

Preferencje i funkcja użyteczności

Wartości prawdopodobieństw obliczane przy pomocy sieci przekonań dostarczają informacji o względnych prawdopodobieństwach różnych zdarzeń, wariantów, itp. Jednak nie mówią jaką należy podjąć decyzję w oparciu o te wartości.

Czy plan działania gwarantujący uzyskanie 90% celów z prawdopodobieństwem 0.95 jest lepszy niż plan gwarantujący uzyskanie 95% celów z prawdopodobieństwem 0.90 ?

Wydaje się jasne, że odpowiedź na to pytanie nie zależy od konkretnych wartości liczbowych, ale od agenta, od tego co on woli.

Inteligentny agent musi mieć reprezentację swoich **preferencji** dla podejmowania decyzji. W tym celu będziemy stosowali pojęcie **użyteczności** (*utility*) reprezentowanej przez **funkcję użyteczności** $U(S)$ określającą jak bardzo korzystny dla agenta jest dany stan. W oczywisty sposób, użyteczność jest pojęciem względnym, które można określić dla konkretnego agenta.

Oczekiwana użyteczność i zasada MEU

Oczekiwana użyteczność $EU(A)$ niedeterministycznej akcji A ze zbiorem możliwych wyników $\{Result_i(A)\}$ z prawdopodobieństwami $P(Result_i(A)|Do(A), E)$, gdzie E zawiera całą dostępną wiedzę agenta o świecie, a $Do(A)$ jest stwierdzeniem wykonania akcji A , jest dana jako:

$$EU(A|E) = \sum_i P(Result_i(A)|Do(A), E) \times U(Result_i(A))$$

Będziemy zakładali, że agent posiadający zestaw preferencji wyrażonych użytecznościami i posługujący się prawdopodobieństwem dla określania swojej wiedzy o świecie i możliwych konsekwencji swoich działań, **zachowuje się racjonalnie jeśli wybiera akcje maksymalizujące oczekiwaną użyteczność** obliczoną dla wszystkich możliwych wyników akcji podejmowanych przez agenta. To założenie nazywamy zasadą MEU (*Maximum Expected Utility*).

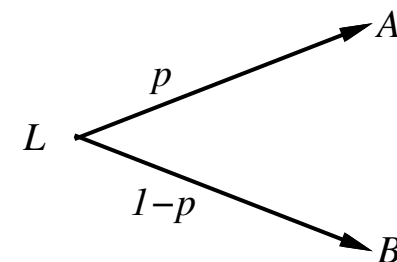
W poniższej prezentacji przeanalizujemy elementy wyznaczania decyzji agenta zgodnie z zasadą MEU. Musimy jednak pamiętać, że **zasada MEU jest tylko heurystyką pozwalającą sformalizować zachowanie agenta. Nie ma pewności, że inteligentni agenci zawsze zachowują się zgodnie z tą zasadą.**

Loterie i preferencje

Sytuację agenta podejmującego decyzje w warunkach niepewności będziemy nazywali **loterią** dla podkreślenia różnych możliwych wyników zdarzających się z różnymi prawdopodobieństwami. Wynik loterii może być konkretnym stanem lub kolejną loterią.

Na przykład, loterię L z dwoma możliwymi wynikami: A z prawdopodobieństwem p i B z prawdopodobieństwem $1 - p$ możemy zapisać:

$$L = [p, A; 1 - p, B]$$



Jako podstawę wyboru między loteriami lub stanami agent stosuje preferencje:

$A \succ B$ — A jest preferowane nad B

$A \sim B$ — nie ma wyraźnej preferencji między A i B

$A \succeq B$ — A jest preferowane nad B lub nie ma preferencji

Aksjomaty teorii użyteczności

Przyjmujemy, że preferencje agenta muszą spełniać następujące własności, zwane aksjomatami teorii użyteczności:

porządek

$$(A \succ B) \vee (B \succ A) \vee (A \sim B)$$

przechodność

$$(A \succ B) \wedge (B \succ C) \Rightarrow (A \succ C)$$

ciągłość

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

(Ciągłość oznacza, że jeśli B ma preferencję pomiędzy A i C to istnieje pewne prawdopodobieństwo p , dla którego agent nie ma preferencji pomiędzy wyborem B (na pewno), a loterią pomiędzy A i C .)

podstawianie

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

(Jeśli nie ma preferencji pomiędzy dwoma loteriami A i B , to nie ma ich również pomiędzy dwoma innymi, bardziej złożonymi loteriami, które różnią się między sobą tylko wystąpieniem A i B . Własność ta zachodzi niezależnie od treści i prawdopodobieństw w tych innych loteriach.)

monotoniczność

$$A \succ B \Rightarrow (p \geq q \Leftrightarrow [p, A; 1 - p, B] \succeq [q, A; 1 - q, B])$$

(Jeśli agent preferuje A względem B , to dla dwóch loterii z wynikami A i B preferuje również loterię, która z większym prawdopodobieństwem daje wynik A niż B .)

dekompozycja

$$[p, A; 1 - p, [q, B; 1 - q, C]] \sim [p, A; (1 - p)q, B; (1 - p)(1 - q), C]$$

(Złożone loterie można zredukować do prostszych, stosując prawa prawdopodobieństwa.)

Znaczenie aksjomatów

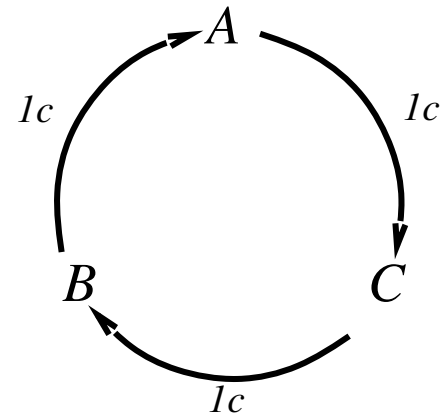
Aksjomaty są tak skonstruowane, że ich naruszenie musi być związane z zachowaniem jawnie irracjonalnym.

Wyobraźmy sobie agenta z systemem preferencji naruszającym aksjomat przechodniości: $A \succ B \succ C$ i jednocześnie $C \succ A$:

Jeśli $B \succ C$, to agent posiadający C powinien być skłonny zapłacić 1 (euro)centa aby osiągnąć B .

Jeśli $A \succ B$, to agent posiadający B powinien być skłonny zapłacić 1 (euro)centa aby osiągnąć A .

Jeśli $C \succ A$, to agent posiadający A powinien być skłonny zapłacić 1 (euro)centa aby osiągnąć C .



Takiego agenta możnaby zatem skłonić do oddania wszystkich pieniędzy jako konsekwencji posiadanych przez niego preferencji.

Funkcje użyteczności

Przedstawione aksjomaty teorii użyteczności w rzeczywistości nic nie mówią o użytecznościach, a jedynie o preferencjach agenta. Pojęciem wyjściowym do rozważań na temat podejmowania decyzji przez agentów będą ich preferencje spełniające powyższe aksjomaty.

