

МЕТОДЕ ОДЛУЧИВАЊА

АТ-1 Увод у теорију одлучивања

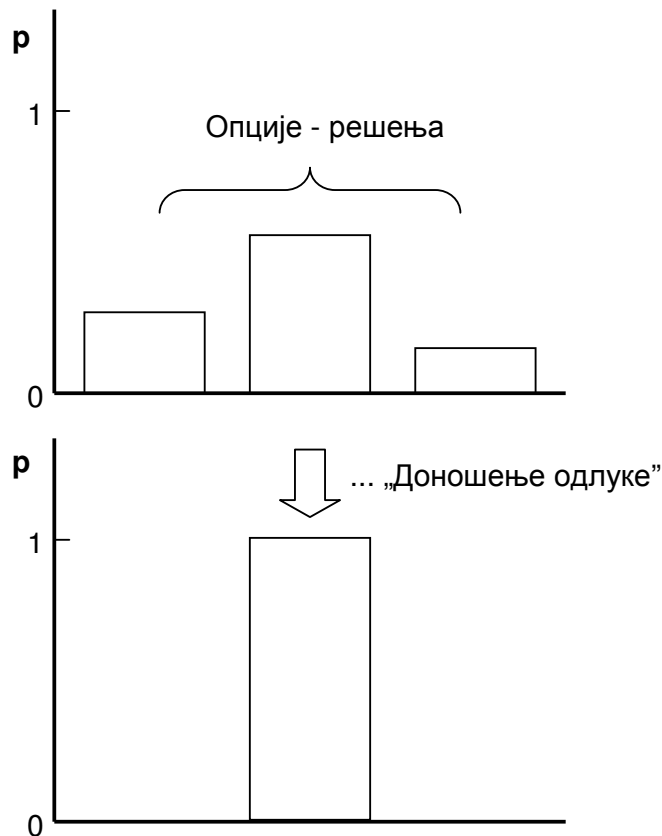
ПРОЦЕС ОДЛУЧИВАЊА

Дефиниција - класична

„Када постоји много опција-решења неког проблема која могу да се реализују, процес одлучивања представља тражење вероватноће за свако од њих, са крајњим циљем да се одреди једно решење са вероватноћом $p=1$ (100%) тако да су све остале опције са вероватноћом 0”.

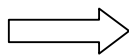
Напомене:

- Теорија одлучивања (успоставили је 1944. *John Von Neumann*¹⁾ и *Oskar Morgenstern* комбинујући теорију вероватноће са теоријом корисности) примењује фундаменталну идеју по којој је агент (данас је то пројектант, робот, софтвер, итд.) интелигентан и рационалан, ако и само ако врши избор акција које обезбеђују највећу очекивану сврсисходност (корисност);
- Одлучивање је процес промишљања и разумевања проблема, уз пресуђивање (према теорији одлучивања - раздвајање добрих акција од лоших) које је коначни исход процеса;
- Процес пројектовања обавезно укључује доношење одлука на основу детерминисаних циљева (функционалних захтева) и услова у којима пројектно решење егзистира (ограничења).



Значај одлучивања

- Предикција стања пројектних решења
- Селекција пројектних решења
- Тражење оптималног решења
- Утврђивање ризика



Методe одлучивања

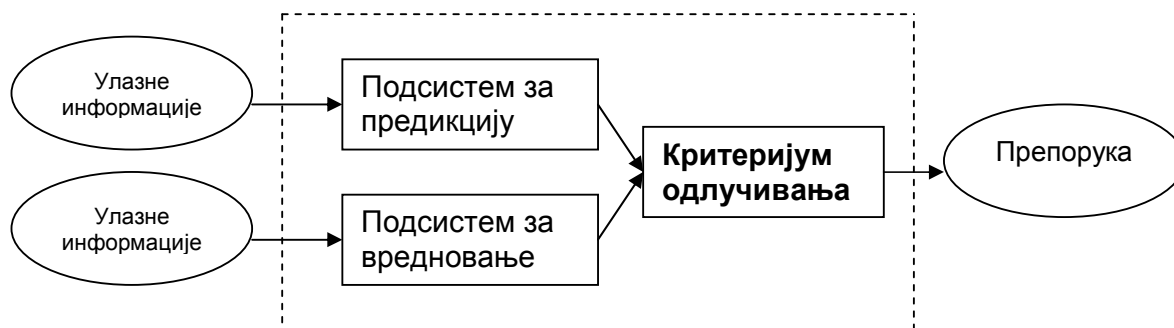
- Статистичке (препознавање узорака)
- Технике вештачке интелигенције

