E را متغیّرهای مدرکی که دیده شده اند قرار دهید ؛ به عنوان مثال {JohnCalls,MaryCalls} .
X را متغیّر پرس و جو قرار دهید ؛ به عنوان مثال ، Burglary و فرض کنید می خواهیم P(X|E) را به دست آوریم .

J	M	P(B|...)
T	T	?

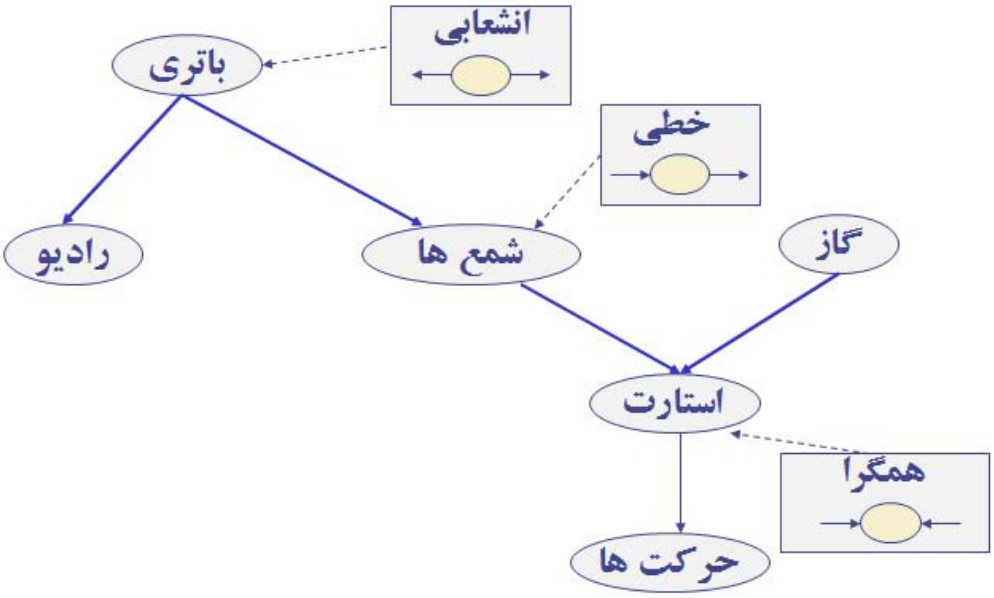
کاربردهای شبکه های بیزی

کاربرد اصلی یک شبکه ی بیزی : ارایه ی مشاهدات جدید و محاسبه ی توانایی های جدید برخی (یا همه ی) تصورّات [۱] .

[۱] beliefs

کاربرد دیگر : ارایه ی توانایی یک تصور و این که کدام مشاهده را باید برای به وجود آوردن بیش ترین تغییر در توانایی تصور به کار ببریم .

انواع گره های موجود در یک مسیر



با داشتن یک مجموعه ی E از گره های مدرک ، دو گره که توسط یک مسیر غیر مستقیم به هم وصل شده اند در صورتی *مستقل* هستند که دارای یکی از سه شرط زیر باشند :

۱- یک گره ی موجود در مسیر به صورت خطی [۱] و در E باشد .
۲- یک گره ی موجود در مسیر به صورت انشعابی [۲] و در E باشد .
۳- یک گره ی موجود در مسیر به صورت همگرا باشد و نه این گره و نه هیچ یک از فرزندانش در E باشند .

---

[۱] linear
[۲] diverging

گاز و رادیو با توجه به مدرک شمع ها [1] مستقل هستند . گاز و رادیو با توجه به مدرک باتری مستقل هستند .

استنتاج در شبکه های بیزی

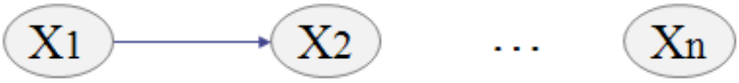
در ساده ترین حالت داریم :

$$P(B) = P(a)P(B|a) + P(\sim a)P(B|\sim a)$$

$$P(B) = \sum_{A} P(A)P(B \mid A)$$

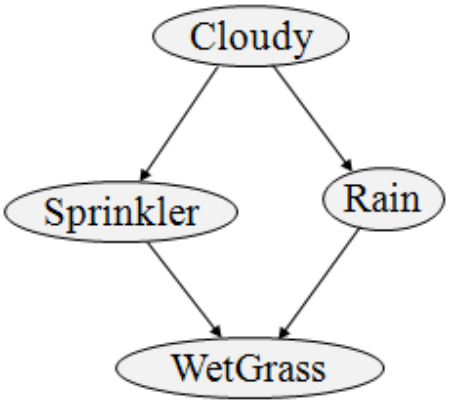
حال سوال این جاست که اگر شکل زیر را داشته باشیم ، آن گاه P(C) برابر چیست ؟

اگر یک زنجیره به صورت زیر داشته باشیم پیچیدگی زمانی برای محاسبه ی P(Xn) چه قدر است ؟



مثال :

[1] Spark plugs



$$P(W) = \sum_{R,S,C} P(w \mid r,s)P(r \mid c)P(s \mid c)P(c)$$

$$= \sum_{R,S} P(w \mid r,s) \sum_{C} P(r \mid c)P(s \mid c)P(c)$$

اگر $\sum_{C} P(r \mid c)P(s \mid c)P(c)$ را $f_C(R,S)$ در نظر بگیریم داریم :

$$P(W) = \sum_{R,S} P(w \mid r,s)\, f_C(r,s)$$

الگوریتم در حال محاسبه ی احتمال ها به صورت تکی نمی باشد ، بلکه در حال محاسبه ی تمام موارد است . دو ایده برای جلوگیری از انفجار نمایی محاسبه ها وجود دارد :

۱- با توجه به ساختار شبکه ی بیزی ، برخی از زیر عبارت ها در محل های اتصال فقط به تعداد کمی از متغیّرها وابسته اند .
۲- با یکبار محاسبه ی آن ها و نگهداری نتایج ، ما می توانیم از به وجود آمدن آن ها به صورت نمایی در بسیاری از موارد جلوگیری نماییم .

روش حذف متغیّر

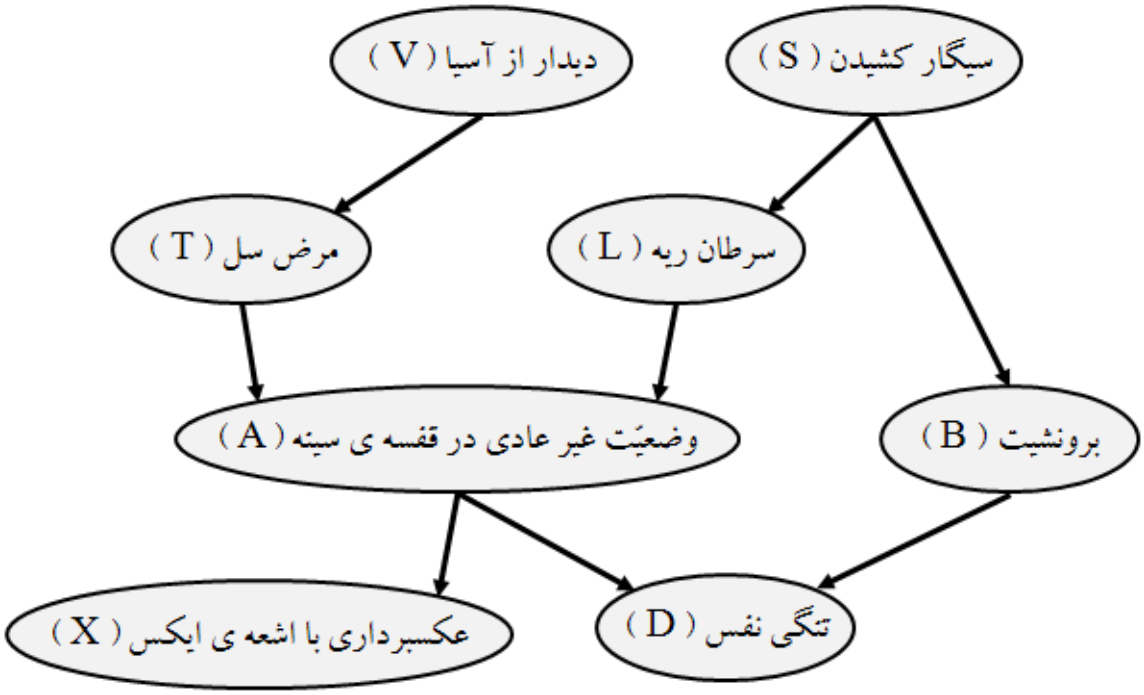
ایده ی اصلی این است که پرس و جو را به صورت زیر بنویسیم :

$$P(X_n, \boldsymbol{e}) = \sum_{x_k} \cdots \sum_{x_3} \sum_{x_2} \prod_i P(x_i \mid pa_i)$$

و به صورت تکراری کار های زیر را انجام دهیم :

۱- تمام عبارت های نامربوط را به خارج از داخلی ترین جمع انتقال دهیم .
۲- داخلی ترین جمع را انجام دهیم و عبارت جدید را به دست آوریم .
۳- عبارت جدید را در ضرب وارد نماییم .