Wiadomo że, jeśli zestaw preferencji agenta spełnia aksjomaty teorii użyteczności, to istnieje funkcja rzeczywista określona na zbiorze stanów $U : S \rightarrow \mathfrak{R}$, taka, że:

$$U(A) > U(B) \Leftrightarrow A \succ B$$

$$U(A) = U(B) \Leftrightarrow A \sim B$$

Ta funkcja użyteczności przyjmuje dla loterii o określonych wynikach S_1, \dots, S_n i ich prawdopodobieństwach p_1, \dots, p_n wartość:

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

Znormalizowane funkcje użyteczności

Zauważmy, że aksjomaty użyteczności nie określają funkcji użyteczności jednoznacznie na podstawie samych preferencji. Na przykład, agent posługujący się funkcją użyteczności:

$$U'(S) = k_1 U(S) + k_2$$

gdzie k_1 i k_2 są stałymi ($k_2 > 0$), będzie zachowywał się identycznie do agenta z funkcją $U(S)$.

Funkcję użyteczności można zatem przeskalować liniowo i przesunąć o dowolną wartość w górę lub w dół, i zachowanie agenta nie zmieni się. Dlatego możemy posługiwać się **znormalizowaną funkcją użyteczności**.

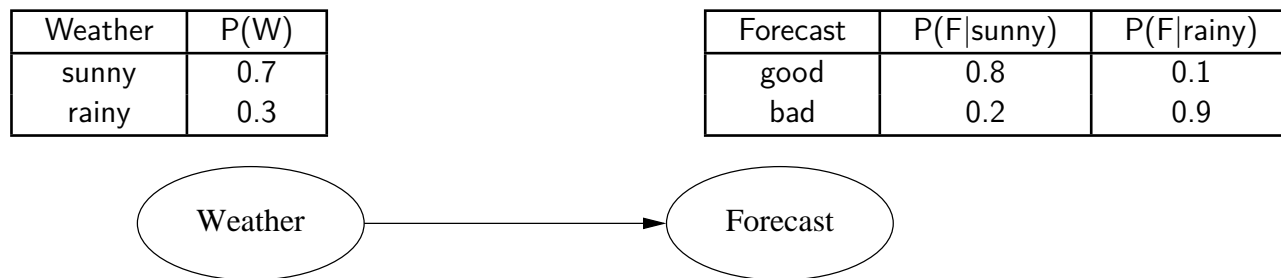
Oznaczając przez u_{\perp} użyteczność stanu „najgorszej katastrofy” $u_{\perp} = U(S_{\perp})$ dla pierwotnej funkcji użyteczności $U(S)$, a przez u_{\top} użyteczność stanu „największej nagrody” $u_{\top} = U(S_{\top})$, możemy dla znormalizowanej funkcji użyteczności U' przyjmując $U'(S_{\perp}) = 0$ i $U'(S_{\top}) = 1$, natomiast użyteczności stanów pośrednich $U'(S)$ określić prosząc agenta o podanie prawdopodobieństwa p , dla którego agent nie ma preferencji pomiędzy stanem S a **loterią standardową** $[p, S_{\top}; (1 - p), S_{\perp}]$

$$U'(S) = p, \text{ gdy } S \sim [p, S_{\top}; (1 - p), S_{\perp}]$$

Podejmowanie decyzji

Bayesowskie sieci przekonań pozwalają na uzyskiwanie rozkładów prawdopodobieństw dowolnych zmiennych, przy posiadaniu informacji o dowolnej kombinacji innych zmiennych. Znając dodatkowo rozkład użyteczności, możemy tę wiedzę zastosować, z wykorzystaniem zasady MEU.

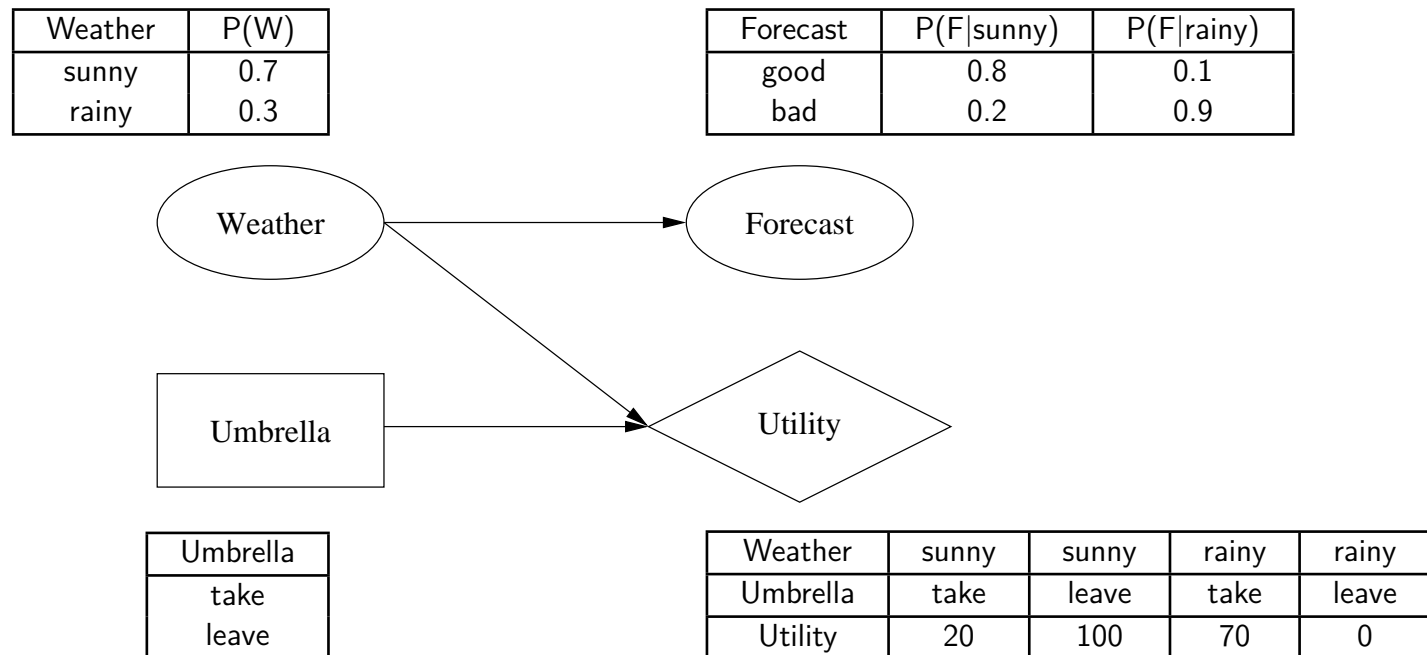
Rozważmy przykład ważnej decyzji: czy wychodząc z domu zabrać ze sobą parasol? Parasol jest użyteczny tylko wtedy, gdy pada deszcz. W innych sytuacjach noszenie go jest uciążliwe, i można go zgubić. Skąd jednak możemy wiedzieć, czy będzie padać? Pewną wskazówką jest prognoza pogody.



Przy okazji zauważmy, że powyższa sieć jest ciekawym przypadkiem zależności probabilistycznej, która zachodzi w kierunku odwrotnym do chronologii. Pogoda wpływa na prognozę, pomimo iż prognoza określana jest wcześniej. Jak to możliwe? O to trzeba by zapytać meteorologów.

Diagramy wpływów

Zarówno rozważana akcja jak i użyteczności sytuacji mogą być wyrażone na grafie sieci przekonań jako specjalne węzły akcji i użyteczności. Sieć powinna zawierać połączenia z węzłów losowych i węzłów akcji do węzłów użyteczności.