¹⁾ *John Von Neumann* је творац теорије игара, а и пионир у развоју рачунарске технике и нових кибернетских праваца. Доказао је теорему о способности довољно сложених аутомата да се самопроизводе и чак да остварују синтезу сложенијих аутомата. Године 1944. *John Von Neumann* и *Oskar Morgenstern* су објавили прво систематско фундаментално истраживање о теорији игара „Теорија игара и економско понашање”.

Природа процеса одлучивања

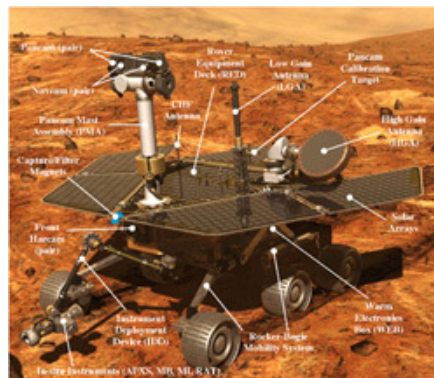
Процес одлучивања одвија се у оквиру следећих корака:

1. Утврђивање више од једне опције-решења могућег правца будуће акције или стратегије. Ови правци се идентификују коришћењем система за одлучивање (знања, вештине и искуство пројектанта и/или примена техника вештачке интелигенције).
2. Предикција излаза сваког од утврђених праваца акције или стратегије.
3. Одређивање вероватноће остваривања-реализације утврђених праваца акције или стратегије.
4. Одлучивање на основу критеријумске селекције опције-решења са највећом (тежња→максималном) вредношћу вероватноће остваривања-реализације.



Блок дијаграм процеса одлучивања.

Пример:



За разлику од стационарних индустријских робота (слика лево горе) чија базна платформа током времена не мења свој положај, мобилни роботи (слика десно горе) стално мењају свој положај (позицију и оријентацију) у простору. Ова промена положаја базне платформе имплицира и специфичне проблеме карактеристичне искључиво за мобилне роботе (решавају се применом метода одлучивања базираних на вештачкој интелигенцији – пројектни задатак).

Основна питања на која мобилни робот треба да да одговор у сваком тренутку (процес одлучивања – пројектни задатак) су:

- Где сам?
- Где сам био?
- Где идем? Где ми је циљ?
- Како да дођем до циља?

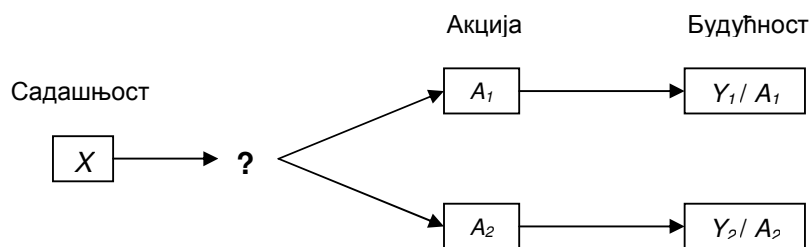
Подсистем за предикцију обухвата следећу нотацију:

