

Edward Szczerbicki

Pozyskiwanie wiedzy dla zarządzania przepływem informacji

Autor zajmuje się problemem formalnego (ilościowego) i miękkiego (jakościowego) modelowania przepływu informacji w systemach autonomicznych, które w praktyce kształtowane są przez podsystemy składające się z ludzi, maszyn, robotów itd. W nauce o zarządzaniu modele konstruuje się i stosuje w celu opisania, zrozumienia, a wreszcie wsparcia procesów i działań, które mają charakter przede wszystkim intelektualny. Problemy, którymi zajmują się te modele mogą się pojawiać tak często, że poszukuje się korzyści wynikających ze standaryzacji lub mogą być sytuacjami jednostkowymi o takiej wadze, że podejmuje się kroki w celu poprawy jakości rezultatu podjętej decyzji. Inaczej mówiąc, modele opracowuje się głównie w celu stworzenia wiedzy. Jest to również główny cel platformy modelowania zaproponowanej w artykule.

Wprowadzenie

Wyobraźmy sobie, że mamy podjąć ważną decyzję na podstawie pewnej liczby elementów istotnych informacji. Każdy element opisuje stan zmieniającego się środowiska. W takich sytuacjach mamy dwie możliwości:

- podejmujemy decyzję po zebraniu wszystkich istotnych informacji: dysponujemy pełnymi informacjami, ale któraś z nich nie jest aktualna (jest opóźniona), ponieważ gromadzenie wymaga czasu, a w tym okresie środowisko zmienia się;
- podejmujemy decyzję po zgromadzeniu tylko niektórych informacji: dysponujemy informacjami niekompletnymi, ale bardziej aktualnymi (mniej opóźnionymi), ponieważ poświęciliśmy mniej czasu na ich gromadzenie, a zatem zmiany w środowisku mogą być mniejsze (mniej znaczące dla podejmowanej przez nas decyzji).

Inaczej mówiąc, musimy się zająć często występującymi sytuacjami, w których należy odpowiedzieć na następujące pytanie: *Co jest lepsze: informacja kompletna, ale znacznie opóźniona, czy informacja niekompletna, ale mniej opóźniona?*

Powyższe stwierdzenia stanowią istotę równowagi informacyjnej. Można ją lepiej wyjaśnić następująco.

Wartość informacji przepływających w ramach danego podsystemu jest zróżnicowana dla różnych struktur informacyjnych i różnych środowisk (por. Gunasekaran, Sarhadi 1997; Morimoto 2001; Prakken 2000, Tharumarajah 1998). Mogą na nią znacząco wpłynąć dwie ważne własności informacji: niekompletność i opóźnienie. Rozumiemy intuicyjnie, że największą wartość będzie mieć informacja pełna. Z drugiej strony gromadzenie informacji w dynamicznym środowisku wymaga czasu, a zatem informacja staje się nieaktualna

(opóźniona). Zarówno opóźnienia, jak i niekompletność mogą zostać przedstawione jako straty wartości informacji w procesie podejmowania decyzji.

Obecnie nie istnieją narzędzia modelowania i nie ma perspektywy modelowania, która zapewniłaby pomoc przy podejmowaniu decyzji w sytuacjach, w których próbujemy uzyskać równowagę informacyjną. Jednocześnie, w miarę jak informacja staje się dominującym i decydującym zasobem we wszystkich rodzajach operacji biznesowych, przemysłowych i usługowych, problem równowagi informacyjnej nabiera coraz większej wagi i często wymieniany jest jako główne wyzwanie nowego tysiąclecia w dziedzinie rozwoju inteligentnych systemów wspomagania podejmowania decyzji (por. Kamrani, Sferro 1999; McKay, Saker, Yao 2000; Morabito 1997; Morimoto 2001; O'Grady 1999; Prakken 2000; Wyzalek 1999).