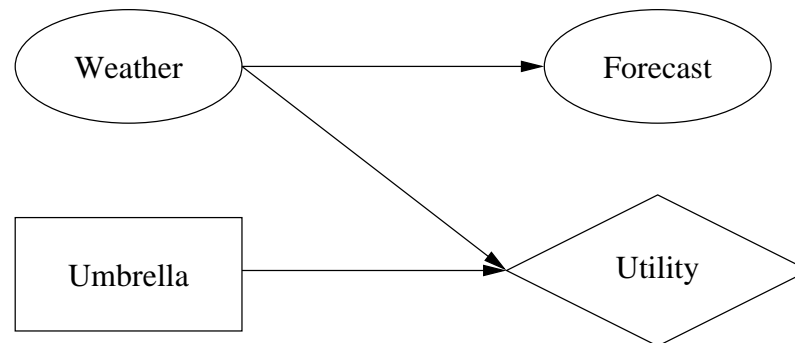
Takie rozszerzone sieci przekonań nazywane są **diagramami wpływów** (*influence diagrams*) albo też **sieciami decyzyjnymi** (*decision networks*). Niektóre narzędzia do budowy i przetwarzania sieci przekonań obsługują również takie diagramy wpływów.

Obliczanie decyzji

Najpierw rozważmy przypadek braku dodatkowych informacji o pogodzie.

Weather	P(W)
sunny	0.7
rainy	0.3

Forecast	P(F sunny)	P(F rainy)
good	0.8	0.1
bad	0.2	0.9



Umbrella
take
leave

Weather	sunny	sunny	rainy	rainy
Umbrella	take	leave	take	leave
Utility	20	100	70	0

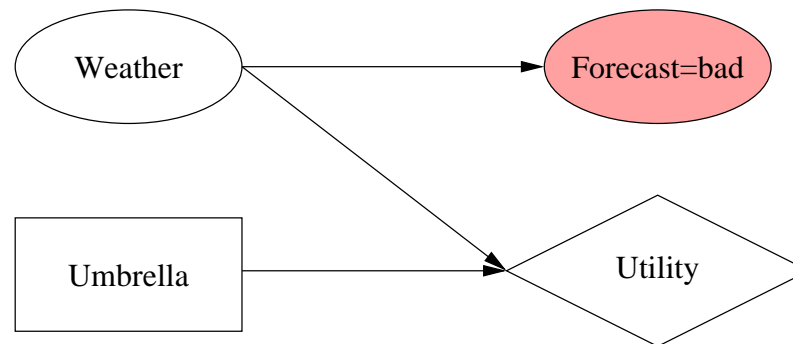
$$\begin{aligned}
 EU(\text{leave}) &= P(\text{sunny}) * U(\text{leave, sunny}) + P(\text{rainy}) * U(\text{leave, rainy}) \\
 &= 0.7 * 100 + 0.3 * 0 \\
 &= 70 \\
 EU(\text{take}) &= P(\text{sunny}) * U(\text{take, sunny}) + P(\text{rainy}) * U(\text{take, rainy}) \\
 &= 0.7 * 20 + 0.3 * 70 \\
 &= 35
 \end{aligned}$$

W tym przypadku wyższą użyteczność ma pozostawienie parasola w domu.

Założmy, że znana jest prognoza złej pogody. Rozkład prawdopodobieństwa pogody obliczony przez sieć wynosi teraz: $P(\text{sunny}, \text{rainy}|\text{bad}) \approx (0.34, 0.66)$.

Weather	P(W)
sunny	0.7
rainy	0.3

Forecast	P(F sunny)	P(F rainy)
good	0.8	0.1
bad	0.2	0.9



Umbrella
take
leave

Weather	sunny	sunny	rainy	rainy
Umbrella	take	leave	take	leave
Utility	20	100	70	0

$$EU(\text{leave}|\text{bad}) = P(\text{sunny}|\text{bad}) * U(\text{leave}, \text{sunny}) + P(\text{rainy}|\text{bad}) * U(\text{leave}, \text{rainy})$$

$$= 0.34 * 100 + 0.66 * 0$$

$$= 34$$

$$EU(\text{take}|\text{bad}) = P(\text{sunny}|\text{bad}) * U(\text{take}, \text{sunny}) + P(\text{rainy}|\text{bad}) * U(\text{take}, \text{rainy})$$

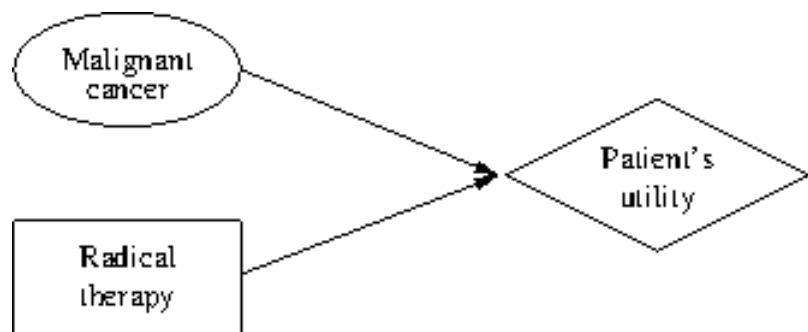
$$= 0.34 * 20 + 0.66 * 70$$

$$= 53$$

W tym przypadku właściwą decyzją jest zabranie parasola ze sobą.

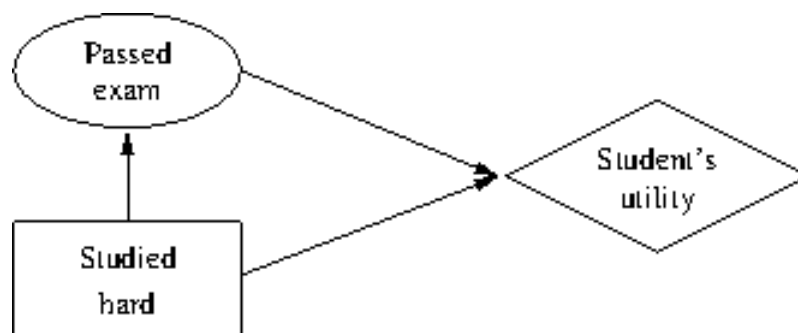
Krótkie podsumowanie — pytania sprawdzające

1. Rozważ problem pacjenta, który z pewnym prawdopodobieństwem ma nowotwór złośliwy i rozważane jest podjęcie terapii intensywnej. Sytuację opisuje pokazany poniżej diagram wpływów z częściowo wypełnioną tabelką użyteczności pacjenta.
 - (a) Zaproponuj w racjonalny sposób brakujące użyteczności i uzasadnij ich wybór.
 - (b) Oblicz wartość prawdopodobieństwa nowotworu, przy którym decyzja o terapii ulega zmianie.