یک مثال پیچیده تر



ما می خواهیم احتمال تنگی نفس (P(D)) را محاسبه نماییم . باید v , s , x , t , l , a , b را حذف نماییم . عامل های اوّلیه عبارتند از :

$$P(v)P(s)P(t|v)P(l|s)P(b|s)P(a|t,l)P(x|a)P(d|a,b)$$

برای حذف v داریم :

$$f_v(t) = \sum_v P(v)P(t|v)$$

در نتیجه داریم :

$$f_v(t)P(s)P(l|s)P(b|s)P(a|t,l)P(x|a)P(d|a,b)$$

توجّه کنید که $f_v(t) = P(t)$. در حالت کلّی ، نتیجه ی حذف لزوماً یک عبارت احتمالی نمی باشد .

برای حذف s داریم :

$$f_s(b,l) = \sum_s P(s)P(b|s)P(l|s)$$

در نتیجه :

$$f_v(t)\, f_s(b,l)P(a|t,l)P(x|a)P(d|a,b)$$

در جمع بندی بر روی نتایج s که دارای یک عامل و دو آرگومان $f_s(b,l)$ است ، در حالت کلّی نتیجه ی حذف ممکن است یک تابع با چند متغیّر باشد .

برای حذف x داریم :

$$f_x(a) = \sum_x P(x \mid a)$$

در نتیجه داریم :

$$f_v(t)\, f_s(b,l)\, f_x(a) P(a \mid t,l) P(d \mid a,b)$$

توجه کنید که $f_x(a)$ برای همه ی مقدارهای a برابر با یک می باشد .

برای حذف t داریم :

$$f_t(a,l) = \sum_t f_v(t) P(a \mid t,l)$$

در نتیجه داریم :

$$f_s(b,l)\, f_x(a)\, f_t(a,l) P(d \mid a,b)$$

برای حذف l داریم :

$$f_l(a,b) = \sum_l f_s(b,l)\, f_t(a,l)$$

در نتیجه داریم :

$$f_l(a,b)\, f_x(a) P(d \mid a,b)$$

برای حذف a و b داریم :

$$f_a(b,d) = \sum_a f_l(a,b)\, f_x(a)\, p(d \mid a,b) \qquad f_b(d) = \sum_b f_a(b,d)$$

مترجم: سهراب جلوه گر
ویرایش دوّم ، بهار ۱۳۸۸

ما حالا فهمیدیم که حذف متغیّر به صورت یک رشته از عملیّات ***بازنویسی*** می باشد ، محاسبه ی واقعی در مرحله ی حذف انجام می شود و محاسبه ، وابسته به ترتیب حذف می باشد .

رسیدگی به مدارک

تصوّر کنید که مدارک $V = t, S = f, D = t$ را داریم و می خواهیم $P(L, V = t, S = f, D = t)$ را محاسبه نماییم ؛ با نوشتن عامل ها شروع می کنیم :

$$P(v)P(s)P(t|v)P(l|s)P(b|s)P(a|t,l)P(x|a)P(d|a,b)$$

از آنجایی که ما می دانیم که $V = t$ می باشد ، نیازی به حذف V نداریم و به جای این کار می توانیم عامل های $P(V)$ و $P(T|V)$ را به صورت زیر جایگزین نماییم :

$$f_{P(V)} = P(V = t) \quad f_{p(T|V)}(T) = P(T|V = t)$$

که این ها اجزای مناسب عامل های اصلی را که مدارک بیان می کنند انتخاب می کنند . توجّه کنید که $f_{p(V)}$ یک ثابت است و بنابراین در حذف دیگر متغیّرها ظاهر نمی شود .

عامل های اوّلیه پس از تنظیم مدرک ها به صورت زیر خواهند بود :

$$f_{P(v)} f_{P(s)} f_{P(t|v)}(t) f_{P(l|s)}(l) f_{P(b|s)}(b) P(a|t,l) P(x|a) f_{P(d|a,b)}(a,b)$$

پس از حذف x داریم :

$$f_{P(v)} f_{P(s)} f_{P(t|v)}(t) f_{P(l|s)}(l) f_{P(b|s)}(b) P(a|t,l) f_x(a) f_{P(d|a,b)}(a,b)$$

با حذف t داریم :

$$f_{P(v)} f_{P(s)} f_{P(l|s)}(l) f_{P(b|s)}(b) f_t(a,l) f_x(a) f_{P(d|a,b)}(a,b)$$

پس از حذف a داریم :

$$f_{P(v)} f_{P(s)} f_{P(l|s)}(l) f_{P(b|s)}(b) f_a(b,l)$$

با حذف b داریم :

$$f_{P(v)} f_{P(s)} f_{P(l|s)}(l) f_b(l)$$

الگوریتم حذف متغیّر

تصوّر کنید X_m , ... , X_2 , X_1 رشته ای از متغیّرهای غیر پرس و جو باشند :

$$\sum_{X_1}\sum_{X_2}...\sum_{X_m}\prod_j P(X_j \mid Parents(X_j))$$

برای I مساوی با m تا ۱ کارهای زیر را انجام بده :

- در مجموع یابی برای X_i فقط عامل هایی که X_i را بیان می کنند ، نگهدارید .
- عامل ها را ضرب کنید ، یک عامل را که شامل یک شماره ی X_i برای هر مقدار متغیّرهای مذکور X_i هستند را به دست آورید .
- جمع را انجام دهید و یک عامل f را که شامل یک عدد برای هر مقدار متغیّرهای ذکر شده که شامل X_i نمی باشند را به دست آورید .
- عامل ضرب شده را در جمع جایگزین نمایید .

پیچیدگی حذف متغیّر

فرض کنید در یک مرحله ی حذف ما عبارت زیر را محاسبه می کنیم :

$$f_x(y_1, \dots, y_k) = \sum_x f'(x, y_1, \dots, y_k)$$

$$f'_x(x, y_1, \dots, y_k) = \prod_{i=1}^{m} f_i\,(x, y_{1,1}, \dots, y_{1,l_i})$$

که به $m \cdot |\mathrm{Val}(X)| \cdot \prod_i |\mathrm{Val}(Y_i)|$ ضرب نیاز دارد . برای هر مقدار $x, y_1, \dots, y_k$ ، ما به m ضرب نیاز داریم .

روش های استنتاج

به دو دسته ی استنتاج دقیق [۱] و استنتاج تقریبی [۲] تقسیم می شوند . استنتاج در زنجیره های ساده ، حذف متغیّر و الگوریتم های طبقه بندی درختی [۳] ، جزو روش های استنتاج دقیق هستند و شبیه سازی احتمالی یا تصادفی [۴] یا روش های نمونه [۵] برداری و روش های زنجیره ی مارکوف مونت کارلو [۶] جزو روش های استنتاج تقریبی می باشند .

شبیه سازی تصادفی مستقیم

فرض کنید که شما دارای مقادیری برای برخی از زیرمجموعه های متغیّرها (G) هستید و می خواهید مقدارهایی را برای متغیّرهای ناشناخته (U) به دست آورید . تعداد زیادی از نمونه ها را از شبکه ی

---

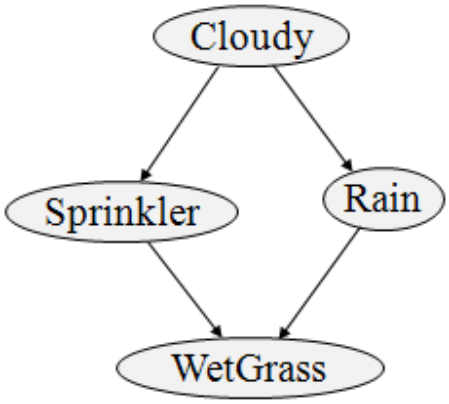
[۱] Exact inference
[۲] Approximate inference
[۳] Clustering tree algorithms
[۴] Stochastic simulation
[۵] sampling methods
[۶] Markov chain Monte Carlo methods

بیزی به صورت تصادفی به وجود بیاورید ؛ نمونه ها را برای همه ی متغیّرها به وجود آورید ؛ از متغیّرهای ریشه شروع کنید و این کار را به صورت مستقیم (رو به جلو) [۱] ادامه دهید .

