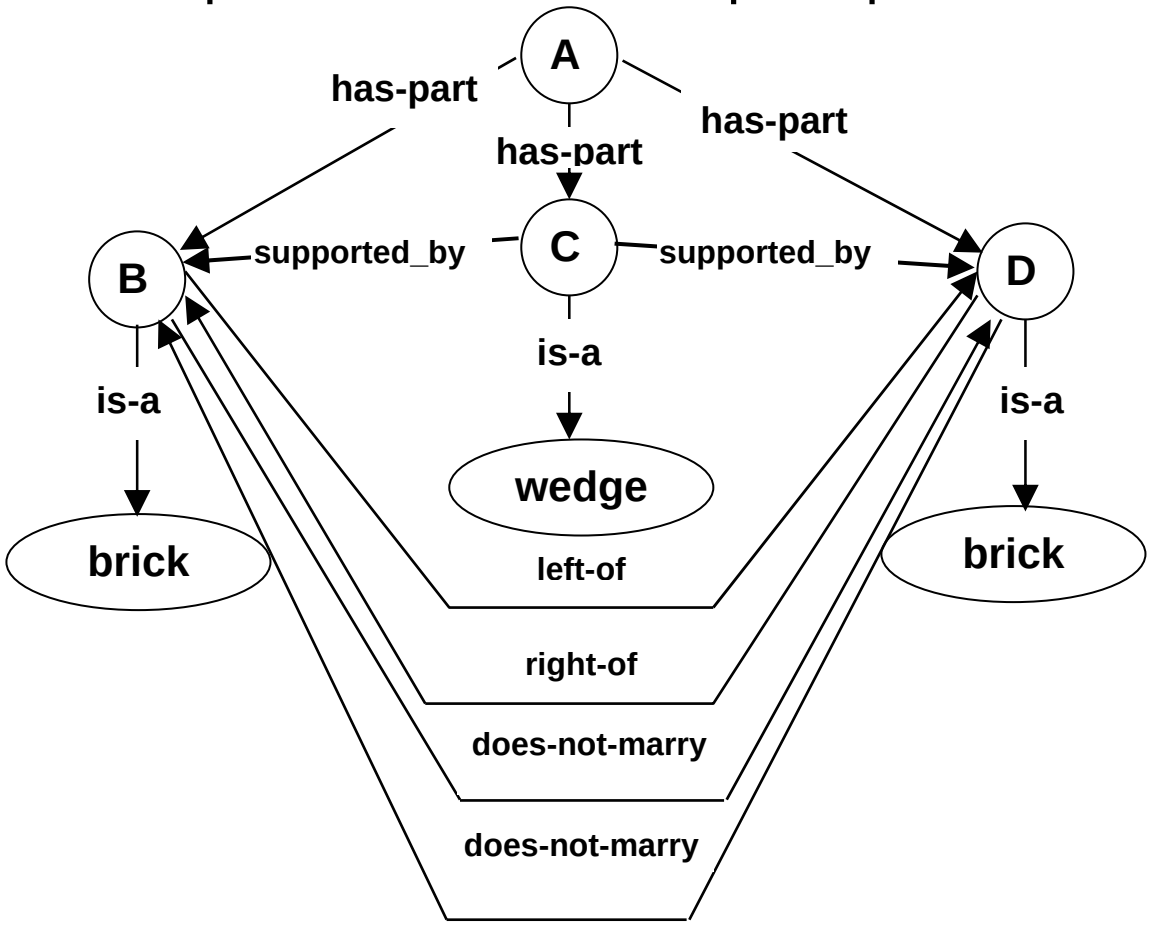


Създаване на описанието на изучаваното понятие (арка): чрез обобщение на описанията на положителните примери (което да покрива множеството на положителните обучаващи примери) и ограничаване на отрицателните обучаващи примери (така че обобщеното описание на положителните примери да изключва отрицателните). За целта се използват множество подходящи евристики.