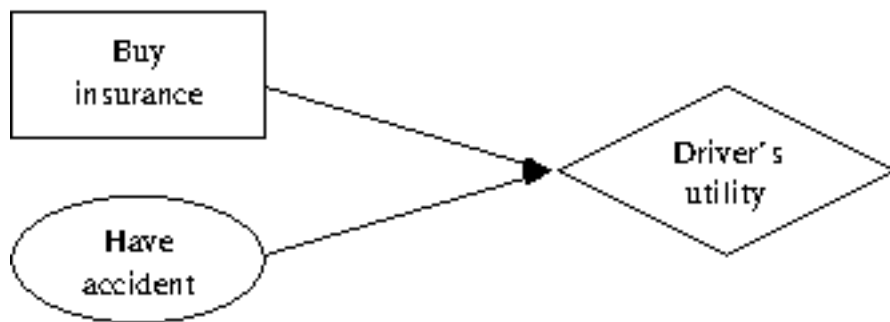
Nowotwór złośliwy	Leczenie intensywne	Użyteczność pacjenta
N	N	100
T	N	0
N	T	
T	T	

2. Rozważ problem studenta, który przystępuje do sesji egzaminacyjnej i może uczyć się do egzaminu, bądź podejść bezstresowo, próbując zaliczyć „z biegu”, i nie tracić czasu na uczenie się.
- Rozważ dwie różne alternatywne filozofie życiowe studenta, i opisz je wartościami użyteczności w skali od 0 do 100.
 - Dla przykładowo wybranego przedmiotu, określ prawdopodobieństwo pierwotne zdania egzaminu, i dla wybranych filozofii życiowych studenta oblicz jego decyzje zgodne z zasadą MEU.
 - Następnie, traktując uczenie się jako zmienną losową niezależną, określ warunkowy rozkład prawdopodobieństwa zdania egzaminu z wybranego poprzednio przedmiotu. Wybierz prawdopodobieństwo bezwarunkowe uczenia się i oblicz wartości oczekiwane użyteczności dla dwóch filozofii.



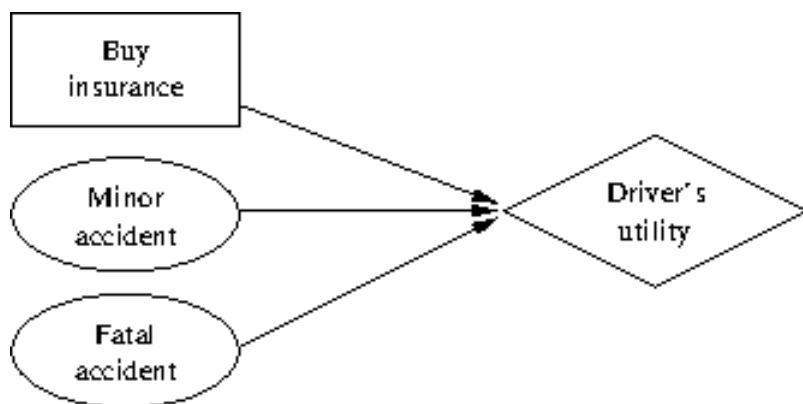
Zdał egzamin	Uczył się	Użyteczność studenta
N	N	
T	N	
N	T	
T	T	

3. Rozważ decyzję wykupienia ubezpieczenia samochodu. Ogólnie dobrze jest mieć ubezpieczenie, aczkolwiek można dyskutować czy również jest to wskazane w przypadku braku wypadku. Przyjmijmy następujący model zagadnienia:



Kup ubezpieczenie	Będzie wypadek	Użyteczność kierowcy
N	N	100
T	N	100
N	T	5
T	T	25

„Wypadek” jest uogólnieniem różnych rodzajów wypadków o mocno rozbieżnych konsekwencjach. Chcemy zbudować dokładniejszy model, rozróżniający dwa skrajne przypadki: wypadek drobny, i wypadek poważny, w którym ludzie zostali ranni lub zabici. Przyjmij jakieś racjonalne założenia, i uzupełnij brakujące użyteczności w sposób spójny z poprzednim modelem.



Kup ubezpieczenie	Drobny wypadek	Poważny wypadek	Użyteczność kierowcy
N	N	N	100
T	N	N	100
N	T	N	
T	T	N	
N	N	T	
T	N	T	
N	T	T	
T	T	T	

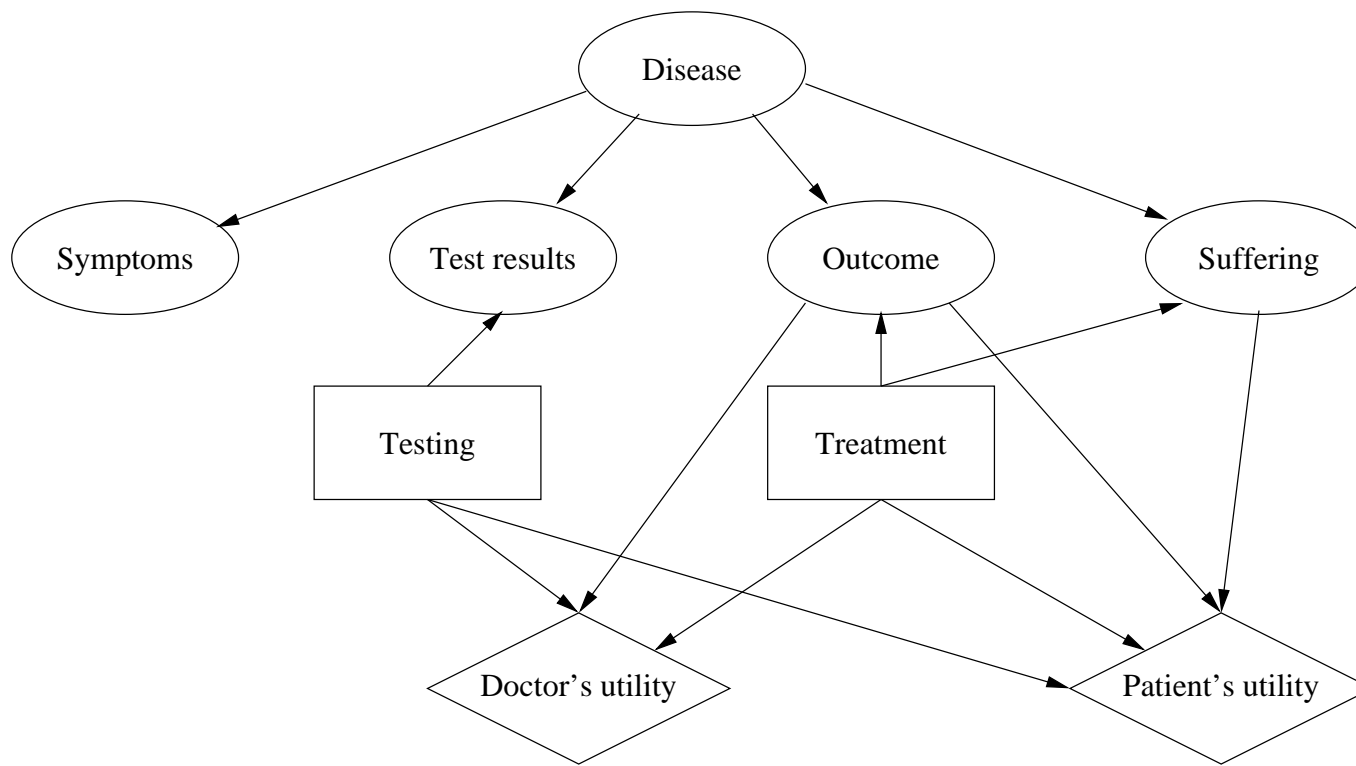
Wielokrotne akcje i wielokrotne użyteczności

W sieci przekonań jest zwykle wiele węzłów losowych, ponieważ głównym przeznaczeniem takich sieci jest uproszczenie obliczeń prawdopodobieństw warunkowych dla złożonych przypadków.

Jest za to zupełnie normalnym przypadkiem gdy w diagramie wpływów istnieje dokładnie jeden węzeł decyzyjny i jeden węzeł użyteczności. Wynika to z faktu, że diagramy wpływów przedstawiają wiedzę niezbędną do podjęcia pojedynczej decyzji. Aby określić tę decyzję jednoznacznie, najlepiej mieć jedno kryterium.