ردّ نمونه برداری : نمونه هایی که با مقدارهای G سازگارند را نگه دارید .

مقدارها را برای U به کار ببرید تا احتمال های تخمین زده شده را به دست آورید . دقّت نتیجه ها به تعداد نمونه ها بستگی دارد .

مثال : با داشتن شکل زیر ، P(WetGrass | Cloudy) چیست ؟



$$P(WetGrass|Cloudy) = P(WetGrass \wedge Cloudy) / P(Cloudy)$$

۱. کارهای زیر را N بار انجام دهید :
۱.۱. فرض کنید به تصادف هوا ابری [۲] است .
۱.۲. برای هر فرض ابری بودن هوا ، آبپاش [۱] و باران [۲] را فرض کنید و سپس خیس بودن چمن [۳] را فرض نمایید .

---

[۱] forward
[۲] Cloudy

۲. نسبت تعداد مواردی که خیس بودن چمن و ابری بودن هوا درست است را در صورتی ابری بودن هوا درست باشد محاسبه نمایید .

وزن احتمال [٤]

ایده ی این روش این است که نمونه هایی که لازم است در مرحله ی اوّل رد شوند را تولید ننمایید ؛ فقط از متغیّرهای ناشناخته ی Z نمونه بگیرید و هر نمونه را با داشتن مدرک E با توجّه به احتمالی که رخ می دهد مورد ارزیابی قرار دهید .

الگوریتم زنجیره ی مارکوف مونت کارلو

در زنجیره ی مارکوف هر مورد تولید شده در نمونه ، وابسته به نمونه ی قبلی می باشد و در روش مونت کارلو از روش نمونه برداری آماری استفاده می شود .

یک پیمایش تصادفی را در میان فضای متغیّر انجام دهید و آمارها را در موقع جلو رفتن نگه دارید ؛ برای این کار با یک نمونه ی تصادفی که با متغیّرهای مدرک سازگار است شروع کنید و در هر مرحله ، برای برخی از متغیّرهای غیر مدرک که با دیگر انتساب های جاری سازگارند ، به صورت تصادفی از مقدارش نمونه برداری نمایید . با داشتن نمونه های کافی ، زنجیره ی مارکوف مونت کارلو (MCMC) یک تخمین دقیق از توزیع درست مقدارها را ارایه می کند .

---

[۱] Sprinkler

[۲] Rain

[۳] WetGrass

[۴] Likelihood weighting

مترجم: سهراب جلوه گر

ویرایش دوّم ، بهار ۱۳۸۸

فصل شانزدهم

شناخت سخن یا سخن شناسی [۱]

(به طور خلاصه)

[۱] Speech recognition

مترجم: سهراب جلوه گر
ویرایش دوّم ، بهار ۱۳۸۸

ریوس مطالب

- **سخن به صورت استدلال احتمالی** [۱]
- **صداهای سخن** [۲]

سخن شناسی

عملیّات لازم برای توانمندسازی یک کامپیوتر برای شناسایی و واکنش دادن به صداهای به وجود آمده در سخن انسان می باشد [۳]. به عنوان تعریفی دیگر ، سخن شناسی یا تشخیص صدا [۴] ، توانایی سیستم های کامپیوتری برای دریافت سخن به صورت ورودی و پردازش بر روی آن یا بیان آن به صورت نوشته می

---

[۱] speech as probabilistic inference
[۲] speech sounds
[۳] فرهنگ آکسفورد / Babylon
[۴] voice recognition

مترجم: سهراب جلوه گر
ویرایش دوّم ، بهار ۱۳۸۸

باشد . کاربردهای عملی سخن شناسی ، شامل سیستم های پایگاه داده – پرس و جو [۱] و سیستم های بازیابی اطّلاعات [۲] می باشد . سخن شناسی دارای کاربرد در روبوتیک و مخصوصاً توسعه ی روبوت هایی که می توانند "بشنوند" می باشد . [۳]

سخن به صورت استدلال احتمالی

سیگنال های سخن ، پارازیت دار (اغتشاش دار) [۴] ، متغیّر و مبهم [۵] می باشند . شبیه ترین ترتیب کلمات و سیگنال سخن ارایه شده چیست ؟ ، برای این کار از قانون بیز استفاده نمایید :

$$P(Words|signal)=\alpha P(signal|Words)P(Words)$$

توجّه کنید که ، سخن ، به مدل صوتی [۶] و مدل زبانی [۷] ، تجزیه می شود . **کلمات** [۸] ، ترتیب وضعیّت های پنهان می باشند و **سیگنال** [۹] ، ترتیب مشاهده می باشد . در مورد **اصوات** [۱۰] ، باید بدانیم که ، تمام سخنان بشر ترکیبی از ۴۰ الی ۵۰ صوت می باشد . برای یک سطح میانی وضعیّت های مخفی شده ی

---

[۱] database-query systems
[۲] information retrieval systems
[۳] دایره المعارف بریتانیکا
[۴] noisy
[۵] ambiguous
[۶] acoustic model
[۷] language model
[۸] words
[۹] signal
[۱۰] phones

مترجم: سهراب جلوه گر
ویرایش دوّم ، بهار ۱۳۸۸

میان کلمات و سیگنال ها داریم ، مدل صوتی [۱] = مدل تلفظ [۲] + مدل صوت [۳] . آرپابت [۴] تعیین شده برای انگلیسی آمریکایی به صورت زیر می باشد :

[iy]	beat	[b]	bet	[p]	pet
[ih]	bit	[ch]	Chet	[r]	rat
[ey]	bet	[d]	debt	[s]	set
[ao]	bought	[hh]	hat	[th]	thick
[ow]	boat	[hv]	high	[dh]	that
[er]	Bert	[l]	let	[w]	wet
[ix]	roses	[ng]	sing	[en]	button
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮

برای مثال ، برای کلمه ی " ceiling " داریم : [s iy l ih ng] / [s iy l ix ng] / [s iy l en]

---

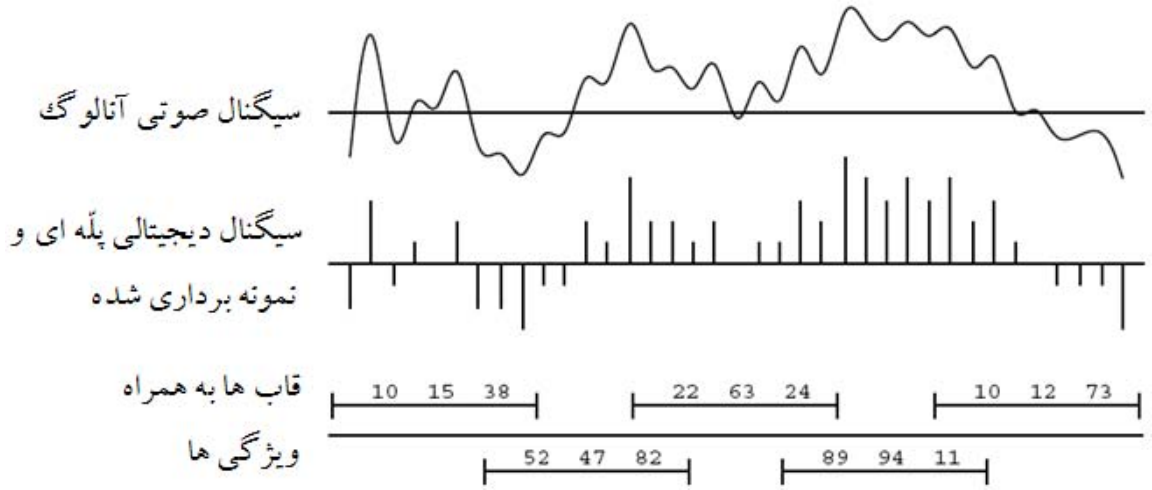
[۱] acoustic model

[۲] pronunciation model

[۳] phone model

[۴] ARPAbet

صداهای سخن – سیگنال خام میکروفون به صورت یک تابع یا عملکرد از زمان می باشد ؛ در پردازش ، قاب های ۳۰ میلی ثانیه ای روی هم می افتند و همگی به وسیله ی پستی و بلندی اشان توصیف می شوند .