X = ситуација у реалном окружењу у тренутку одлуке

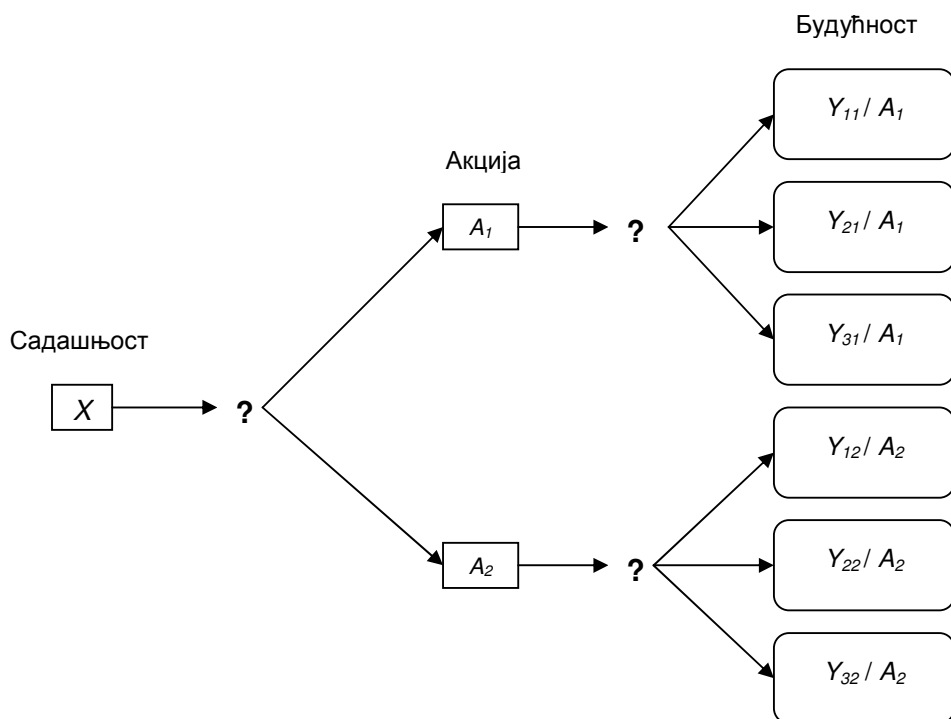
Y_i = i -та могућа ситуација (догађај) у окружењу (у будућности) за коју је одлука донета

A_j = j -ти правац акције (деловања)

Y_i / A_j = i -ти могући излаз (опција-решење) ако је предузета акција A_j



Блок дијаграм подсистема за предикцију – стриктни ланац догађаја



Блок дијаграм подсистема за предикцију – пробабилистички ланац догађаја

Класификација процеса одлучивања обухвата сигнификантно утврђивање услова под којима до одлучивања долази и разликује се:

1. Одлучивање под тачно одређеним условима – без ризика при остваривању специфичног излаза. Оствариво је ако се примењује подсистем за предикцију са стриктним ланцем догађаја (видети слику горе).
2. Одлучивање са ризиком при остваривању специфичних излаза за које је вероватноћа остваривања-реализације позната. Оствариво је ако се примењује подсистем за предикцију са пробабилистичким ланцем догађаја (видети слику горе).
3. Одлучивање са ризиком при остваривању специфичних излаза за које је вероватноћа остваривања-реализације непозната. Оствариво је ако се примењује подсистем за предикцију са емпиријским ланцем догађаја (искључиво применом техника вештачке интелигенције – исход предметног задатка).

Одлучивање са ризиком – матрица одлучивања

Одлучивање са ризиком се формализује увођењем *матрице одлучивања* која поред активности- A_j током процеса одлучивања (акције или стратегије у пројектовању решења задатог проблема) обухвата и веома важан утицај догађаја у окружењу- Y_i у коме селектовано пројектно решење треба да егзистира. Она одређује све комбинације-понашања (O_{ij}), тј. акције у датом (познатом или непознатом) окружењу, са познатом (за непознату мора да се уведе машинско учење-пројектни задатак) вероватноћом p_j остваривања-реализације догађаја:

$$\sum p_j = 1$$

	p_1	p_2	p_3	p_4	p_5	p_6	p_7	p_8
	A_1	A_2	A_3	A_4	A_5	A_6	A_7	A_8
Y_1	O_{11}	O_{12}	O_{13}	O_{14}	O_{15}	O_{16}	O_{17}	O_{18}
Y_2	O_{21}	O_{22}	O_{23}	O_{24}	O_{25}	O_{26}	O_{27}	O_{28}
Y_3	O_{31}	O_{32}	O_{33}	O_{34}	O_{35}	O_{36}	O_{37}	O_{38}
Y_4	O_{41}	O_{42}	O_{43}	O_{44}	O_{45}	O_{46}	O_{47}	O_{48}
Y_5	O_{51}	O_{52}	O_{53}	O_{54}	O_{55}	O_{56}	O_{57}	O_{58}
Y_6	O_{61}	O_{62}	O_{63}	O_{64}	O_{65}	O_{66}	O_{67}	O_{68}
Y_7	O_{71}	O_{72}	O_{73}	O_{74}	O_{75}	O_{76}	O_{77}	O_{78}