W celu sprostania temu wyzwaniu należy zająć się ogólniejszym zagadnieniem roli zarządzania informacją w działaniu systemów. Zrozumienie tej roli i wiedza na jej temat stanowi niezwykle ważny wymóg w zarządzaniu złożonymi systemami przemysłowymi (wytworzenie, przetwarzanie, dystrybucja techniczna, kopalnictwo itd.) funkcjonującymi w zmieniającym się i niepewnym, obfitującym w informacje środowisku. Do zrozumienia tego niezbędna jest platforma modelowania, którą można by wykorzystać do modelowania i oceny przepływu informacji w różnych sytuacjach rzeczywistych. W niniejszym artykule przedstawię taką platformę leżącą na styku inżynierii, technologii informacyjnej, cybernetyki i zarządzania.

Systemy stają się coraz bardziej skomplikowane. Zazwyczaj stosowanym sposobem poradzenia sobie z problemem ich złożoności jest ich rozkład na mniejsze jednostki. W przeszłości doprowadziło to do rozwoju zatimizowanych struktur składających się z ograniczonej liczby autonomicznych podsystemów, które decydowały o swoich własnych wymaganiach odnoszących się do wprowadzania i wyprowadzania informacji, co oznacza, iż można przyjąć, że charakteryzowały się zamknięciem informacji. Pomysły te wzbudzają ostatnio bardzo duże zainteresowanie zarówno w kręgach akademickich, jak i przemysłowych, można zatem uznać, że zatimizowane podejście do modelowania, projektowania i rozwijania systemów jest ideą, której czas właśnie nadszedł (por. Bajgoric 1997; O'Grady 1999; Pedrycz, Bargiela 2001). W rzeczywistości podsystemy autonomiczne składają się z grup ludzi i/lub maszyn połączonych dzięki przepływowi informacji zarówno w ramach danego podsystemu, jak i między tym podsystemem i jego środowiskiem zewnętrznym (por. Szczerbicki 1996b; Tharumarajah 1998). W artykule skupię się na przepływie informacji w odniesieniu do podsystemów autonomicznych.

Problem i metoda modelowania

Autonomiczny podsystem (ang. *agent*) zazwyczaj funkcjonuje w zewnętrznym środowisku determinującym proces podejmowania decyzji. Jego wiedzę można opisać dzięki:

- charakterystyce środowiska zewnętrznego (stosunki między zmiennymi opisującymi środowisko i jego dynamikę);
- charakterystyce środowiska wewnętrznego tzn. stosunkom między działaniami elementów podsystemu;
- zakresowi informacji dotyczących zmiennych opisujących środowisko zewnętrzne.

Formalne przedstawienie powyższej wiedzy zostanie zaprezentowane w tym podrozdziale. Dla celów zdobywania wiedzy konieczne jest zastosowanie metody ogólnej, które ujmie całość zachowań podsystemu. Takie podejście, oparte na korelacji między informacją a energią,

zostanie zarysowane poniżej. W celu uzyskania pełnego obrazu uwzględniłem pewne możliwości wdrożone w poprzednich badaniach (por. Szczerbicki 2000; 2002a; 2002b).

Niech a przedstawia zbiór możliwych działań, które mogą podjąć elementy podsystemu, z jest zbiorem korespondujących konsekwencji, a x przypadkowymi zmiennymi opisującymi aktualny stan środowiska zewnętrznego. Można założyć, że:

$$z = f(a, x) \quad [1]$$

ponieważ konkretna konsekwencja (z) zależy od działania (a) podjętego w konkretnym stanie środowiska (x). Z drugiej strony decyzja dotycząca konkretnego działania uzależniona jest od dostępnej informacji na temat stanu środowiska. Jeśli β oznacza funkcję decyzji, to otrzymujemy:

$$a = \beta(d) \quad [2]$$

gdzie d przedstawia informację.

Aby dokonać ogólnego opisu funkcji $f(a, x)$, weźmy pod uwagę pewną korelację między informacją, działaniem i energią. Jej teoria jest względnie świeża, ale już wskazano, że w pewnych sytuacjach energię można zastąpić informacją i *vice versa* (por. Bogdan 2000; Matsumoto 1999). Ta zamiana ma charakter statystyczny i zgodnie z tym im więcej ma się informacji, tym mniej energii potrzeba do wykonania danego zadania. Dla pewnej ilości informacji C_1 pewne zadanie można wykonać wykorzystując E_1 energii. Załóżmy więc, że:

$$E_1 = E_{\min} \quad [3]$$

Wówczas dla danego C_1 istnieje najlepszy sposób (działanie A_{opt}) wykonania pracy, tzn. działanie wykorzystujące E_1 energii. Działania różniące się od A_{opt} powodują większe zużycie energii. Dla oceny preferencyjnej mamy:

$$z = e = f(a, x) \quad [4]$$

gdzie e oznacza energię, i

$$a_{\text{opt}} = \min f(a, x) \quad [5]$$

gdzie a_{opt} przedstawia optymalne działanie wykorzystujące minimum energii danej za pomocą funkcji $f(a, x)$. Ogólnie $f(a, x)$ jest pewną funkcją określoną w przestrzeni n -wymiarowej i jej minimum można wyznaczyć posługując się odwzorowaniem drugiego rzędu szeregu Taylora (por. Gersting 1982; Kreyszig 1983). Stanowi to podstawę dla przybliżenia $f(a, x)$ za pomocą formy kwadratowej:

$$f(a, x) = B_0 - 2B^T A + A^T Q A \quad [6]$$

gdzie $B_0 = b_0(x)$, $A = [a_i]$, $B = [b_i(x)]$, macierz symetryczna $Q = [q_{ij}]$ ($i, j = 1, 2, \dots, n$) i n stanowi liczbę elementów podsystemu. Minimum [6] istnieje, jeśli $A^T Q A$ jest określone dodatnio.

Wykorzystując [6], można wykazać (por. Szczerbicki 1996b, 2002b), że proces decyzyjny można sformalizować jako:

$$\beta_i(d_i) + \sum_{j \neq i} q E[\beta_j(d_j)|d_i] = E(b_i|d_i), \quad [7]$$

gdzie $i, j = 1, 2, \dots, n$, β stanowi funkcje najlepszych decyzji, q oznacza współczynnik interakcji w wewnętrznym środowisku podsystemu, d przedstawia informację elementu podsystemu.

Formalizacja procesu podejmowania decyzji przez podsystem wyrażona przez wzór [7] stanowi konieczne narzędzie modelowania i oceny przepływu informacji w systemie autonomicznym. Przepływ informacji łączy elementy podsystemu ze środowiskiem zewnętrznym opisanym przez zmienne losowe X . Połączenie jest odwzorowane przez strukturę informacji. Struktura ta modelowana jest przez macierz C , w której $c_{ij} = 1$, jeśli i -ty członek uzyskał (dzięki obserwacji lub komunikacji) informację dotyczącą j -tej realizacji zmiennej X (jeśli $c_{ij} = 0$, to członek ten nie uzyskał informacji); i -ta realizacja zmiennej X może być obserwowana jedynie przez i -ty element podsystemu. Może on być informowany o innych realizacjach jedynie wówczas, gdy w ramach podsystemu zorganizowana jest komunikacja (wymiana informacji). Zdefiniowaną powyżej wartość struktury informacji można przedstawić następująco:

$$VC = \min E[f(a,X)|C0] - \min E[f(a,X)|C] \quad [8]$$

gdzie $\min E[f(a,X)|C0]$ oznacza użyteczność struktury informacji $C0$, w której $c_{ij} = 0$ dla każdego i oraz j . Stosując [7] można przedstawić VC jako:

$$VC = E[b^T \beta] \quad [9]$$

Postępując się narzędziami modelowania danymi przez wzory [7] i [9] można łatwo zdobyć wiedzę dotyczącą systemów autonomicznych funkcjonujących w różnych sytuacjach decyzyjnych. W dwóch następnych podrozdziałach zostaną przedstawione przykłady takiej wiedzy dla środowisk statycznych i dynamicznych. Wiedzę tę łatwo jest poddać kodyfikacji i można ją wykorzystywać do kontrolowania, kierowania i zarządzania systemami autonomicznymi.