پستی و بلندی های قاب با فرمت های معمولی می باشند و قله [۱] ها دارای طیف [۲] قوی می باشند .

اصوات سه حالته [۳] : هر صوت دارای سه وجه می باشد (آغاز [۴] ، وسط [۵] ، پایان [۶]) ، به عنوان مثال ، حرف [t] دارای ابتدای آرام [۷] ، وسط قوی [۱] ، انتهای خشن [۲] می باشد .

---

[۱] peak
[۲] spectrum
[۳] Three-state phones
[۴] Onset
[۵] Mid
[۶] End
[۷] silent Onset

مترجم: سهراب جلوه گر
ویرایش دوّم ، بهار ۱۳۸۸

فصل هفدهم

تصمیم گیری های عاقلانه [۳]

(تیوری تصمیم گیری [۱])

[۱] explosive Mid

[۲] hissing End

[۳] Rational decisions

مترجم: سهراب جلوه گر

ویرایش دوّم ، بهار ۱۳۸۸

ریوس مطالب

- تقدم های عاقلانه [۲]
- تسهیلات [۳]
- پول [٤]
- تسهیلات چند خصوصیتی [٥]
- شبکه های تصمیم گیری [٦]
- ارزش اطّلاعات [۱]

---

[۱] Decision theory

[۲] Rational preferences

[۳] utilities

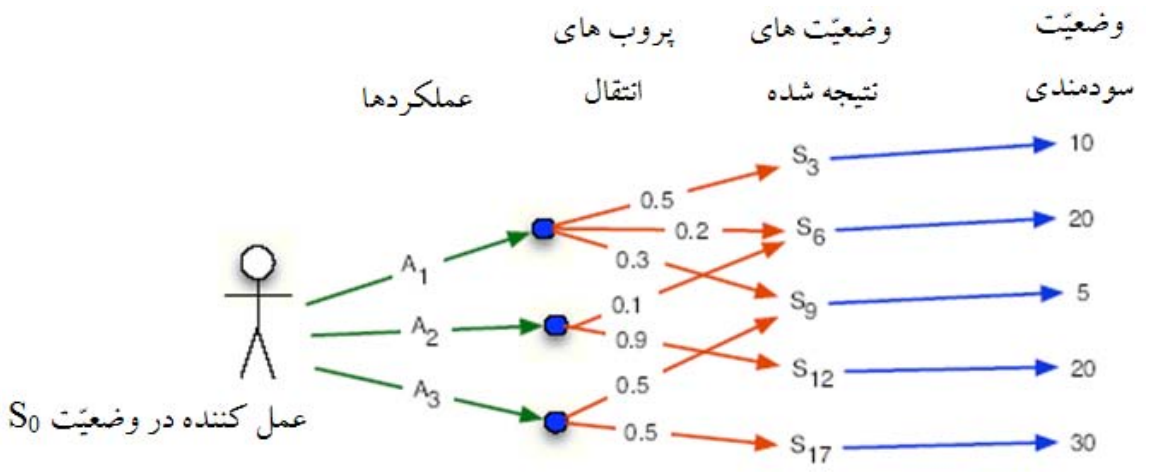
[۴] Money

[۵] Multiattribute utilities

[۶] Decision networks

تصمیم گیری عاقلانه

تصمیم گیری ای عاقلانه است که منجر به انجام کار درست می شود ؛ کار درست را انجام دهید ؛ یعنی ، عملی که سود مورد انتظار را بیشینه می نماید را انتخاب نمایید . اصل بیش ترین سودمندی مورد انتظار [۲] ، می گوید که یک عامل هوشمند باید کاری که سودمندی مورد انتظار [۳] عامل را بیشینه می کند انتخاب نماید .



$EU(A_1) = (0.5)(10) + (0.2)(20) + (0.3)(5) = 10.5$

$EU(A_2) = (0.1)(20) + (0.9)(20) = 20$, $EU(A_3) = (0.5)(5) + (0.5)(30) = 17.5$

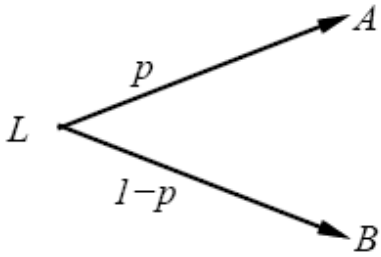
---

[۱] Value of information

[۲] Maximum Expected Utility (MEU)

[۳] Expected Utility (EU)

تقدّم ها – تیوری سودمندی [۱] به تقدّم ها توجه می کند . در این مورد ، حالت ها ، جایزه ها (A ، B و غیره) می باشند . نتیجه های ممکن ، مثل قرعه کشی هایی با جایزه های نامعلوم می باشند .



قرعه کشی L برابر است با : [p,A; (1-p),B] .

یادداشت : عبارت $A \succ B$ ؛ یعنی ، A بر B مقدّم است ؛ عبارت $A \sim B$ ؛ یعنی ، بی تفاوتی میان A و B و عبارت $A \underset{\sim}{\succ} B$ ؛ یعنی ، B بر A مقدّم *نمی باشد* .

اولویّت های عاقلانه

اولویّت های عامل هوشمند ، تابع محدودیّت ها می باشد که محدودیّت ها عبارتند از :

توانایی نظم دهی [۲] $(A \succ B) \vee (B \succ A) \vee (A \sim B)$

انتقال پذیری [۳] $(A \succ B) \wedge (B \succ C) \Rightarrow (A \succ C)$

پیوستگی [۱] $A \succ B \succ C \Rightarrow \exists p[\, p, A; 1-p, C\,] \sim B$

---

[۱] utility theory

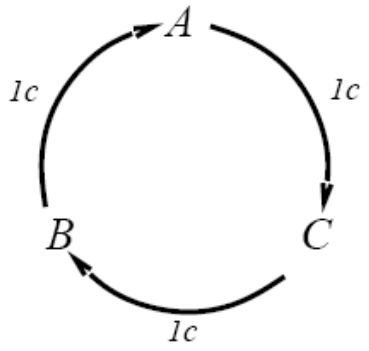
[۲] Orderability

[۳] Transitivity

تعویض پذیری [۲] $A \sim B \Rightarrow [p, A; 1-p, C] \sim [p, B; 1-p, C]$

یکنواختی [۳] $A \succ B \Rightarrow (p \geq q \Leftrightarrow [p, A; 1-p, B] \underset{\sim}{\succ} [q, A; 1-q, B])$

تخلّف از محدودیّت ها ، منجر به نمودها یا آشکارسازی نامعقولانه می شود ، برای مثال : یک عامل با اولویّت های لازم می تواند منجر به از دست دادن همه ی پول شود :



در صورتی که $B \succ C$ باشد ، آن گاه یک عامل که دارای C می باشد باید یک سنت [۴] برای دریافت B پرداخت نماید . در صورتی که $A \succ B$ باشد ، آن گاه یک عامل که دارای B می باشد باید یک سنت برای دریافت A بپردازد . در صورتی که $C \succ A$ باشد ، آن گاه یک عامل که دارای A می باشد باید یک سنت برای دریافت C بپردازد .

بیشینه کردن سودمندی (تسهیلات) مورد انتظار

---

[۱] Continuity

[۲] Substitutability

[۳] Monotonicity

[۴] cent که معادل یک صدم دلار آمریکایی می باشد

اصل های تیوری سودمندی در مورد اولویّت ها صحبت می کنند . تابع سودمندی از اصل های سودمندی پیروی می کند .

قضیّه (رمزی [۱] ، ۱۹۳۱ ؛ ون نیومن [۲] و مورگنسترن [۳] ، ۱۹٤٤) : اگر اولویّت های یک عامل از اصل های سودمندی ، پیروی کند ، در این صورت یک تابع با مقدار حقیقی U وجود دارد که :

اصل بیش ترین سودمندی مورد انتظار [٤] : سودمندی یک قرعه کشی ، مجموع سودمندی های هر نتیجه و مطابق با احتمال زیر می باشد :

$$U([p_1, S_1; \ldots; p_n, S_n]) = \sum_i p_i U(S_i)$$

که با قانون تصمیم گیری با بیش ترین سودمندی مورد انتظار ، هم تراز است .

قانون بیش ترین سودمندی مورد انتظار (MEU) : عملکردی را که سود مورد نیاز را بیشینه می کند را انتخاب نمایید .