Матрица одлучивања (М-матрица)

Пример-појашњења:

Као модел система одлучивања обучаваног у понашању, погодно је посматрати га преко примера случајног аутомата S . Понашање аутомата S се карактерише вероватноћом одређене реакције, која се опажа на излазу аутомата на подстрек, доведен на његов улаз. Ограничавајући се на просте ситуације, када су познати коначан број могућих подстрека (нпр. догађаја у окружењу- Y_i) и све могуће реакције (активности- A_j током процеса одлучивања), може се описати понашање посматраног аутомата матрицом вероватноћа понашања (М-матрица). Дакле, у симплификованом тумачењу М-матрице може се рећи да њени елементи O_{ij} карактеришу вероватноћу датог аутомата S да у одређеном стању z одговори реакцијом A_j на подстрек Y_i . Ако је скуп Y_1, Y_2, \dots, Y_i потпуни скуп свих могућих реакција и ако на улазни подстрек аутомат увек одговара неком излазном реакцијом, тада је сума вероватноћа свих реакција на сваки подстрек једнака јединици.

Сваком од N могућих стања z_N аутомата S одговара одређена матрица $M(z)$, која одређује његово понашање. Сваки одређени акт понашања аутомата S одређује се паром (Y_i, A_j) , тј. j -том реакцијом на i -ти подстрек, и сваком таквом пару може се доделити одговарајућа оцена a_{ij} (подсистем за вредновање), која карактерише ефикасност понашања аутомата (у овом курсу процеса одлучивања). Тада се обучавањем аутомата може сматрати његов прелаз у таква стања, у којима се вероватноће добијања високих оцена повећавају (критеријум одлучивања).

Описани модел обучаваног аутомата показао се корисним за проучавање процеса одлучивања које је базирано на формама понашања како човека тако и животиња при доношењу одлука, те је уведен у систем пројектовања вештачких управљачких уређаја који данас, у 21. веку, могу да уче (пројектни задатак). Показано је, да се случајни аутомати могу обучити за сврсисходно (данас интелигентно) понашање, ако их „бодри” или „кажњава” учитељ (пројектант) или средина (окружење), и ако се при томе сваки пут, када је после одређеног прелаза аутомат (нпр. систем мобилног робота) „кажњен”, вероватноћа прелаза у то стање смањује (алгоритам емпиријског управљања-видеће се касније у оквиру овог курса), а у сва остала – повећава.

Ефикасност обучавања аутомата S у понашању може се знатно повисити, ако се између етапе *обучавања на примерима* и етапе *испита* предвиди етапа *тренирања* (вештачке неуронске мреже-пројектни задатак). Тренирање аутомата може да се састоји у вишеструком проверавању дејства аутомата са једним истим низом обучавања, а реакција окружења или подстицање и кажњавање од

стране учитеља користе се за доучавање аутомата потребном понашању (одлучивању). Ако је обучавање оптерећено сложеним формама понашања аутомата (интелигентно понашање мобилног робота-пројектни задатак), тада се тај комплексан задатак може олакшати, ако се у процесу обучавања користе успутни циљеви (више опција-решења), који допуштају разбијање обучавања у етапе. Тада се, у првим етапама обучавања, аутомат учи да решава релативно једноставне задатке, а затим се на основу већ формираних одговарајућих структура у аутомату, прилагођених за решавање простих задатака, изводи обучавање за решавање све сложенијих задатака на свакој новој етапи дотле, док се не постигне коначан циљ (емпиријска стратегија управљања интелигентним мобилним роботом-пројектни задатак). Таква тактика обучавања аутомата за доношење одлука је дефинисана *тоталним детерминизмом*, односно потпуном аналогијом са процесом обучавања људи, којима се на свакој новој етапи обучавања постављају све тежи задаци, који одговарају ученику, захваљујући вештини и искуству стеченим у претходним етапама обучавања.