Jednak wiele węzłów akcji może znaleźć się w diagramie wpływów. Wyrażają one wtedy sytuację, gdy agent musi podjąć tylko jedną z tych decyzji, lub w jednym kroku decyzję łączną, na podstawie informacji z sieci. Diagramy wpływów nie pozwalają na poprawny wybór zestawu decyzji, gdy konsekwencje jednej z nich wpływają na kolejne.

Z drugiej strony, wielokrotne użyteczności, gdy są takie, muszą być zagregowane za pomocą jednego z modeli obliczania użyteczności wieloatrybutowej, opisanych poniżej.



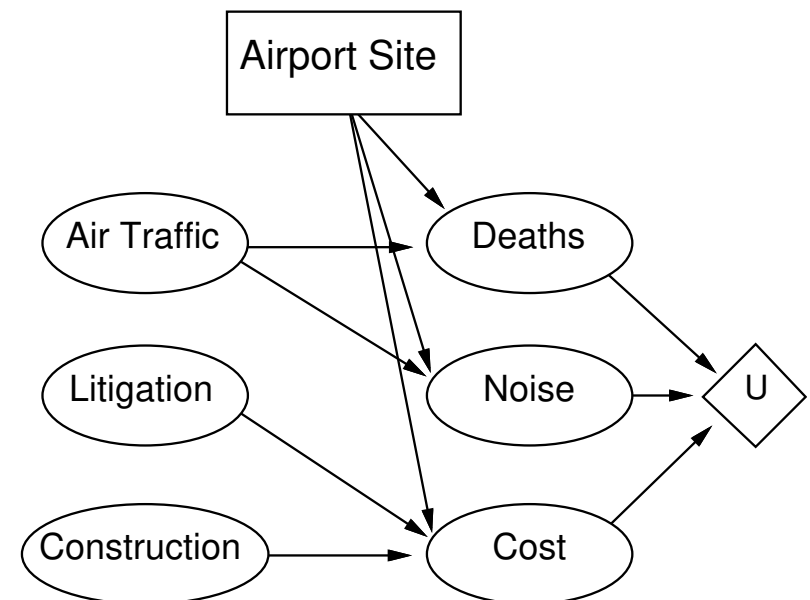
Na podstawie powyższej sieci można zapisać pacjentowi badania, lub podjąć decyzję o leczeniu, niezależnie od tego, czy wyniki badań są dostępne czy nie. Nie ma natomiast możliwości podjęcia decyzji o badaniach, i uwzględniających skutki tych badań decyzji o leczeniu, w jednym kroku.

Zwróćmy również uwagę na odrębne obliczanie użyteczności z punktu widzenia pacjenta i lekarza. Pomimo iż dla obu stron ważny jest końcowy wynik, to biorą one pod uwagę jeszcze inne czynniki, w odmienny sposób (np. prestiż lekarza i cierpienie pacjenta). Podejmowane na ich podstawie decyzje mogą być inne.

Użyteczności wieloatrybutowe

W wielu problemach praktycznych trzeba uwzględniać różne kryteria poprawności podejmowanych decyzji, albo, inaczej mówiąc, różne funkcje użyteczności, biorące pod uwagę różne atrybuty rozważanych stanów. Preferencje wynikające z uwzględnienia różnych atrybutów mogą być ze sobą sprzeczne.

Rozważmy przykład z lokalizacją lotniska. Czynniki do uwzględnienia są: koszty gruntu, komplikacje przy jego zakupie, odległość od centrum miasta, zwiększony ruch na drogach, lokalne warunki pogodowe, i inne zagrożenia. Dla każdej możliwej lokalizacji można określić wartość krytycznych atrybutów takich jak: koszt całkowity, zagrożenie wypadkami (śmiertelnymi), uciążliwość ruchu lotniczego (hałas), itp.



Wieloatrybutowe funkcje użyteczności

Chcemy zbudować model podejmowania decyzji dla przypadków wieloatrybutowe. Będziemy oznaczać podlegające ocenie atrybuty stanu przez X_1, X_2, \dots a ich wartości x_1, x_2, \dots . Przyjmiemy dla uproszczenia, że większe wartości atrybutów oznaczają wyższą jakość rozwiązania, z punktu widzenia danego atrybutu.

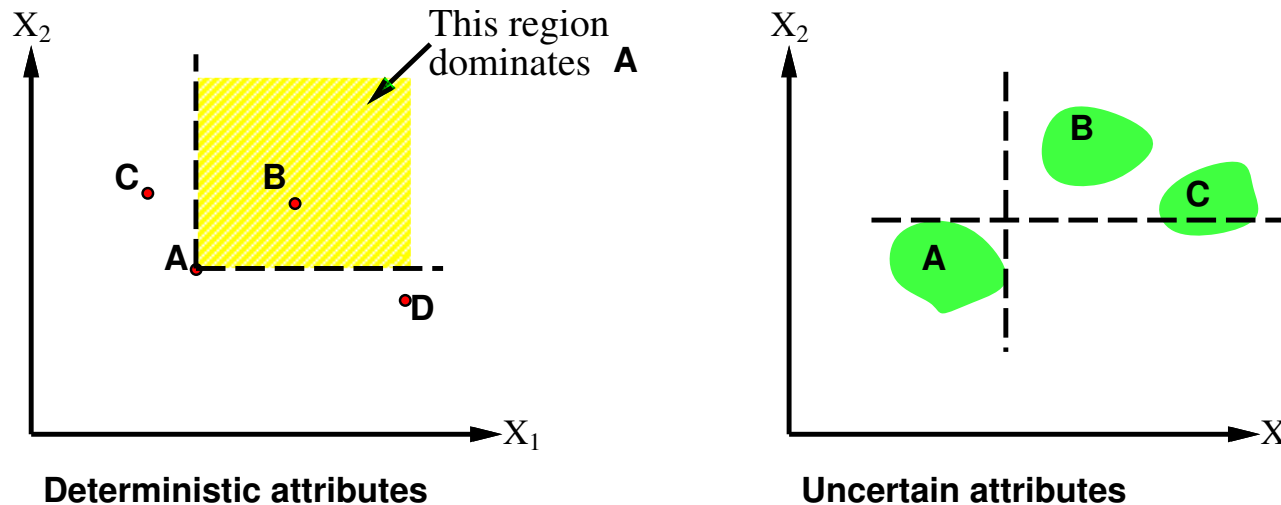
Zakładając, że poszczególne atrybuty mają funkcje użyteczności oznaczone jako: $f_1(x_1), f_2(x_2), \dots$ możemy próbować wyrazić globalną funkcję użyteczności agenta wzorem:

$$U(x_1, x_2, \dots, x_n) = f(f_1(x_1), f_2(x_2), \dots, f_n(x_n))$$

Niestety, na ogół funkcja $f()$ jest trudna do opisanie w jawny sposób. Najpierw rozważymy więc szereg łatwiejszych przypadków szczególnych.