نکته : یک عامل می تواند کاملاً عاقلانه باشد (سازگار با قانون MEU باشد) بدون حتّی ارایه یا به کارگیری سود و احتمالات . مثلاً ، یک جدول انتخابی [۵] برای تیکتاکتوی کامل .

---

[۱] Ramsey
[۲] von Neumann
[۳] Morgenstern
[٤] MEU principle
[۵] lookup table

مترجم: سهراب جلوه گر
ویرایش دوّم ، بهار ۱۳۸۸

سودمندی پول

تیوری سودمندی دارای ریشه هایی در اقتصاد است . آیا پول می تواند به صورت یک معیار سودمندی مورد استفاده قرار گیرد ؟ .

به عنوان مثال ، فرض کنید که شما در یک مسابقه ی تلویزیونی مبلغ یک میلیون دلار ، برنده می شوید . برای ادامه ی بازی شما باید یک سکّه را به هوا پرتاب نمایید ؛ اگر شیر آمد ، مبلغ سه میلیون دلار می گیرید ، ولی اگر خط آمد تمام پولی را که قبلاً برده اید از دست می دهید . در این موقع ، شما چه کاری را انجام خواهید داد ؟ . شما می توانید در این مورد ، بازی را به صورت زیر بیان نمایید :

L : [0.5,*Heads*(*triple*); 0.5, *Tails*(*loose*)]

$EU(L) = 0.5 \times 3,000,000 + 0.5 \times 0 = 1,500,000$

استاندارد نزدیک به صرفه های بشر

اگر در یک بازی قمار روسی [۱] شانس شما برای کشته شدن ، یک میلیونیم باشد ، آیا در این بازی شرکت می کنید . قمار روسی ، یک بازی خطرناک شانسی است که در آن یک نفر گلوله ای را با استفاده از یک هفت تیر (که به سوی سر یک شخص نشانه رفته است) شلیک می نماید . [۲]

پول – پول به صورت یک تابع سودمند رفتار نمی کند . با یک L که به صورت شانسی ارایه شده ، با مقدار مالی مورد انتظار EMV(L) معمولاً (U(L)<U(EMV(L)) می باشد ، توجه کنید که افراد مخالف ریسک هستند .

---

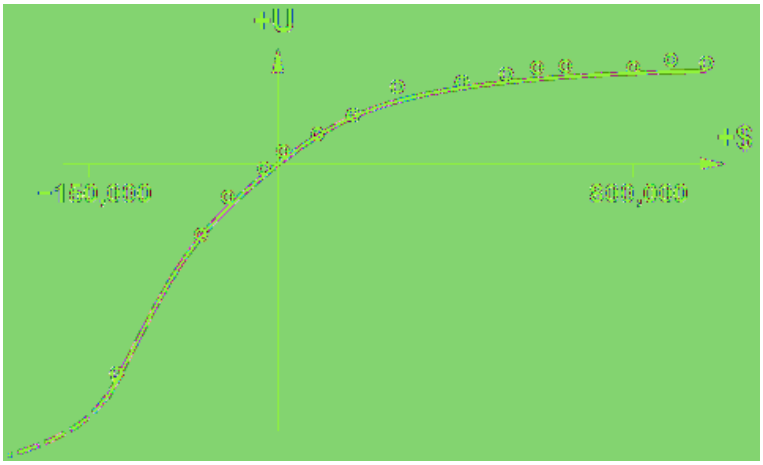
[۱] Russian roulette

[۲] فرهنگ آکسفورد

مترجم: سهراب جلوه گر
ویرایش دوّم ، بهار ۱۳۸۸

منحنی سودمند [۱] **:** در یک مسابقه ، با چه مقدار احتمال p ، در بی تفاوتی میان یک پاداش x و [p,$M;(1-p),$0] دارای شانسی برای بردن M بزرگ هستم ؟

داده های تجربی [۲] معمولی و قیاسی با ریسک متعادل به صورت زیر رفتار می کنند :



اهمّیّت پول

ارزش (سودمندی) پول ، وابسته به مقدار پولی است که شما دارید . هزار دلار برای یک فرد فقیر ارزشی بیش تر از ارزش همان مقدار پول برای یک فرد ثروتمند دارد . اگر S اندازه ی ارزش پول برای یک فرد باشد ، U(S+$1000)-U(S) برای فرد فقیر ارزشی به مراتب بزرگ تر از ارزشی که برای یک فرد پولدار دارد خواهد داشت . توجه کنید که U(Money) یک تابع غیرخطی می باشد که شیب آن برای همه ی مقادیر S یکسان نمی باشد .

برنولی [۱] **(۱۷۳۸) :** U(Money) تقریبا برابر است با log(Money)

---

[۱] utility curve

[۲] empirical

بیزاری از خطر (ریسک) و بیمه [۲]

یک شانس بخت آزمایی L=[p,$M;(1-p),$0] داده شده است ، چه مقدار پول شما می گیرید تا در این بخت آزمایی شرکت نکنید ؟ . در صورتی که X<EMV(L) باشد ، آن گاه شما از ریسک ، بیزار خواهید بود ؛ شما یک مقدار کم تر از بخت آزمایی را دریافت خواهید کرد تا از ریسک بخت آزمایی اجتناب نمایید . X ، **برابری حتمی** [۳] بخت آزمایی نام دارد . در این مورد ، اجرت بیمه [۴] برابر است با EMV(L)-X .

فرض نمایید که شما دارای یک خانه به ارزش یک میلیون دلار هستید ، فرض کنید که احتمال از دست دادن خانه براثر آتش سوزی برابر یک هزارم باشد . بنابراین شانس شامل مقادیر ممکن که شما باید بپردازید می باشد . $L_h = [p = .001,\$M;(1-p) = .999,\$0]$ و $EMV(L_h) = \$1{,}000$. شما چه مقدار X حاضرید به بیمه بپردازید تا از این شانس آتش سوزی جلوگیری نمایید ؟ باقی مانده ی $EMV(L_h) - X$ مقداری است که شما به بیمه خواهید پرداخت . اگر شما خیلی از ریسک متنفر باشید ، آن گاه X کم خواهد بود و شما هزینه ی زیادی برای اجرت بیمه جهت جلوگیری از عواقب اقتصادی فردی خواهید پرداخت .

یک مثال واقعی بخت آزمایی

در یک مسابقه ی بخت آزمایی اگر داشته باشیم : L=[p=.02,$10;q=.000005,$1,000,000;(1-p-q)=.9799995,$0] و پول بلیط بخت آزمایی برابر یک دلار می باشد . آن گاه EMV(L) چه قدر است ؟ چه هنگام معقولانه است که یک بلیط بخت آزمایی را بخریم ؟

---

[۱] Bernoulli

[۲] insurance

[۳] certainty equalent

[۴] insurance premium

جواب : در ابتدا ، هزینه ی بلیط را در عواقب بخت آزمایی به کار می بریم :

L=[p=.02;$9;q=.0000005,$999,999;(1-p-q)=.9799995,$-1]

EMV(L)=(.02)(9)+(.0000005)(999,999)+(.9799995)(-1)=$-0.3

در صورتی که ما از هزینه ی بلیط ، چشم پوشی نماییم EMV(L)=$+0.7

عقلانیّت و سود بخت آزمایی

فرض کنید S_k ، وضعیّت دارایی های جاری افراد باشد . در این صورت ، سود بخت آزمایی براساس $U(S_{k+n})$ برای مقادیر مختلف n می باشد . با صرف نظر از هزینه ی بلیط : $U(L) > U(S_{k+1})$ (سود پس انداز هزینه ی بلیط) است یا نه ، و این وابسته به U و K می باشد . در صورتی که $U(L) > U(S_{k+1})$ باشد ، خرید بلیط کاری معقولانه می باشد .

$U(L) = (.02)U(S_{k+10)} + (.0000005)U(S_{k+1,000,000})$. حالا ما می توانیم بپرسیم که آیا

مزیّت چند خصوصیّتی بودن [۱]

چگونه می توانیم توابعی سودمند با تعدادی متغیّر X_1 تا X_n را به کار بگیریم ؟ برای مثال ، U(Deaths,Noise,Cost) چیست ؟ . چگونه می توانیم توابع سودمندی که دارای تقدّم در رفتار هستند را ترکیب کنیم ؟

ایده ی ۱ : وضعیّت هایی را تحت تصمیم گیری هایی که می توانند بدون شناسنامه ی کامل $U(x_1,...,x_n)$ ساخته شوند را تعیین نماییم .