„Црна кутија”-одлучивање на бази понашања сложених система

За постављање и решавање задатака моделирања управљаних система (нпр. систем мобилног робота) показао се корисним појам „црна кутија”. Под црном кутијом се подразумева систем, за који су спољњем посматрачу доступне само улазне и излазне величине, а његово унутрашње уређење му је непознато. При томе се показује да је низ важних закључака (остварених одлучивањем) о понашању система могуће извести посматрајући само промене излазних величина настале услед промене улазних. Такав прилаз ствара могућности да се објективно проуче системи чије је устројство или непознато или сувише сложено да би било могуће извести закључке на основу понашања подсистема и структура веза међу њима.

Нека је понашање система одређено његовим улазним дејствима Y_1, Y_2, \dots, Y_m и излазним дејствима X_1, X_2, \dots, X_n (слика доле).



„Црна кутија”

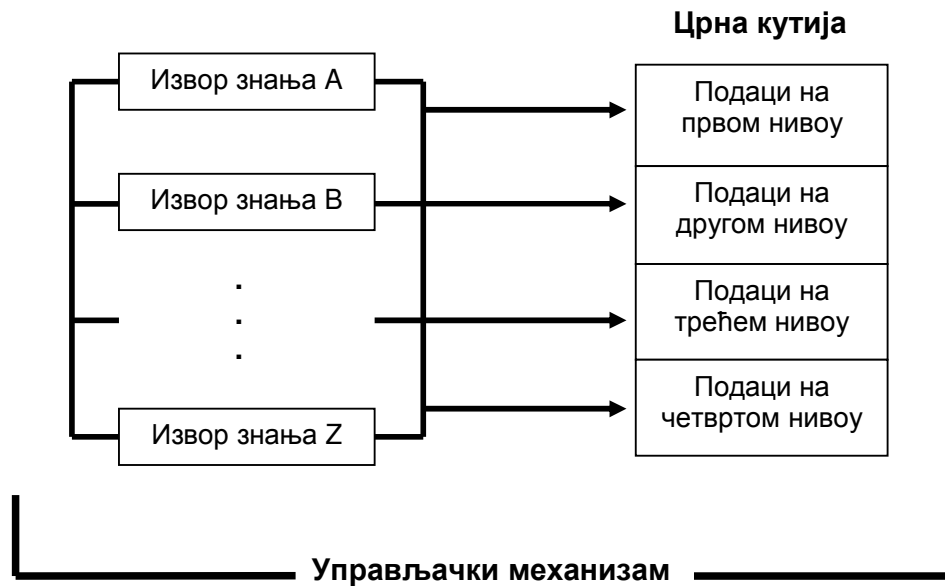
Посматрајући понашање оваквог система довољно дуго и, ако је потребно, вршећи неке активне експерименте (пројектни задатак) са њим, може се постићи такав степен познавања својстава система да постоји могућност предвиђања (подсистем за предикцију) кретања његових излазних величина (нпр. координата) при било каквим задатим променама на улазима. Међутим, ма како детаљно да проучимо понашање црне кутије, не можемо извести образложене закључке о његовом унутрашњем устројству, јер једно исто понашање могу да поседују различити системи. Системи које карактеришу једнаки скупови улазних и излазних величина, као и једнако реаговање на спољња дејства, називају се *изоморфни*.

Дакле, **црна кутија** је било који објект о коме доносимо одлуке на основу проучавања његових спољњих својстава, не прибегавајући истраживању његове структуре и особина најситнијих елемената од којих је састављен дати објект (видеће се кроз примену вештачких неуронских мрежа).