Ścisła dominacja

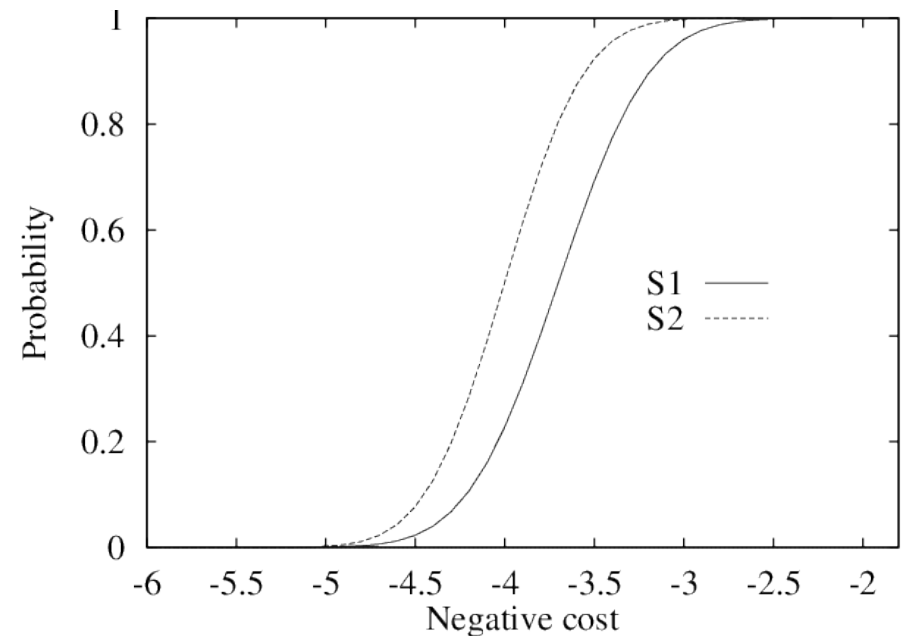
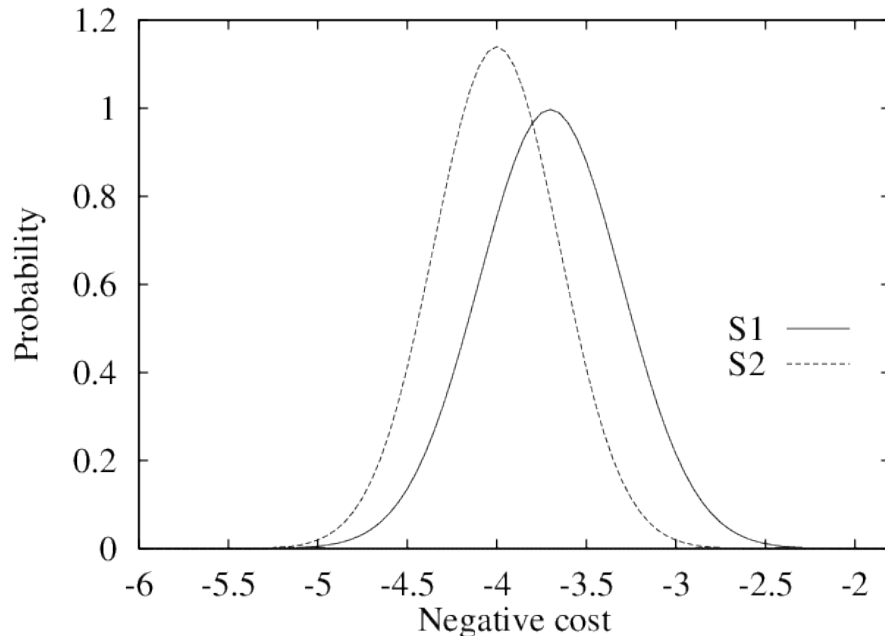
Zjawiskiem **ścistej dominacji** nazwiemy sytuację, kiedy jeden wybór B posiada każdy z atrybutów lepszy od innego wyboru A . Na przykład, jedna lokalizacja lotniska jest tańsza, powoduje mniejsze obciążenie dla środowiska (naturalnego i ludzkiego), i jest bezpieczniejsza dla lotów. Wtedy możemy bez wahania odrzucić możliwość A z dalszych rozważań. Jednak nie można łatwo dokonać wyboru między możliwościami A a C lub A a D (diagram po lewej).



Ścisła dominacja lub jej brak może wystąpić również w warunkach niepewności, gdy dana akcja da wynik w postaci pewnej dystrybucji prawdopodobieństwa dla wartości atrybutów. Widać ścisłą dominację wariantu B nad A , ale nie ma jej pomiędzy C i A , ani B i C (diagram po prawej).

Dominacja stochastyczna

Ścisła dominacja nie zdarza się często w praktyce, i w ogólnym przypadku wartości atrybutów mogą nie być znane na pewno. Wtedy możemy posłużyć się rozkładami prawdopodobieństwa, i **dominacją stochastyczną**.



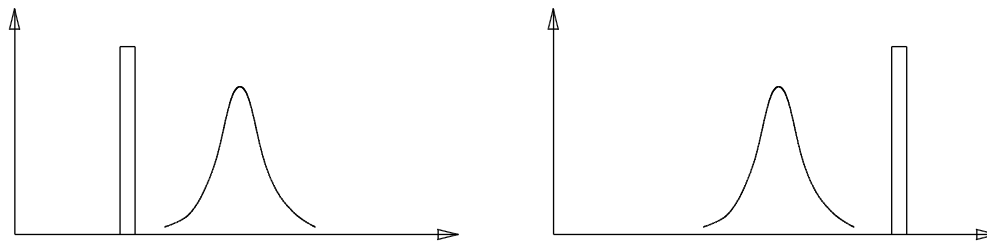
Na przykład, gdyby koszt lokalizacji lotniska w miejscu S_1 był przewidziany z dystrybucją normalną z wartością oczekiwaną \$3,700M i odchyleniem standardowym \$400M, a w miejscu S_2 z dystrybucją normalną z wartością oczekiwaną \$4,000M i odchyleniem standardowym \$350M, to S_1 dominuje stochastycznie S_2 , co widać z przebiegu dystrybucji kumulacyjnych.

Jeśli agent rozpatruje dwie możliwe akcje A_1 i A_2 , które prowadzą do dystrybucji prawdopodobieństw $p_1(x)$ i $p_2(x)$ na atrybucie X , to możemy powiedzieć, że A_1 dominuje stochastycznie A_2 jeśli:

$$\forall x \int_{-\infty}^x p_1(x') dx' \leq \int_{-\infty}^x p_2(x') dx'$$

W skrajnym przypadku, możemy nawet mieć dla jednego z przypadków (wyniku akcji A_2) wartość x_2 atrybutu X pewną (tzn. ze 100% prawdopodobieństwem), co wcale nie oznacza, że akcja A_2 powinna być preferowana (ani, że preferowana powinna być akcja A_1 z wynikiem w postaci rozkładu prawdopodobieństwa dla atrybutu X).

W zależności od konkretnego rozkładu akcja z niepewnym wynikiem może dominować stochastycznie akcję z wynikiem pewnym, albo na odwrót.



Użyteczności wieloatrybutowe — przypadek deterministyczny

W ogólnym przypadku żadna dominacja może nie zachodzić. Jednak atrybuty stanu X_1 i X_2 mogą być **niezależne preferencyjnie** od X_3 jeśli preferencje między $\langle x_1, x_2, x_3 \rangle$ a $\langle x_1', x_2', x_3 \rangle$ nie zależą od wartości x_3 .

Jeśli każda para atrybutów X_i i X_j jest preferencyjnie niezależna od każdego z pozostałych atrybutów X_k , to ten zbiór atrybutów posiada własność **wzajemnej niezależności preferencyjnej** (MPI — *mutual preferential independence*).

Okazuje się, że w takim przypadku istnieje **addytywna funkcja wartości** opisująca preferencje agenta:

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

W wielu przypadkach ta formuła pozwala prawidłowo modelować rzeczywiste preferencje i podejmowane decyzje.