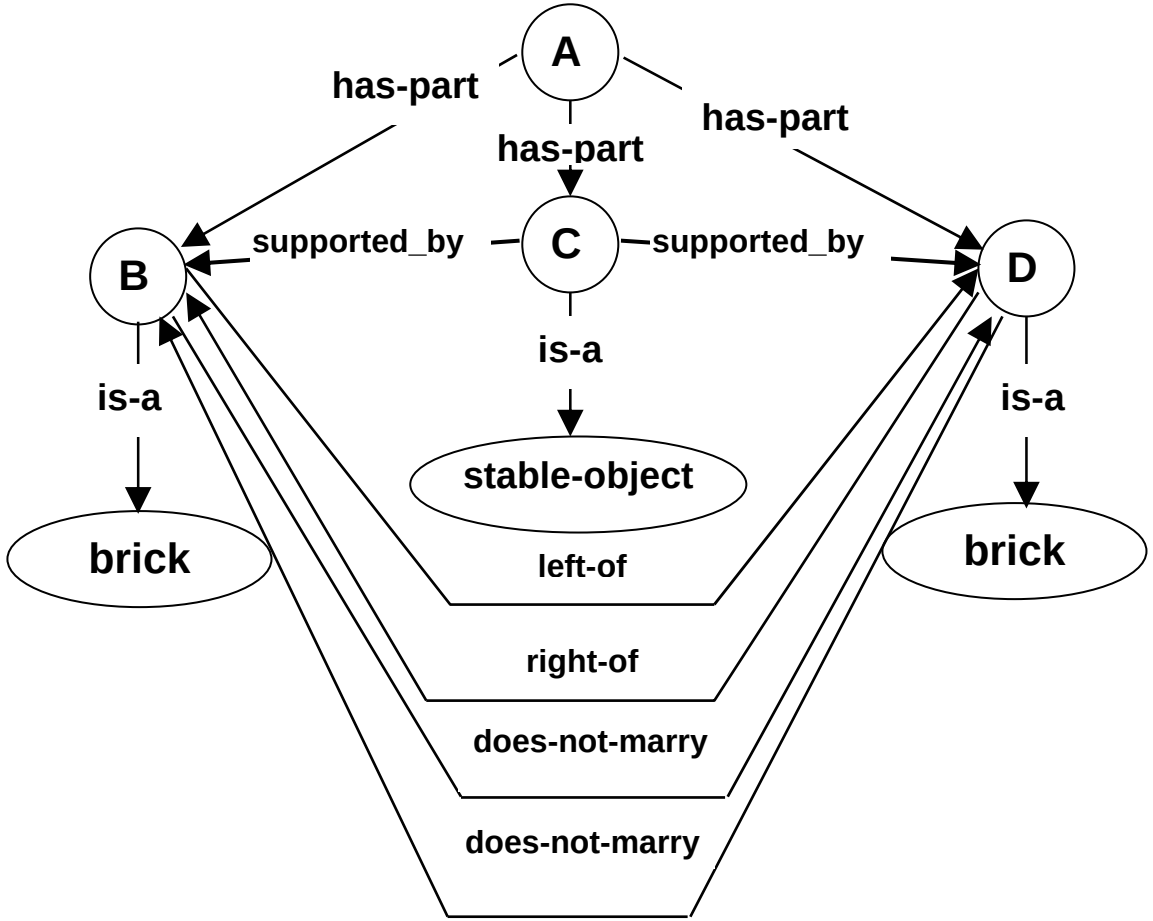
Описание на първия положителен пример:



Описание на втория положителен пример:

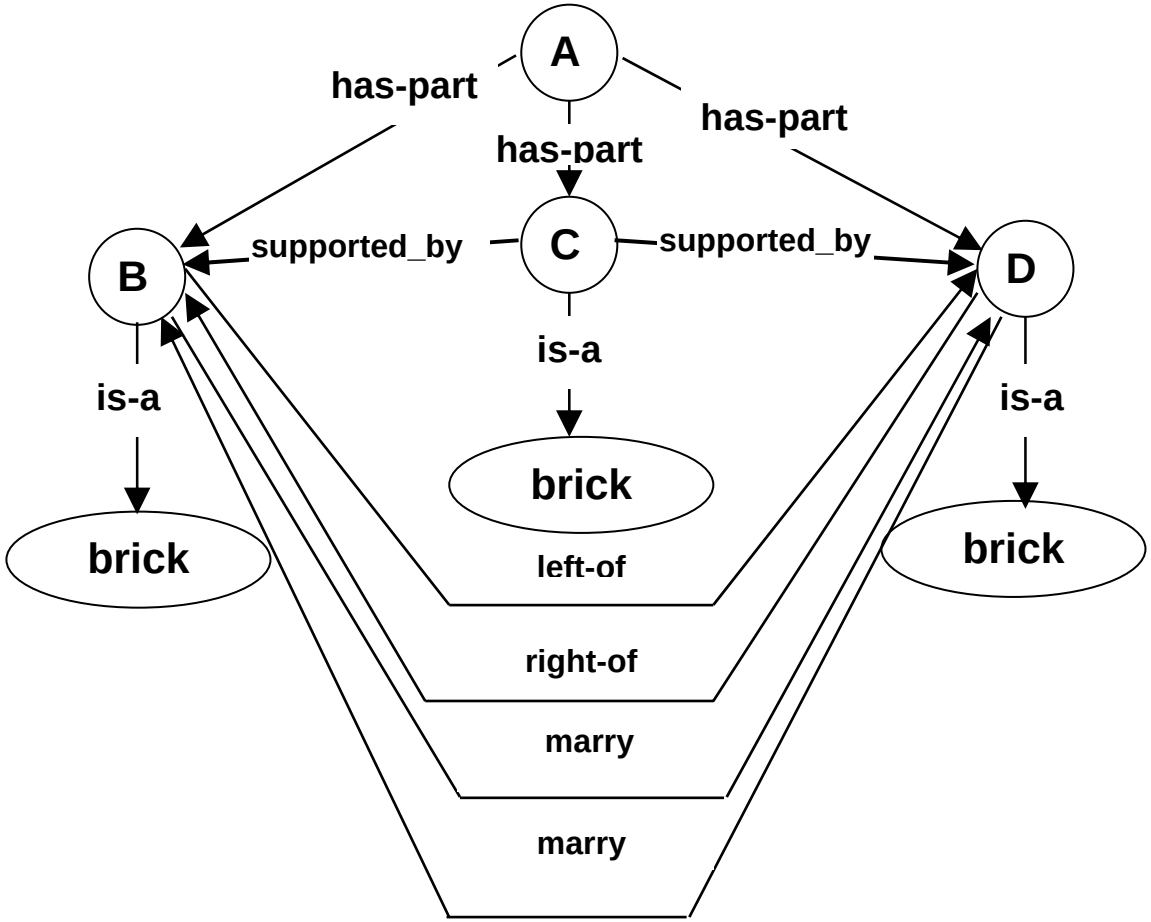


Обобщение на описанията на двата положителни примера:



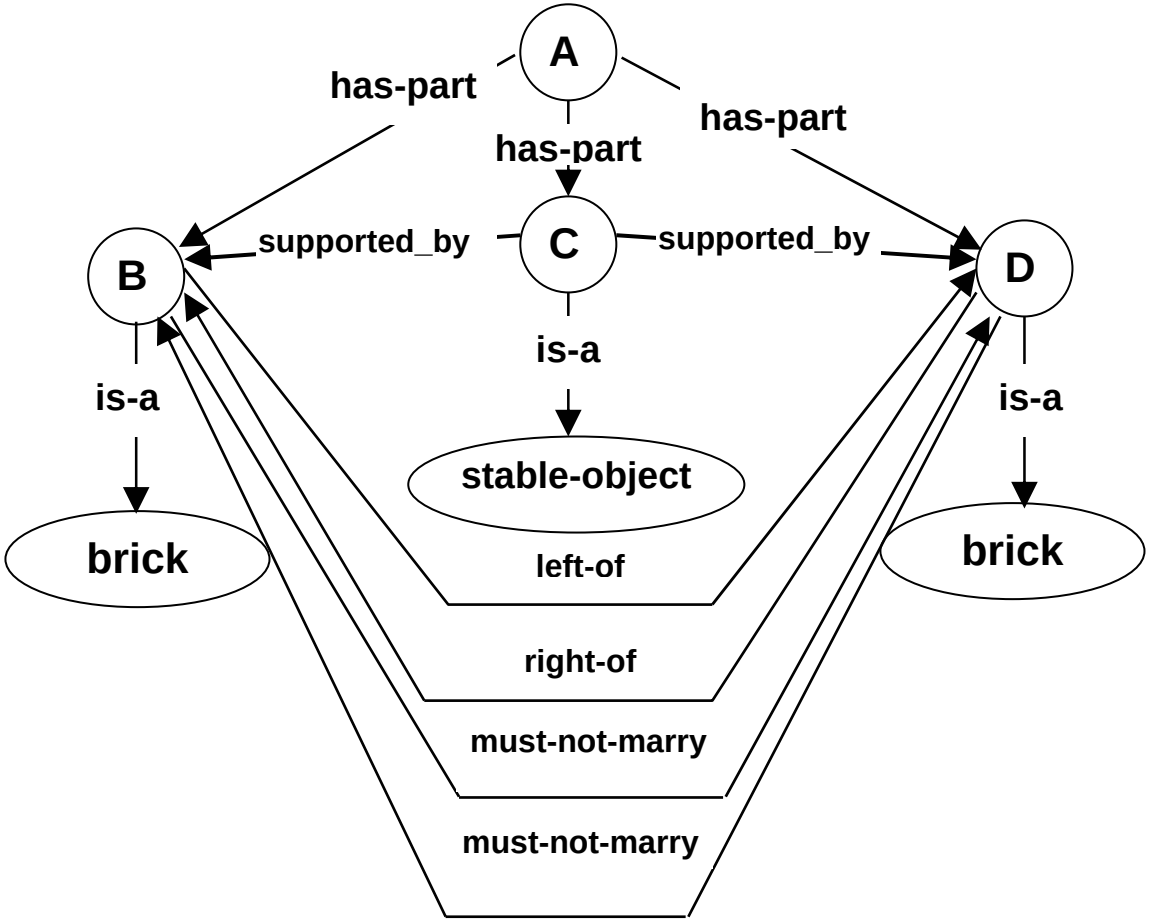
Забележка. Предполага се, че stable-object е най-близкият общ предшественик в йерархията на геометричните форми на формите brick и wedge. С други думи, обобщаването на положителните примери е свързано с минимално обобщаване на съответните геометрични форми.

Описание на отрицателния пример:



Огранчаване на отрицателния пример: чрез засилване на името на връзката “does-not-marry” до “must-not-marry” (за положителните примери е изпълнено “does-not-marry”, за отрицателния е изпълнено обратното, следователно валидната за положителните примери релация е решаваща за дефинирането на изучаваното понятие).

Окончателно описание на понятието “арка”:



Подход на т. нар. ***отделяне***: целта е *примерите за даден клас да се отделят* от тези за другите класове. Типичен представител на такава *разделяща стратегия* е подходът на *класификационните дървета*.

Построяване на класификационни дървета

Класификационно дърво (КД): Всеки *възел* в едно КД представя даден атрибут, срещащ се в примерите. *Дъгите*, излизащи от даден възел, представят различните възможни стойности на този атрибут. Всеки *лист* на дървото определя класификацията на даден пример, като стойностите на съответните атрибути са зададени по пътя от корена към този лист.

В случай на едно понятие листата се маркират с “+” (или T, True) за положителните примери и с “-“ (или F, False) – за отрицателните примери.

Примерна задача. Да се вземе решение дали да се чака за маса в ресторант на базата на конкретните стойности на следните атрибути, които показват:

- ✓ *Alternate*: дали наблизо има друг подходящ ресторант
- ✓ *Bar*: дали ресторантът разполага с удобно място за изчакване
- ✓ *Fri/Sat*: дали денят е петък или събота
- ✓ *Hungry*: дали сме гладни
- ✓ *Patrons*: колко хора има в ресторанта (възможни стойности: None, Some, Full)