Środowisko statyczne

Weźmy pod uwagę cztery struktury informacji dla podsystemu dwuosobowego: $C1$, $C2$, $C3$ i $C4$. Struktury informacji $C1$ i $C2$ zostały stworzone w wyniku jedynie obserwacji. W $C3$ i $C4$ miała miejsce zarówno obserwacja jak i komunikacja. Stosując narzędzia wprowadzone w poprzednim podrozdziale można wykazać, że:

$$\begin{aligned} VC1 &= s^2, \quad VC2 = 2s^2/(1 + qr), \quad VC3 = s^2[(1 - qr)^2 + 1 - q^2]/(1 - q^2), \\ VC4 &= s^2 2(1 + qr)/(1 - q^2) \end{aligned} \quad [10]$$

gdzie $s^2 = \text{Var}[X_1] = \text{Var}[X_2]$, q stanowi współczynnik interakcji, r jest współczynnikiem korelacji między zmiennymi losowymi X_1 i X_2 . Równania podobne do [10] można opracować dla każdej wielkości podsystemu/agenta funkcjonującego w środowisku statycznym i dla każdej ilo-

ści informacji w ramach podsystemu. Takie równania stanowią podstawę zdobywania wiedzy, która dla środowiska statycznego przedstawiona jest w tabeli 1 w postaci reguł wytwarzania*.

Tabela 1

Reguły wytwarzania opisujące podsystemy funkcjonujące w środowisku statycznym

Reguła 11	
Jeśli i to	środowisko zewnętrzne podsystemu autonomicznego jest statyczne jest opisane przez zmienne losowe, wartość struktury informacji odwzorowującej przepływ informacji między podsystemem a jego środowiskiem zależy od interakcji między elementami podsystemu, korelacji między zmiennymi losowymi i ich wariancji.
Reguła 12	
Jeśli i to	środowisko zewnętrzne podsystemu autonomicznego jest statyczne jest opisane przez zmienne losowe, wartość informacji dotyczącej tej realizacji zmiennej jest proporcjonalna do wartości jej wariancji.
Reguła 13	
Jeśli i to	środowisko zewnętrzne podsystemu autonomicznego jest statyczne jest opisane przez zmienne losowe, pełna informacja ma wartość zawsze większą lub równą wartości każdej innej struktury informacji.
Reguła 14	
Jeśli i to	środowisko zewnętrzne podsystemu autonomicznego jest statyczne nie występuje interakcja w środowisku wewnętrznym, wystarcza to do ograniczenia przepływu informacji jedynie do obserwacji; organizowanie wymiany informacji nie podwyższa wartości powstałej struktury informacji.
Reguła 15	
Jeśli i i to	środowisko zewnętrzne podsystemu autonomicznego jest statyczne nie występuje interakcja w środowisku wewnętrznym stosunki między zmiennymi opisującymi środowisko zewnętrzne mają charakter statystyczny, struktura informacji powinna obejmować obserwację i komunikację.
Reguła 16	
Jeśli i to	środowisko zewnętrzne podsystemu autonomicznego jest statyczne stosunki między zmiennymi opisującymi środowisko zewnętrzne dane są przez zależność funkcyjną, komunikacja między elementami podsystemu nie wpływa na wartość struktury informacji; przepływ informacji powinien zostać ograniczony do obserwacji.

* Zachowano numerację reguł przyjętą przez Autora (przyp. red.).

Reguła 17	
Jeśli i to	środowisko zewnętrzne podsystemu autonomicznego jest statyczne i interakcja w środowisku wewnętrznym ma charakter zastępczy, preferowana jest korelacja pozytywna w środowisku zewnętrznym.
Reguła 18	
Jeśli i to	środowisko zewnętrzne podsystemu autonomicznego jest statyczne i interakcja w środowisku wewnętrznym ma charakter komplementarny, preferowana jest korelacja negatywna w środowisku zewnętrznym.
Reguła 19	
Jeśli i to	środowisko zewnętrzne podsystemu autonomicznego jest statyczne i stosunki między zmiennymi opisującymi środowisko zewnętrzne są wyznaczone przez zależność funkcyjną i w środowisku wewnętrznym występuje interakcja i łatwiej jest podwyższyć wartość przepływu informacji dla podsystemów małych niż dla dużych.
Reguła 20	
Jeśli i to	środowisko zewnętrzne podsystemu autonomicznego jest statyczne i stosunki między zmiennymi opisującymi środowisko zewnętrzne mają charakter statystyczny i nie występuje interakcja w środowisku wewnętrznym, to skuteczność przepływu informacji wzrasta wraz z n .
Reguła 21	
Jeśli i to	środowisko zewnętrzne podsystemu autonomicznego jest statyczne i stosunki między zmiennymi opisującymi środowisko zewnętrzne mają charakter statystyczny i w środowisku wewnętrznym nie występuje interakcja i nie ma komunikacji między elementami podsystemu, to wzrost wartości struktury informacji zmniejsza się wraz ze wzrostem n .
Reguła 22	
Jeśli i to	środowisko zewnętrzne podsystemu autonomicznego jest statyczne i stosunki między zmiennymi opisującymi środowisko zewnętrzne mają charakter statystyczny i w środowisku wewnętrznym nie występuje interakcja i nie ma komunikacji między elementami podsystemu, to skuteczność przepływu informacji wzrasta wraz ze wzrostem n .
Reguła 23	
Jeśli i to	środowisko zewnętrzne podsystemu autonomicznego jest statyczne i w środowisku wewnętrznym nie występuje interakcja, to straty spowodowane przez niekompletną informację wzrastają wraz ze zmniejszaniem się korelacji w środowisku zewnętrznym.