---

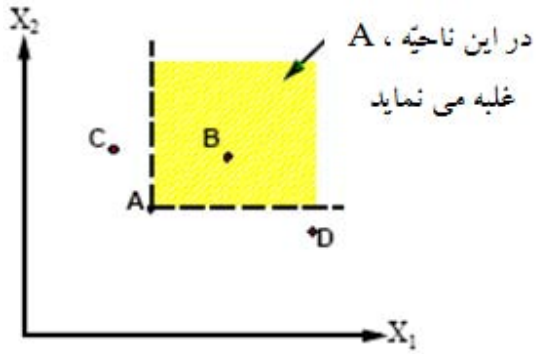
[۱] Multiattribute utility

ایده ی ۲ : انواع مختلف *مستقل* در اولویّت ها را شناسایی نماییم و فرم های استاندارد نتیجه را برای $U(x_1,\ldots,x_n)$ به دست آوریم .

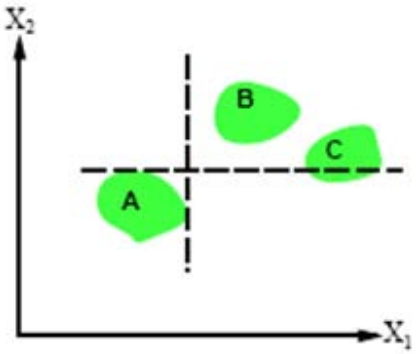
تسلط (نفوذ) سخت [۱]

معمولاً خصوصیّات را به گونه ای تعریف می کنیم که U یکنواخت باشد .

تعریف تسلّط (نفوذ سخت) : انتخاب B در صورتی نفوذ شدید بر انتخاب A دارد که $\forall i X_i(B) \geq X_i(A)$ و بنابراین $U(B) \geq U(A)$ می باشد . نفوذ سخت ، در عمل به ندرت اتفاق می افتد .



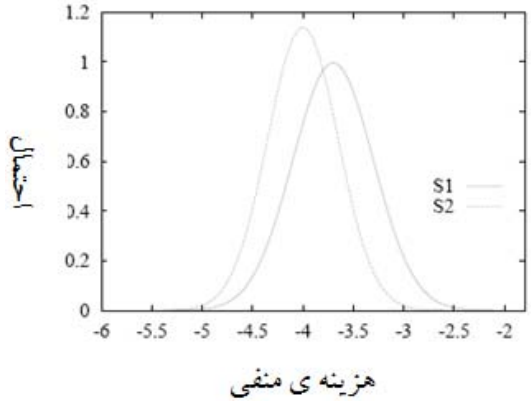
خصوصیّات قطعی

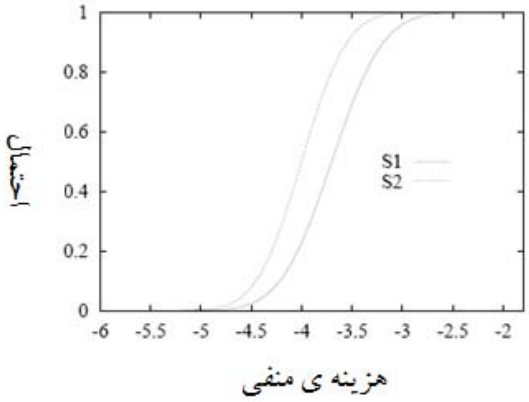


خصوصیّات عدم قطعیّت

نفوذ اتّفاقی

[۱] strict dominance





توزیع p_1 در صورتی بر توزیع p_2 اثر اتّفاقی می گذارد که :

$$\forall\, t : \int_{-\infty}^{t} p_1(x)\,dx \;\le\; \int_{-\infty}^{t} p_2(t)\,dt$$

در صورتی که U دارای اثر یکنواخت بر x باشد ، در این صورت A_1 با توزیع به دست آمده از p_1 ، بر A_2 ، با توزیع به دست آمده از p_2 اثر اتفاقی می گذارد اگر :

$$\int_{-\infty}^{\infty} p_1(x)U(x)\,dx \;\ge\; \int_{-\infty}^{\infty} p_2(x)U(x)\,dx$$

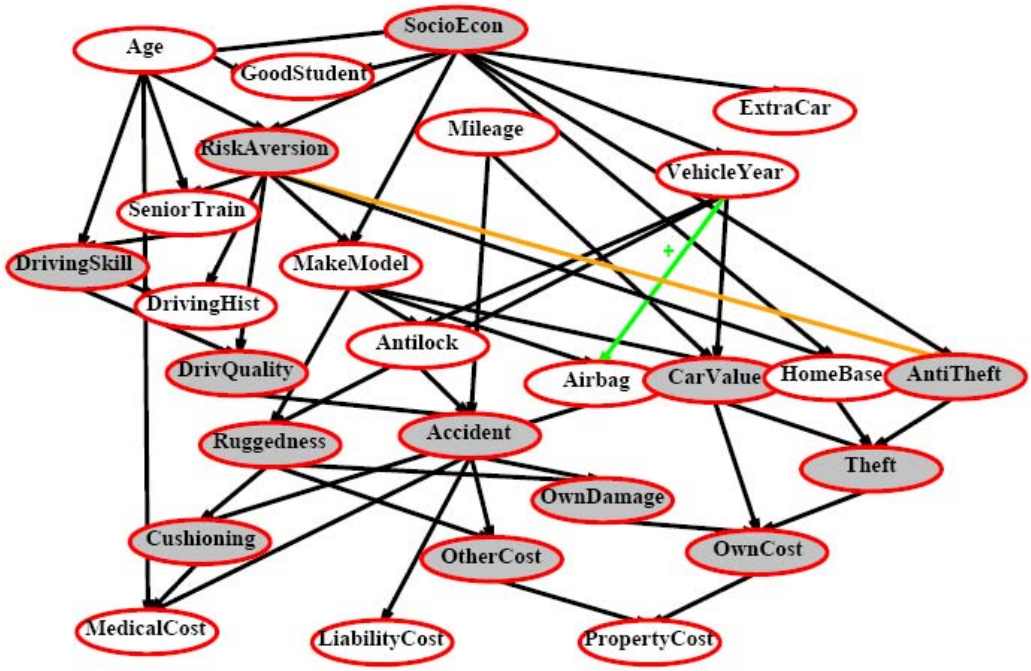
کاربرد چند خصوصیّتی : در صورت وجود اثر تصادفی در همه ی خصوصیّات ، چند خصوصیّتی ، بهینه خواهد بود .

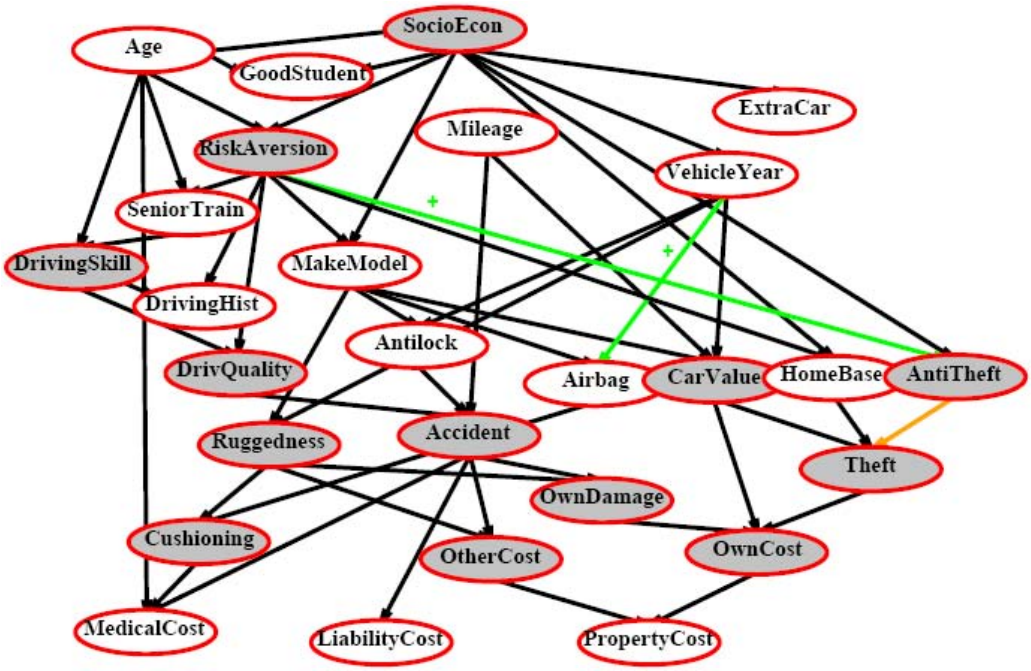
اثر اتّفاقی ، اغلب می تواند بدون توزیعات دقیق و با استفاده از چگونگی منطق ، تعیین شود . به عنوان مثال ، هزینه ی تولید با افزایش فاصله شهر S_1 از شهر S_2 افزایش می یابد ، در نتیجه ، S_1 دارای اثر تصادفی بر S_2 از نظر هزینه می باشد . به طور مثال ، آسیب دیدگی (صدمه) با افزایش سرعت در لحظه ی تصادف افزایش می یابد . می توان رفتار شبکه ها را با اطّلاعات اثر تصادفی تفسیر نمود : $X \xrightarrow{+} Y$ (X دارای اثرات مثبت بر