Użyteczności wieloatrybutowe — przypadek probabilistyczny

Można uogólnić własność MPI na loterie: zbiór atrybutów \mathbf{X} jest **niezależny użytecznościowo** od zbioru atrybutów \mathbf{Y} , jeśli preferencje między loteriami na atrybutach z \mathbf{X} są niezależne od konkretnych wartości atrybutów z \mathbf{Y} . Zbiór atrybutów jest **wzajemnie niezależny użytecznościowo** (MUI — *mutually utility-independent*), jeśli każdy podzbiór jego atrybutów jest niezależny użytecznościowo od pozostałych atrybutów.

Dla atrybutów MUI zachowanie agenta może być opisane **multiplikatywną funkcją użyteczności**, którą dla przypadku trzyatrybutowego można zapisać:

$$\begin{aligned} U(S) &= k_1 U_1(X_1(S)) + k_2 U_2(X_2(S)) + k_3 U_3(X_3(S)) \\ &+ k_1 k_2 U_1(X_1(S)) U_2(X_2(S)) + k_2 k_3 U_2(X_2(S)) U_3(X_3(S)) + k_3 k_1 U_3(X_3(S)) U_1(X_1(S)) \\ &+ k_1 k_2 k_3 U_1(X_1(S)) U_2(X_2(S)) U_3(X_3(S)) \end{aligned}$$

W pewnych szczególnych przypadkach istnieje również całkowicie addytywna funkcja użyteczności.

Wartość informacji

W dotychczasowych rozważaniach przyjmowaliśmy założenie, że cała dostępna informacja jest znana agentowi podejmującemu decyzje. To założenie jest mało realistyczne. W praktycznych przypadkach podejmowania decyzji jedną z najważniejszych i jednocześnie najtrudniejszych kwestii jest na jakie pytania dotyczące problemu należy zebrać odpowiedzi.

Np. lekarz nie ma wszystkich kluczowych informacji o pacjencie w chwili gdy zapoznaje się z jego przypadkiem. Może zatem zlecić wykonanie pewnych badań, jednak takie zbieranie informacji jest z jednej strony kosztowne, a z drugiej wpływa na opóźnienie leczenia.

Ważność informacji zależy od dwóch czynników: (1) czy różne możliwe wyniki badań mocno wpłyną na podejmowaną decyzję, i (2) prawdopodobieństwa różnych wyników.

Teoria wartości informacji pozwala podejmować decyzje, które informacje należy zebrać.

Wartość informacji — przykład

Założmy, że firma wiertnicza rozważa możliwość wykupu praw wiercenia w jednym z n obszarów oceanu. Założmy dalej, że jest pewne, że dokładnie w jednym z obszarów położone jest złożo, którego eksploatacja przyniesie zysk C , natomiast koszt każdego obszaru wynosi C/n . Zauważmy, że wartość oczekiwana zysku EP z tej transakcji wynosi 0:

$$EP = \frac{1}{n} \left(C - \frac{C}{n} \right) + \frac{n-1}{n} \left(-\frac{C}{n} \right) = 0$$

Założmy dalej, że pewien geolog wie na pewno, czy w jednym konkretnym obszarze jest ropa. Jaka może być wartość tej informacji dla firmy wiertniczej?

Rozważmy przypadki. Z prawdopodobieństwem $\frac{1}{n}$ wybrany obszar zawiera ropę, i w takim przypadku firma kupi ten obszar i zarobi C minus C/n koszt praw.

W przeciwnym wypadku, z prawdopodobieństwem $\frac{n-1}{n}$ obszar nie zawiera ropy, i firma wiedząc to, kupi inny obszar, zawierający ropę z prawdopodobieństwem $\frac{1}{n-1}$, i zarobi, być może, C , z oczekiwaną wartością zysku $C/(n-1)$, ponownie minus C/n :

$$EP' = \frac{1}{n} \left(C - \frac{C}{n} \right) + \frac{n-1}{n} \left(\frac{C}{n-1} - \frac{C}{n} \right) = \frac{C}{n}$$

Wniosek: informacja ma wartość, w tym przypadku równą cenie prawa do eksploatacji złoża.

Wartość dokładnej informacji

Założmy, że aktualna wiedza agenta to E i próbuje on wyznaczyć najlepszą akcję α spośród wszystkich możliwych akcji A . W tym celu oblicza wartość oczekiwaną użyteczności tej akcji, uśrednianą po różnych możliwych wynikach $Result_i(A)$ tej akcji:

$$EU(\alpha|E) = \max_{\alpha \in A} \sum_i U(Result_i(A))P(Result_i(A)|Do(A), E)$$

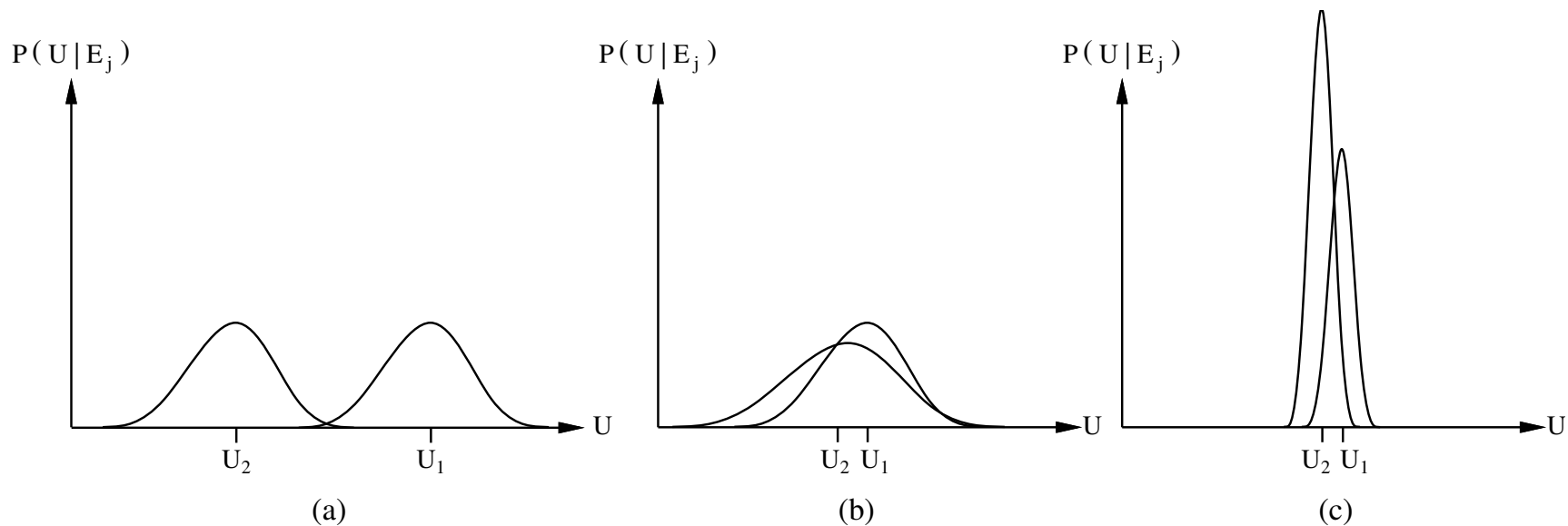
Gdyby jednak agent zdobył wiedzę o wartości pewnej zmiennej losowej E_j to wartość oczekiwana użyteczności wtedy wybranej akcji α_{E_j} byłaby:

$$EU(\alpha_{E_j}|E, E_j) = \max_{\alpha \in A} \sum_i U(Result_i(A))P(Result_i(A)|Do(A), E, E_j)$$