Środowisko dynamiczne

Opiszmy środowisko zewnętrzne za pomocą procesu autoregresywnego pierwszego rzędu. Proces autoregresywny pierwszego rzędu jest dany jako (por. Theil 1971; Hogg, Ledolter 1992; Hogg, Tanis 1993):

$$X(t) = wX(t-1) + \mu(t) \quad [11]$$

gdzie $\mu(t)$ to nieskorelowane zmienne losowe z zerową średnią i stałą wariancją $Var[\mu] = \delta$, a w jest współczynnikiem równania opisującym dynamikę procesu (proces jest stabilny dla $w < 1$), wybuchowy dla $w > 1$, brownowski dla $w = 1$). Proces autoregresywny dany przez wzór [11] można wykorzystać do celów modelowania jeśli zależność $X(t) = f[X(0)]$ jest znana. Zależność ta wygląda następująco (Theil 1971):

$$X(t) = w^t X(0) + \sum_{m=0}^{t-1} w^m \mu(t-m) \quad [12]$$

lub ogólniej:

$$X(t) = w^{z+1} X(t-z-1) + \sum_{m=0}^z w^m \mu(z+1-m) \quad [13]$$

gdzie $1 \leq z \leq t-1$

Informacje nieopóźnione

Korzystając z wprowadzonej wcześniej platformy modelowania można wykazać, że wartości struktur informacji poddane modelowaniu jak w poprzednim podrozdziale za pomocą $C1$, $C2$, $C3$ i $C4$ wynoszą, dla informacji nieopóźnionych:

$$VC1 = s^2 M, VC2 = 2s^2 M, VC3 = s^2 M(2 - q^2)/(1 - q^2), VC4 = s^2 M/2/(1 - q^2) \quad [14]$$

gdzie: $M = \sum_{t=0}^T w^{2t}$.

Ogólne reguły, jakie można sformułować dla środowiska dynamicznego podane zostały w tabeli 2 (reguły 24–26).

Równania takie jak [14] stanowią również okazję do dokonania analizy przepływu informacji w różnych sytuacjach dynamicznych opisanych przez w . Analiza taka pozwala nam na sformułowanie reguł dla stabilnego ($w < 1$), brownowskiego ($w = 1$) i wybuchowego (> 1) charakteru środowiska zewnętrznego (patrz reguły 27–29 w tabeli 2).

Informacja opóźniona

Rozważmy następujące struktury informacji dla informacji opóźnionych:

$$C5 = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & \dots & \dots \\ 0 & 0 & 0 & \dots & \dots \\ 0 & & & & \\ \dots & & & & \\ 0 & 0 & 0 & \dots & \dots \\ 0 & & & & \end{bmatrix} \quad C6 = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & \dots & \dots \\ 0 & 1 & 0 & \dots & \dots \\ 0 & & & & \\ \dots & & & & \\ 0 & 0 & 0 & \dots & \dots \\ 1 & & & & \end{bmatrix} \quad C7 = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & \dots & \dots \\ 1 & 1 & 1 & \dots & \dots \\ 1 & & & & \\ \dots & & & & \\ 1 & 1 & 1 & \dots & \dots \\ 1 & & & & \end{bmatrix}$$