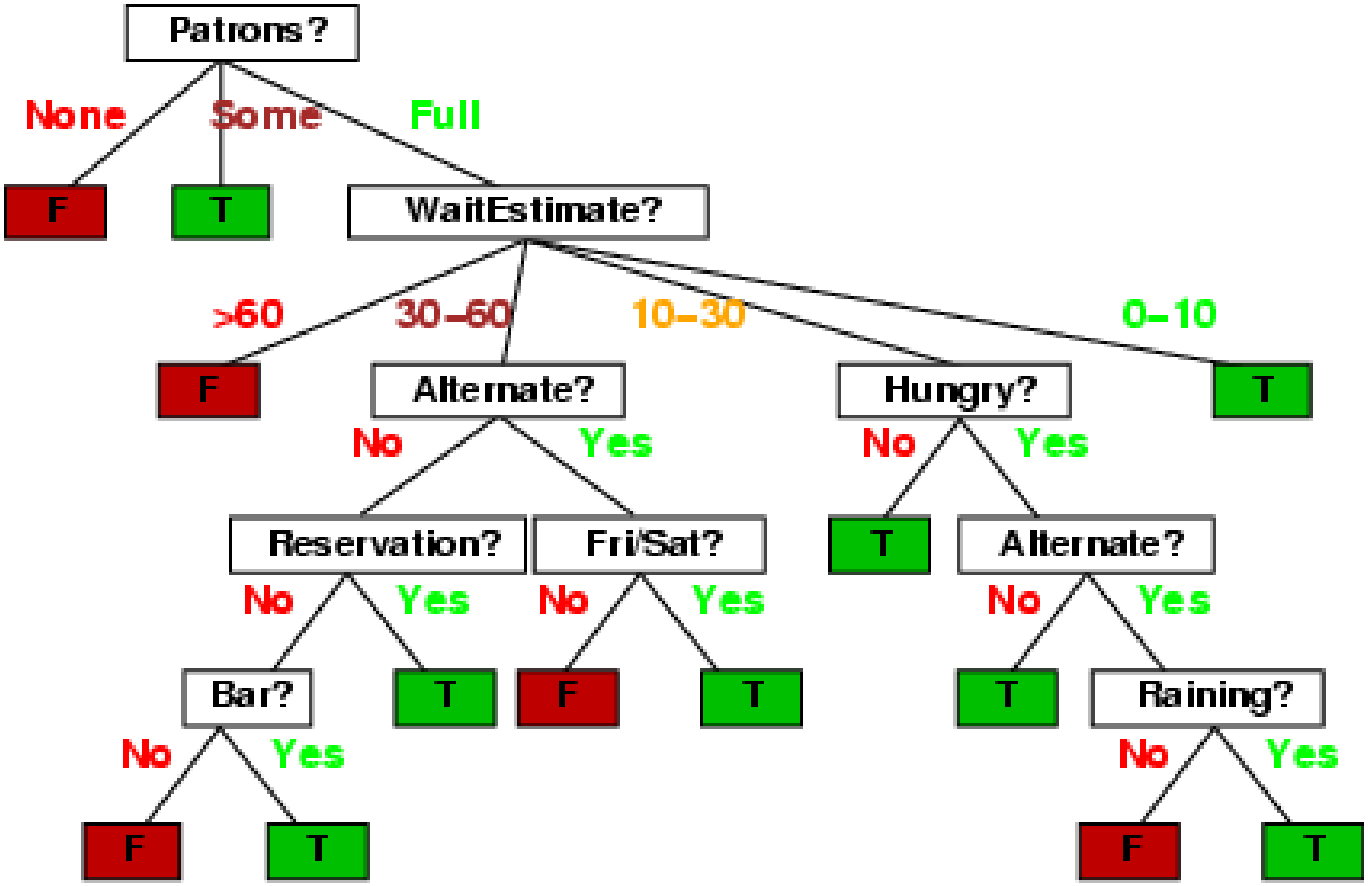
- ✓ *Price*: какво е нивото на цените в ресторанта ($, $$, $$$)
- ✓ *Raining*: дали навън вали
- ✓ *Reservation*: дали имаме предварително направена резервация
- ✓ *Type*: типът на ресторанта (френски, италиански и т.н.)
- ✓ *WaitEstimate*: предполагаемото време за чакане според персонала (0-10 минути, 10-30, 30-60, >60)

- Примерите се описват чрез подходящи стойности на атрибутите (Булеви, дискретни, непрекъснати)
- Примерни ситуации, при които потребителят ще реши да чака (или да не чака) за маса:

Example	Attributes										Target
	Alt	*Bar*	*Fri*	*Hun*	*Pat*	*Price*	*Rain*	*Res*	*Type*	*Est*	*Wait*
X_1	T	F	F	T	Some	$$$	F	T	French	0–10	T
X_2	T	F	F	T	Full	$	F	F	Thai	30–60	F
X_3	F	T	F	F	Some	$	F	F	Burger	0–10	T
X_4	T	F	T	T	Full	$	F	F	Thai	10–30	T
X_5	T	F	T	F	Full	$$$	F	T	French	>60	F
X_6	F	T	F	T	Some	$$	T	T	Italian	0–10	T
X_7	F	T	F	F	None	$	T	F	Burger	0–10	F
X_8	F	F	F	T	Some	$$	T	T	Thai	0–10	T
X_9	F	T	T	F	Full	$	T	F	Burger	>60	F
X_{10}	T	T	T	T	Full	$$$	F	T	Italian	10–30	F
X_{11}	F	F	F	F	None	$	F	F	Thai	0–10	F
X_{12}	T	T	T	T	Full	$	F	F	Burger	30–60	T

- Примерите се разделят на положителни (+/T) и отрицателни (-/F)

Примерно класификационно дърво:



```
function DTL(examples, attributes, default) returns a decision tree
    if examples is empty then return default
    else if all examples have the same classification then return the classification
    else if attributes is empty then return MODE(examples)
    else
        best ← CHOOSE-ATTRIBUTE(attributes, examples)
        tree ← a new decision tree with root test best
        for each value v_i of best do
            examples_i ← {elements of examples with best = v_i}
            subtree ← DTL(examples_i, attributes − best, MODE(examples))
            add a branch to tree with label v_i and subtree subtree
        return tree
```

Забележка. Ако няма останали атрибути за избор, но класификацията на примерите все още не е приключила (има останали както положителни, така и отрицателни обучаващи примери), това означава, че съществува проблем. Останали са обучаващи примери, които имат еднакви стойности на атрибутите, но се класифицират по различни начини. Такава ситуация може да възникне, когато данните са некоректни (зашумени), когато избраните атрибути са недостатъчни или когато областта е недетерминирана.

В тези случаи функцията DTL връща резултат, който се определя от функцията MODE.

Естествено, видът на полученото класификационно дърво зависи от реда на избор на атрибути.

При конструирането на класификационни дървета целта е да се построи *“компактно” дърво с минимален брой разделящи възли* (т.е. целта е да се минимизира необходимият брой тестове). Така за предпочитане са плитките и силно разклонени дървета.

Постигането на тази цел се определя от избора на “добри” атрибути. Критерий за качеството на даден атрибут е способността му да разделя множеството от примери на групи от еднородни примери. Формално това най-често се прави с използване на т. нар. *информационен критерий*.

Самообучение чрез обяснение

Идея. При МС чрез примери съществено е честото използване на голям брой обучаващи примери (положителни и отрицателни). Тук се използва един обучаващ пример и на основата на допълнителни знания за предметната област се конструира обяснение защо той е пример за разглежданото понятие. Чрез обобщение на обяснението се получава описанието на изучаваното понятие.

При самообучението чрез обяснение съответната обучаваща програма използва следните видове данни/знания:

- *Целево понятие* (описание на високо равнище на целевото понятие в термините на предметната област, но без да е изпълнен т. нар. критерий за операционалност);
- *Критерий за операционалност (конструктивност)* – описание или списък на понятията, в чиито термини трябва да бъде формирано описанието на целевото понятие;
- *Обучаващ пример* – описание на обект от предметната област, който е положителен пример за целевото понятие;
- *Теория за предметната област* – множество от правила, които описват необходимите знания за класификация на обектите в предметната област (в термините на критерия за операционалност).

На основата на тези данни и знания обучаващата програма конструира обяснение (доказателство например чрез използване на обратен извод върху теорията за предметната област) защо обучаващият пример е пример за изучаваното (целевото) понятие, което е формулирано в термините на критерия за операционалност. Чрез обобщение на това обяснение се получава търсеното описание на целевото понятие.