Y مـی باشـد) دارای ایـن معنـی اسـت کـه : بـرای هـر مقـدار z از سـایر والـدهای Z متعلـق بـه Y $\forall x_1, x_2 : x_1 \geq x_2 \Rightarrow P(Y \mid x_1, z)$ دارای اثر اتفاقی بر $P(Y \mid x_2, z)$ می باشد .

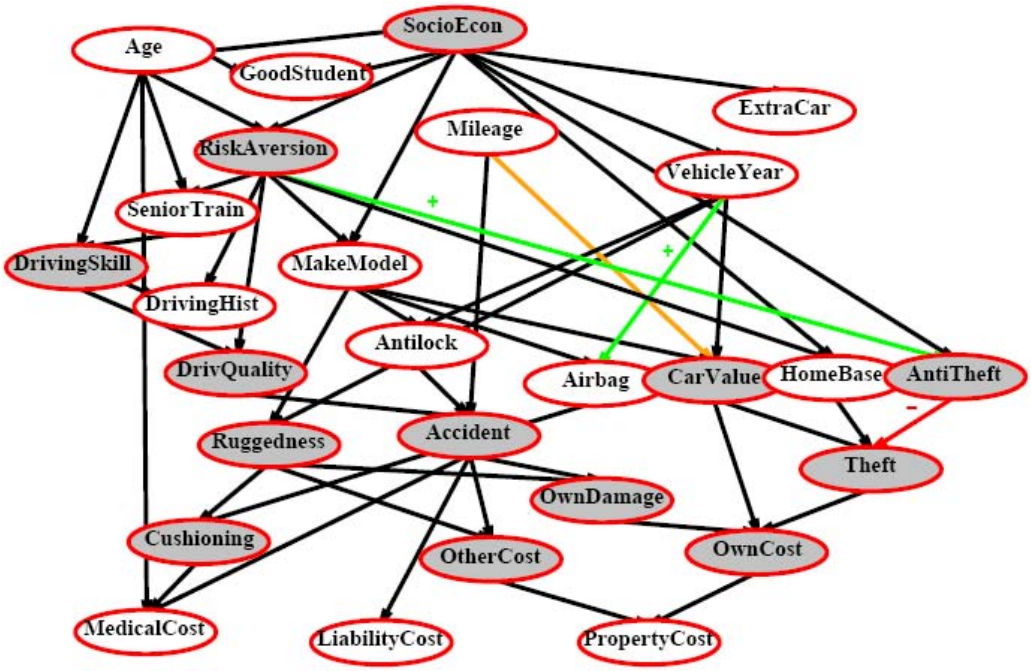
برچسب قوس های + یا –

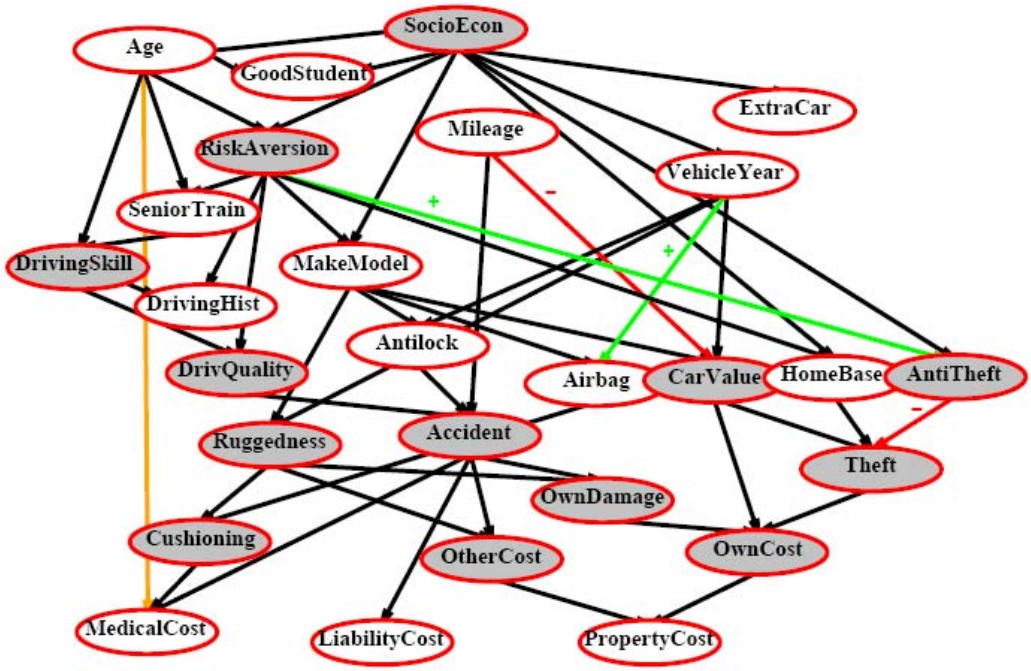
مترجم: سهراب جلوه گر
ویرایش دوّم ، بهار ۱۳۸۸

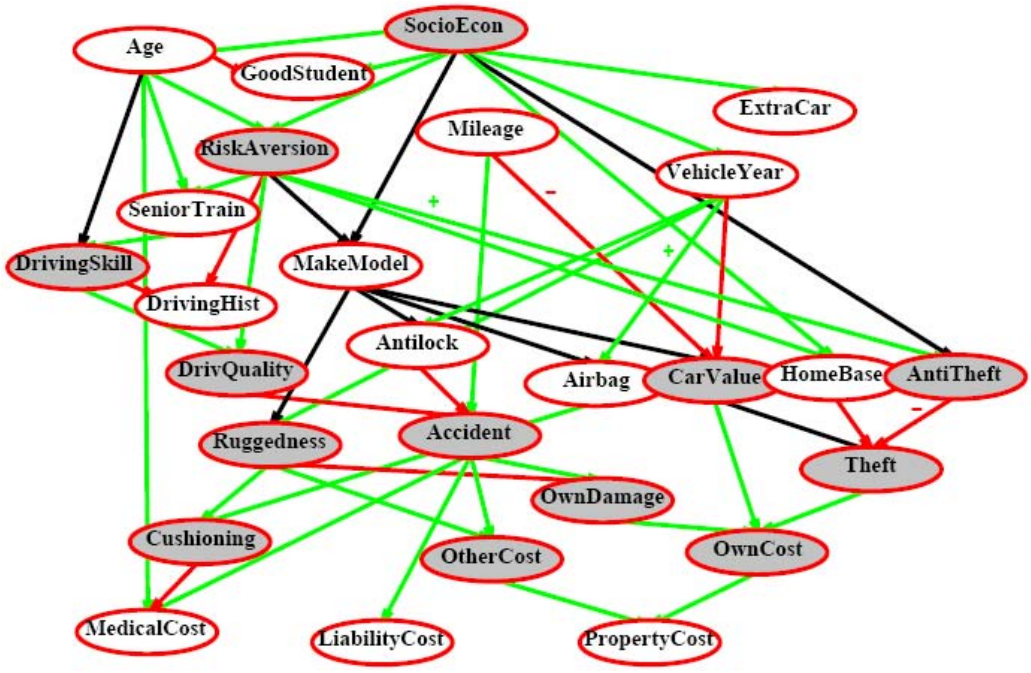




مترجم: سهراب جلوه گر
ویرایش دوّم ، بهار ۱۳۸۸







اولویّت ساختار : قطعی

X_1 و X_2 ، از نظر اولویّت ، مستقل از $\mathbf{X_3}$ هستند درصورتی که : اولویّت میان $\langle x_1, x_2, x_3 \rangle$ و $\langle x_1', x_2', x_3 \rangle$ وابسته به $\mathbf{X_3}$ نباشد . مثلاً در <Noise,Cost,Safety> :

<۰.۰۶ و ۴.۶ بیلیون دلار و ۲۰۰۰۰> و <۰.۰۶ و ۴.۲ بیلیون دلار و ۷۰۰۰۰> .