Wartości struktur informacji poddane modelowaniu przez $C5$, $C6$ i $C7$ dla informacji opóźnionych wynoszą:

$$VC5_{\theta} = s^2 w^{2\theta} \sum_{N=0}^{t-\theta} w^{2N} \quad [15]$$

$$VC6_{\theta} = n s^2 w^{2\theta} \sum_{N=0}^{t-\theta} w^{2N} \quad [16]$$

$$VC7_{\theta} = \left\{ n [1 + (n-2)q] / [1 + (n-2)q - (n-1)q^2] \right\} \cdot s^2 w^{2\theta} \sum_{N=0}^{t-\theta} w^{2N} \quad (17)$$

gdzie θ oznacza opóźnienie.

Niezależny proces stochastyczny można modelować za pomocą równania (12) dla $w = 0$. Jeśli $\theta \neq 0$ (informacja jest opóźniona) i proces stochastyczny opisujący środowisko zewnętrzne podsystemu jest niezależny, to wartość każdej struktury informacji $C5$, $C6$ i $C7$ jest równa zero. W takim przypadku opóźnionej informacji nie można wykorzystać do wnioskowań dotyczących rzeczywistego stanu środowiska, więc jest ona bezużyteczna (patrz reguła 30 w tabeli 2).

W przypadku zależnych procesów stochastycznych w środowisku zewnętrznym opóźnienie informacji powoduje pewne straty jej wartości. Straty takie wyraża się następująco:

$$LVC'' = VC_{\theta=0} - VC_{\theta \neq 0} \quad [18]$$

gdzie $VC_{\theta=0}$ oznacza wartość struktury informacji bez opóźnienia i $VC_{\theta \neq 0}$ przedstawia wartość struktury informacji w wypadku opóźnienia informacji. Straty LVC'' spowodowane przez opóźnienie informacji można obliczyć dla różnych wartości w i θ , a wyraża się je następująco:

$$LVC1'' = s^2[(1 - w^{2\theta})/(1 - w^2)], \quad [19]$$

$$LVC2'' = ns^2[(1 - w^{2\theta})/(1 - w^2)], \quad [20]$$

$$LVC3'' = \{n[1 + (n - 2)q]s^2/[1 + (n - 2)q - (n - 1)q^2][(1 - w^{2\theta})/(1 - w^2)] \quad [21]$$

Reguły dotyczące informacji opóźnionej przedstawione zostały w tabeli 2 (reguły 31–33).

Tabela 2
Reguły opisujące podsystemy funkcjonujące w środowisku dynamicznym

Reguła 24	
Jeśli i to	środowisko zewnętrzne podsystemu autonomicznego opisane jest za pomocą procesu stochastycznego informacja nie jest opóźniona, dla każdej sytuacji decyzyjnej wartość pełnej informacji jest większa od wartości innych możliwych struktur informacji.
Reguła 25	
Jeśli i i to	środowisko zewnętrzne podsystemu autonomicznego opisane jest za pomocą procesu stochastycznego informacja nie jest opóźniona w środowisku wewnętrznym nie występuje interakcja, nie istnieje potrzeba komunikacji wewnątrz podsystemu.
Reguła 26	
Jeśli i to	środowisko zewnętrzne podsystemu autonomicznego opisane jest za pomocą procesu stochastycznego informacja nie jest opóźniona, im bardziej niepewne są realizacje w środowisku zewnętrznym, tym większa jest wartość informacji dotyczących tych realizacji.
Reguła 27	
Jeśli i i to	środowisko zewnętrzne podsystemu autonomicznego opisane jest za pomocą procesu stochastycznego informacja nie jest opóźniona, środowisko zewnętrzne jest stabilne wartość struktur informacji stabilizuje się w czasie.
Reguła 28	
Jeśli i to	środowisko zewnętrzne podsystemu autonomicznego opisane jest za pomocą procesu stochastycznego informacja nie jest opóźniona, wartość struktur informacji wzrasta proporcjonalnie do upływu czasu.