Ponieważ E_j jest zmienną losową o nieznannej wartości, to decyzję o tym, czy chcemy poznać jej wartość musimy podjąć biorąc pod uwagę wszystkie możliwe jej wartości, i to co obecnie o nich wiemy. **Wartość dokładnej informacji** (VPI, *value of perfect information*) o zmiennej losowej E_j obliczamy jako:

$$VPI_E(E_j) = \left(\sum_k P(E_j = e_{jk}|E) EU(\alpha_{e_{jk}}|E, E_j = e_{jk}) \right) - EU(\alpha|E)$$

Założmy, że mamy do wyboru tylko dwie akcje A_1 i A_2 , oraz ich użyteczności z wartościami oczekiwanymi U_1 i U_2 . Zdobycie informacji E_j spowoduje, że oczekiwane użyteczności tych akcji zmienią się na U'_1 i U'_2 . Znając wartości U_1 , U_2 , oraz U'_1 , U'_2 , możemy podjąć decyzję, czy opłaca się zdobywać informację.



W przypadku (a) różnica oczekiwanej użyteczności jest duża, ale wybór jest jasny, i być może dodatkowa informacja i tak nań nie wpłynie, a wtedy wartość informacji jest żadna. W przypadku (b) różnica użyteczności (oczekiwanych) jest mała, ale faktyczne różnice mogą być duże, więc dodatkowa informacja może mieć istotną wartość. W przypadku (c) różnica wartości oczekiwanych jest mała, jak również wariancja obu zmiennych, więc ostateczna różnica prawdopodobnie będzie niewielka, i informacja również ma wartość znikomą.

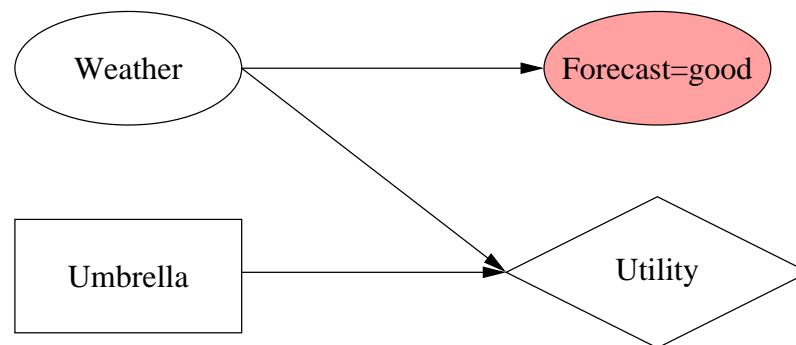
Przykład: wartość informacji o pogodzie

Wróćmy do przykładu z deszczem i noszeniem parasola. Obliczyliśmy wcześniej:

$$MEU(\text{Umbrella}) = \max_a EU(a) = 70 \quad (\text{patrz strona 11})$$

$$MEU(\text{Umbrella}|\text{bad}) = \max_a EU(a|\text{bad}) = 53 \quad (\text{patrz strona 12})$$

Możemy jeszcze dodatkowo obliczyć użyteczność najlepszej decyzji w przypadku dobrej pogody (w oczywisty sposób optymalną decyzją będzie wtedy „leave” ponieważ ta decyzja zwyciężyła już nawet przy braku wiedzy o pogodzie):



$$MEU(\text{Umbrella}|\text{good}) = \max_a EU(a|\text{good}) = 95$$

Aby obliczyć wartość prognozy pogody musimy znać rozkład prawdopodobieństwa dla zmiennej *Forecast*. Można go uzyskać odpytując sieć przekonania:
 $P(\text{good}, \text{bad}) \approx (0.59, 0.41)$. Dalej:

$$VPI_E(E_j) = \left(\sum_k P(E_j = e_{jk}|E) EU(\alpha_{e_{jk}}|E, E_j = e_{jk}) \right) - MEU(\alpha|E)$$

$$\begin{aligned} VPI(\text{Forecast}) &= P(\text{good})EU(\alpha_{\text{good}}|\text{good}) + P(\text{bad})EU(\alpha_{\text{bad}}|\text{bad}) - MEU(\alpha) \\ &= P(\text{good})MEU(\text{good}) + P(\text{bad})MEU(\text{bad}) - MEU(\alpha) \\ &= 0.59 * 95 + 0.41 * 53 - 70 \\ &= 7.78 \end{aligned}$$

Dla rozkładu użyteczności zdefiniowanego w tym problemie, wartość prognozy pogody wynosi 7.78, wyrażona w jednostkach użyteczności. Gdybyśmy mogli kupić prognozę pogody o wiarygodności przyjętej w powyższym obliczeniu, i poniżej tej ceny, to opłaca się to zrobić aby podjąć lepszą decyzję w kwestii parasola.

Własności wartości informacji

Twierdzenie: wartość informacji jest nieujemna.

Może jednak osiągnąć wartość zero, gdy np. znajomość innych faktów czyni daną informację bezużyteczną. Wartość informacji nie jest więc addytywna.

Z kolei wartość informacji o dwóch zmiennych losowych nie zależy od kolejności gromadzenia tych informacji. Jeśli znamy wartości zmiennych E_i i E_j to wnioski, które płyną z tej łącznej wiedzy nie zależą od tego kiedy i w jakiej kolejności agent te informacje pozyskał.

$$VPI_E(E_j, E_k) = VPI_E(E_j) + VPI_{E, E_j}(E_k) = VPI_E(E_k) + VPI_{E, E_k}(E_j)$$

Jednak wartość dwóch różnych informacji może być różna, i agent mógłby próbować obliczyć, które informacje przyniosłyby mu większy zysk (z uwzględnieniem ich kosztów).

Krótkowzroczny agent gromadzący informacje

Inteligentny agent powinien zadawać użytkownikowi pytania w sensownej kolejności, unikać zadawania pytań nieistotnych, brać pod uwagę ważność informacji względem ich kosztu, i przestać zadawać pytania kiedy to nie ma już sensu. Takie działanie można osiągnąć posługując się wartością informacji.

Możliwy algorytm agenta: wybierz informację, której zdobycie przyniesie największy oczekiwany zysk netto (zmniejszony o koszt zdobycia informacji), i jeśli ten zysk netto jest dodatni to zdecyduj się zdobywać tę informację. W przeciwnym wypadku przejdź do rzeczywistego działania.

Ten algorytm agenta jest **krótkowzroczny**, ponieważ kieruje się zyskiem z jednej tylko informacji, podczas gdy pozyskanie więcej niż jednej informacji mogłoby się okazać korzystne. Jest to w pewnym sensie analogiczne do zachłannej strategii przeszukiwania, i podobnie jak strategię zachłanną może przynieść sukces w niektórych przypadkach.

W ogólnym przypadku agent inteligentny mógłby rozważyć różne podzbiory zmiennych losowych i sekwencje pytań o nie.

Krótkie podsumowanie — pytania sprawdzające

1. Dla problemu pacjenta z chorobą nowotworową przedstawionego w pytaniu na stronie 13, i wartości użyteczności tam wybranych, oblicz wartość dokładnej informacji o nowotworze.

Literatura i materiały pomocnicze

1. Stuart Russell, Peter Norvig: Sztuczna inteligencja. Nowe spojrzenie, Wydanie IV, Tom 1, Wyd.Helion, 2023, rozdział 16.