قضیّه مستقل از لحاظ اولویّت دو طرفه (لیون تیف [۱] ،۱۹۴۷) : اگر هر جفت از خصوصیّات از لحاظ اولویّت مستقل از متمّم خود باشد ، بنابراین هر زیر مجموعه از خصوصیّات از لحاظ اولویّت مستقل از متمّم خود می باشد .

---

[۱] Leontief

مترجم: سهراب جلوه گر
ویرایش دوّم ، بهار ۱۳۸۸

قضیّه (دبرو [۱] ، ۱۹۶۰) : اگر قضیّه ی از لحاظ اولویّت مستقل بودن دو طرفه برقرار باشد ، در نتیجه تابعی به صورت جمع وجود دارد که :

$$V(S) = \sum_i V_i(X_i(S))$$

بنابراین به دست آوردن توابع تک خصوصیتی [۲] ، n تایی ؛ اغلب با تقریب خوبی انجام می شود .

اولویّت ساختار : اتّفاقی

– لازم است که اولویّت های بخت آزمایی را بدانیم : X دارای استقلال سودمندی [۳] ، Y می باشد ، در صورتی که اولویّت های شانس در X وابسته به y نباشند .

مستقل از لحاظ سودمندی بودن دو طرفه : هر زیر مجموعه مستقل از لحاظ سودمندی از مکمّل خود می باشد ، در نتیجه ، تابع سودمندی به صورت ضرب وجود دارد که :

$$U = k_1U_1 + k_2U_2 + k_3U_3 + k_1k_2U_1U_2 + k_2k_3U_2U_3 + k_3k_1U_3U_1 + k_1k_2k_3U_1U_2U_3$$

روال زیر برنامه ها و بسته های نرم افزاری برای تولید تست های اولویّت ، خانواده هایی با استاندارد های متفاوت توابع سودمند را معرّفی می نماید .

شبکه های تصمیم گیری

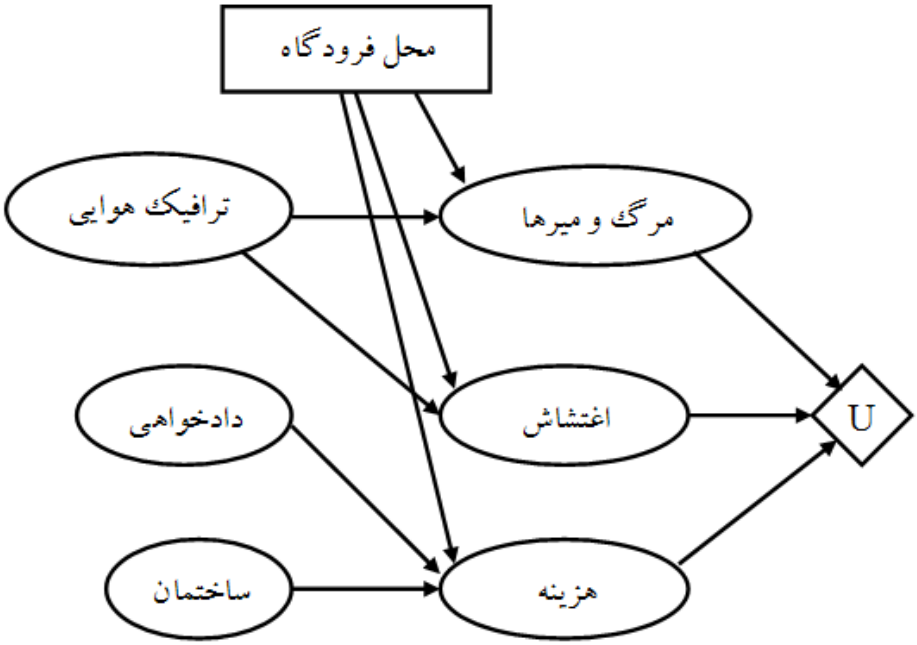
گره های عملکرد [۱] و گره های سودمند [۲] را به شبکه های رفتاری برای فعّال ساختن تصمیم گیری منطقی اضافه نمایید .

---

[۱] Debreu

[۲] single-attribute

[۳] utility-independent



الگوریتم :

برای هر مقدار گره ی عملکرد ،

مقدار مورد انتظار سودمندی عملکرد و ثبات (پایداری) گره ی ارایه شده را با استفاده از استنتاج محاسبه نمایید

عملکرد MEU را برگردان

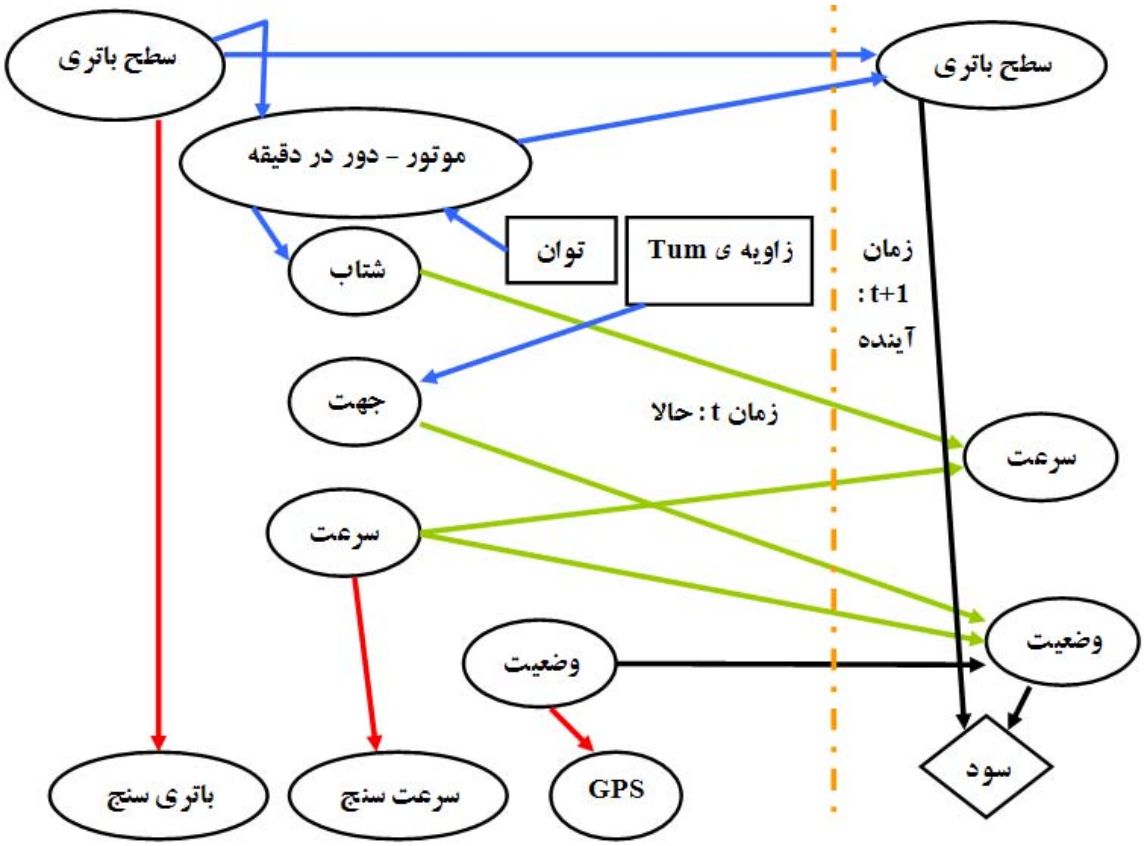
پایان الگوریتم

شبکه ی تصمیم گیری روبوت

---

[۱] action nodes

[۲] utility nodes



ارزیابی شبکه ی تصمیم گیری

۱. متغیّرهای مدرک را برای وضعیّت جاری سیستم قرار دهید .

۲. برای هر بردار انتساب های مقدار برای متغیّرهای *تصمیم گیری* (به عنوان مثال ، فرمان یا توان) :

۱) گره های تصمیم گیری را به مقادیر آن ها انتساب دهید .