Reguła 29	
Jeśli	środowisko zewnętrzne podsystemu autonomicznego opisane jest za pomocą procesu stochastycznego informacja nie jest opóźniona, środowisko zewnętrzne ma charakter wybuchowy wartość struktur informacji wzrasta wykładniczo wraz z upływem czasu.
i	
i	
to	
Reguła 30	
Jeśli	środowisko zewnętrzne podsystemu autonomicznego opisane jest za pomocą procesu stochastycznego informacja jest opóźniona proces stochastyczny jest niezależny, wartość każdej struktury informacji wynosi zero.
i	
i	
to	
Reguła 31	
Jeśli	środowisko zewnętrzne podsystemu autonomicznego opisane jest za pomocą procesu stochastycznego informacja jest opóźniona proces stochastyczny jest zależny środowisko zewnętrzne jest stabilne, straty spowodowane przez opóźnioną informację stabilizują się wraz ze wzrostem wartości opóźnienia.
i	
i	
to	
Reguła 32	
Jeśli	środowisko zewnętrzne podsystemu/agenta autonomicznego opisane jest za pomocą procesu stochastycznego informacja jest opóźniona proces stochastyczny jest zależny środowisko zewnętrzne jest opisane za pomocą ruchów Browna, straty spowodowane przez opóźnioną informację wzrastają proporcjonalnie wraz ze wzrostem opóźnienia.
i	
i	
to	
Reguła 33	
Jeśli	środowisko zewnętrzne podsystemu autonomicznego opisane jest za pomocą procesu stochastycznego informacja jest opóźniona proces stochastyczny jest zależny, procesy zachodzące w środowisku zewnętrznym mają charakter wybuchowy straty spowodowane przez opóźnioną informację wzrastają wykładniczo wraz z opóźnieniem.
i	
i	
to	

Modelowanie miękkie w pozyskiwaniu wiedzy

Formalny model ilościowy, który został przedstawiony w poprzednich podrozdziałach, może być pomocny w tworzeniu wiedzy połączonej z oceną przepływu informacji w systemach autonomicznych. Model ten ze względu na swoją złożoność nie może być wykorzystany do analizy i oceny przepływu informacji we wszystkich możliwych sytuacjach decyzyjnych. Modelowanie i wnioskowanie jakościowe stanowią, z drugiej strony, pole sztucznej inteligencji (*AI*) zajmującej się wnioskowaniem dotyczącym zachowania się rzeczywistych złożonych systemów bez polegania na liczbach. Przy opracowywaniu struktury informacji dla danego systemu narzędzia wnioskowania jakościowego (*QR*) mogą odgrywać rolę podobną do tradycyjnej analizy opartej na modelu matematycznym.

Przedstawię teraz narzędzia związane z pozyskiwaniem wiedzy dla systemu autonomicznego (podsystemu) w różnych sytuacjach decyzyjnych.

Systemy połączeniowe

Zadania polegające na rozwiązywaniu problemów, takich jak rozwój struktury informacji, można uznać za klasyczne zadania klasyfikacji wzorca. Analityk systemu uczy się odwzorowań między wzorcami wejściowymi, składającymi się z charakterystyk środowiska zewnętrznego i systemu wewnętrznego oraz wzorców wyjściowych, składających się ze struktur informacji, które mają zostać zastosowane do tych charakterystyk. W ten sposób sieci neuronowe (oparte na sieciach neuronowych systemy eksperckie) oferują obiecujące rozwiązania dla automatyzacji procesu uczenia się analityka.

Jak to już wiemy, analityk systemów, opracowując strukturę informacji dla danego systemu, dokonuje przeniesienia pewnych charakterystyk systemu do zaleceń dotyczących przepływu informacji. Te charakterystyki reprezentują wejście systemu i ich pełny opis (zarówno dla środowisk statycznych, jak i dynamicznych) zawiera 5 parametrów: korelacja w środowisku zewnętrznym (r), dynamika (u góry), interakcja w środowisku wewnętrznym (g), opóźnienie (d) oraz typ procesu opisującego środowisko zewnętrzne (w). Wyjście składa się z następujących decyzji (zaleceń): – powinna być obecna obserwacja (lub pomiary [sensing]) i – powinna być obecna wymiana informacji.

Porcja wejściowa danych łącznie z porcją wyjściową stanowią parę szkoleniową. Pary szkoleniowe wykorzystywano do uczenia sieci neuronowej 5–10–2 (por. Szczerbicki 1996a).