Метод црне кутије је посебно важан за изучавање понашања сложених система (интелигентно понашање мобилног робота у датом окружењу). Пошто су мехатронски системи сложени (мобилни робот је архетипски пример) и пошто при решавању задатка управљања нас највише интересује *понашање* система, метод црне кутије је дуго сматран (а и данас у значајној мери) за основни метод за проучавање и разумевање кибернетских принципа који се примењују при одлучивању о његовим акцијама. Систем црне кутије је високо структурисан, опортунистички систем за решавање проблема који обезбеђује организацију знања у простору дефинисаног домена селекције решења.

Три компоненте чине типичан систем црне кутије: *извори знања, сопствена структура података и управљачки механизам*. Извори знања или агенти знања садрже потребан домен знања у функцији решавања проблема, а структурисани су у одвојене и независне модуле који користе декларативно и процедурално представљање знања. Ови модули извршавају трансформацију

знања у простор селекције решења унутар црне кутије, коришћењем детерминистичких алгоритама и/или хеуристике. Овакво промишљање-резоновање о проблему настаје када је корисно применити део знања или процедуре при доношењу инкременталних или парцијалних решења. Да би се све ово остварило агент (извор знања) мора да зна под којим условима (ограничењима) може да модификује информације у црној кутији.



Структура „црне кутије” у интелигентном систему

Структура података у црној кутији (слика горе) је тако организована да у глобалној бази података чува информације о стању система. Дакле, црна кутија садржи сва комплетна или парцијална могућа решења која систем црне кутије, преко својих агената знања (сталном комуникацијом између извора знања – види слику горе), може да генерише на време, што је уједно и крајњи циљ процеса одлучивања (правовремена одлука).

Управљачки механизам који имплицитно постоји у сваком моделу црне кутије, има задатак да организује опортунистичке одговоре унутар система црне кутије и да фокусира пажњу доносиоца одлуке (пројектант, интелигентни робот и/или софтвер, итд.) при селекцији решења и доношењу одлука, као и да терминира процес одлучивања на основу расположивих извора знања.

Систем црне кутије је у могућности да успешно да одговоре при селекцији решења, али и даље зависи од тога како је оригинални проблем успостављен и да ли су извори знања расположиви и адекватни. Системи вештачких неуронских мрежа (пројектни задатак) се могу сматрати репрезентативном парадигмом вештачке интелигенције са многим обележјима црне кутије, што ће бити анализирано и свесрдно коришћено у оквиру овог курса.

„Дрво одлучивања”- издвајање правила учења

„Дрво одлучивања” представља хијерархијску структуру података са имплементираним стратегијом за доношење одлука по принципу „раздвоји-и-изабери”. То је ефикасан непараметарски метод који се користи за класификацију и регресију. Овај хијерархијски модел за супервизорско машинско учење чине елементи који учествују у доношењу одлука на основу имплементирања тест-функције $f_m(\mathbf{x})$ са дискретним излазним вредностима.

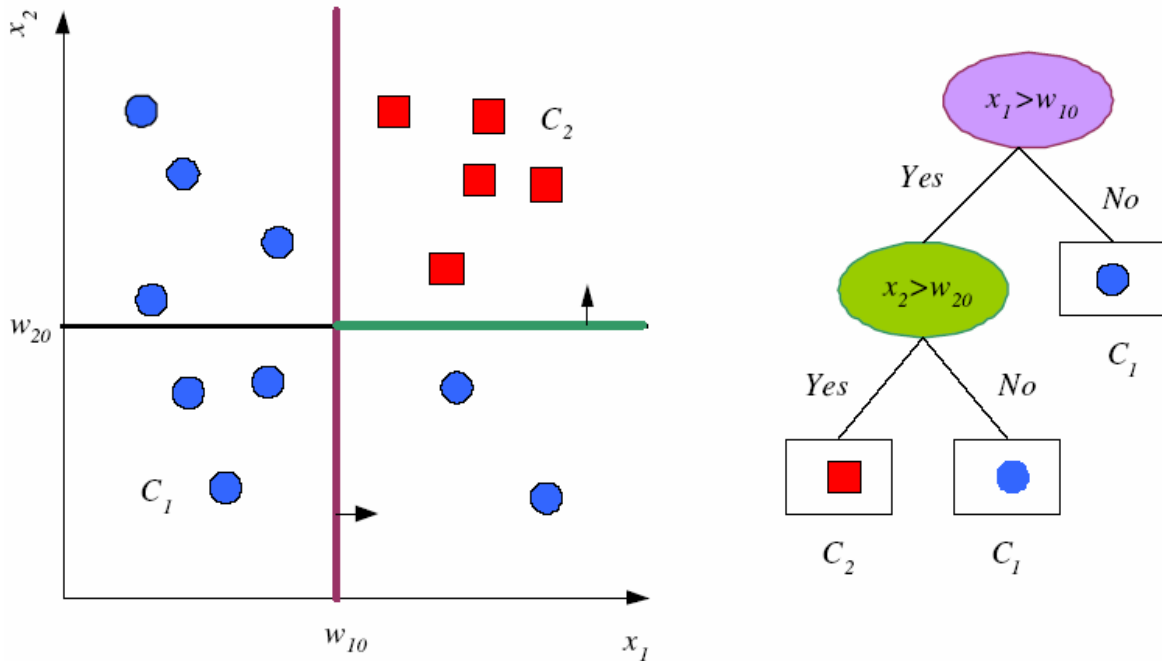
Хијерархијска структура дрвета одлучивања (слика у наставку) је организована тако да поседује:

- Интерне чворове одлучивања (овални – види дрво одлучивања!) који могу да буду
 - Униформни: Користе један атрибут, x_i
 - Нумерички x_i : Бинарно раздвајање : $f_m(\mathbf{x}): x_i > w_{m0}$ (нпр. $x_1 > w_{10}$; $x_2 > w_{20}$ – види слику!)
 - Дискретни x_i : n -могућности раздвајања за n могућих вредности (нпр. боја – види слику!)
 - Мултиваријантни: Користе све атрибуте, \mathbf{x}

- Терминале-излазне чворове (правоугаони – види дрво одлучивања) који врше
 - Класификацију: Лабелишу класе, или пропорције података
 - Регресију: Нумеричку; r усредњавање (средња квадратна разлика), локално „фитовање“ грешке E_m на чвору m

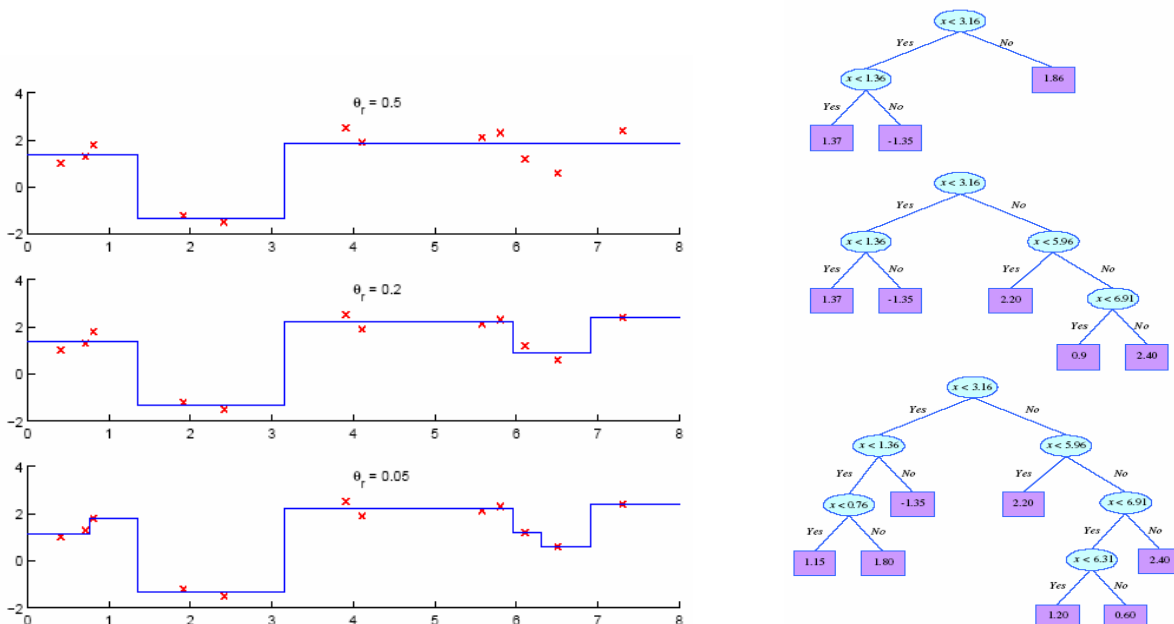
$$E_m = \frac{1}{N_m} \sum_i (r^i - g_m)^2 b_m(\mathbf{x}^i) \quad g_m = \frac{\sum_i b_m(\mathbf{x}^i) r^i}{\sum_i b_m(\mathbf{x}^i)} \quad b_m(\mathbf{x}) = \begin{cases} 1 & \text{ако } \mathbf{x} \in \mathcal{X}_m : \mathbf{x} \text{ иде до чвора } m \\ 0 & \text{остало} \end{cases}$$

- Захтевно машинско учење оствариво издвојеним правилима

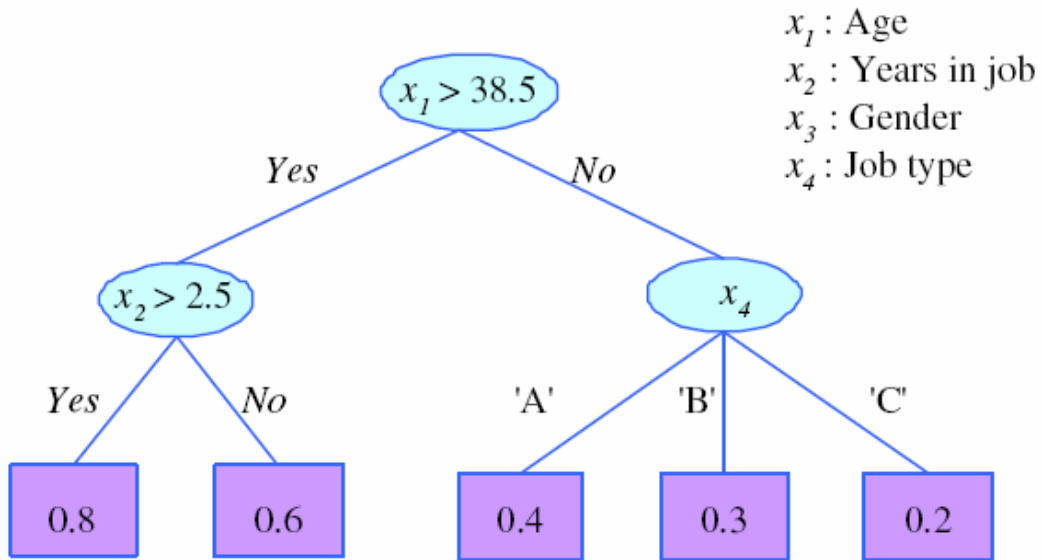


Пример сета података са кореспондирајућим „дрветом одлучивања“

Пример селекције модел - „дрво одлучивања“



Пример издвајања правила коришћењем „дрвета одлучивања”



- R1: IF (age>38.5) AND (years-in-job>2.5) THEN $y = 0.8$
- R2: IF (age>38.5) AND (years-in-job≤2.5) THEN $y = 0.6$
- R3: IF (age≤38.5) AND (job-type='A') THEN $y = 0.4$
- R4: IF (age≤38.5) AND (job-type='B') THEN $y = 0.3$
- R5: IF (age≤38.5) AND (job-type='C') THEN $y = 0.2$

Напомена:

За пример показан на првој слици (на претходној страни), класа C_1 (плави кругови) може да се селектира преко издвојеног правила, коришћењем дрвета одлучивања на следећи начин:

$$\text{IF } (x \leq w_{10}) \text{ OR } ((x_1 > w_{10}) \text{ AND } (x_2 \leq w_{20})) \text{ THEN } C_1$$

Пример линеарног мултиваријантног „дрвета одлучивања”

Раздвајање класа се врши помоћу хиперравни са произвољном оријентацијом која је дефинисана једначином $f_m(\mathbf{x}) : w_m^T \mathbf{x} + w_{m0} > 0$