Wartości docelowe dla każdego węzła na wyjściu zostały znormalizowane w taki sposób, by maksymalna wartość docelowa dla każdego węzła otrzymała wartość 0,75 a minimalna wartość: 0,25. Wartości szkoleniowe dla każdego węzła wejściowego zostały znormalizowane w identyczny sposób. W sieci zastosowano współczynniki uczenia się i bezwładności (*momentum term*) wynoszące 0,9. Sieć podlegała szkoleniu przy zastosowaniu procedury wstecznej propagacji błędów przy tolerancji szkolenia wynoszącej 5%. Sieć uznawano za wyszkoloną, jeśli dla wszystkich par szkoleniowych i węzłów wyjściowych d' (wynik oczekiwany – wynik rzeczywisty)/(wynik oczekiwany) $d' <$ tolerancji.

Po przeprowadzeniu szkolenia wygenerowano dodatkowe charakterystyki systemu w celu wykorzystania ich przez system. Pięć zestawów charakterystyk zostało przesłanych do sieci. W odpowiedzi system zaproponował pięć zaleceń odnoszących się do przepływu informacji. We wszystkich przypadkach zalecenia zgodne są z regułami **jeśli ... i ... to** przedstawionymi w tabelach 1 i 2.

Klasyfikatory drzewa decyzyjnego

Klasyfikatory drzewa decyzyjnego stosowane są z powodzeniem w wielu różnorodnych dziedzinach. Ich najważniejszą cechą jest zdolność ujęcia opisowej wiedzy decyzyjnej na podstawie dostarczonych danych (por. Quinlan 1990). Drzewo decyzyjne można wygenerować na podstawie zestawów szkoleniowych. Procedura takiej generacji opartej na zestawie obiektów (S), z których każdy należy do jednej z klas C_1, C_2, \dots, C_k , wygląda następująco (por. Chartrand, Oellermann 1993):

- Krok 1. Jeśli wszystkie obiekty w S należą do tej samej klasy, np. (C_i), to drzewo decyzyjne dla S składa się z liścia oznaczonego jako należący do tej klasy.
- Krok 2. Jeśli jest inaczej, niech T oznacza pewną próbę o możliwych wynikach O_1, O_2, \dots, O_n . Każdy obiekt w S ma jeden wynik dla T , więc test dzieli S na podzbiory S_1, S_2, \dots, S_n gdzie każdemu obiektowi w S_i odpowiada wynik O_i dla T . T staje się korzeniem drzewa decyzyjnego i dla każdego wyniku O_i budujemy pomocnicze drzewo decyzyjne poprzez rekurencyjne przywołanie tej samej procedury na zbiorze S_i .

Powyższą procedurę stosuje się do zbiorów szkoleniowych. Zbiory szkoleniowe otrzymuje się w wyniku analizy opartej na wcześniej przedstawionym modelu ilościowym.

Założmy, że jesteśmy zainteresowani sytuacjami decyzyjnymi związanymi jedynie ze środowiskiem statycznym. Dla takich przypadków można podać następujące reguły przy zastosowaniu klasyfikatorów drzewa decyzyjnego (por. Szczerbicki 1996a):

Reguła 1	
Jeśli i i to	środowisko zewnętrzne systemu jest statyczne jest opisane przez zmienne losowe w środowisku wewnętrznym nie występuje interakcja, komunikacja (wymiana informacji) między systemami nie jest konieczna.
Reguła 2	
Jeśli i i i to	środowisko zewnętrzne systemu jest statyczne jest opisane przez zmienne losowe w środowisku wewnętrznym występuje interakcja stosunki między zmiennymi opisującymi środowisko zewnętrzne mają charakter statystyczny, powinna zostać zorganizowana wymiana informacji między elementami systemu.
Reguła 3	
Jeśli i i i to	środowisko zewnętrzne systemu jest statyczne jest opisane przez zmienne losowe w środowisku wewnętrznym występuje interakcja stosunki między zmiennymi opisującymi środowisko zewnętrzne wyrażone są przez zależność funkcyjną, wymiana informacji między elementami systemu nie jest konieczna.

Korzystanie z drzewa decyzyjnego jest proste i równie efektywne jak analiza oparta na ścisłym modelu matematycznym (sformułowane powyżej reguły wytwarzania są takie same jak reguły oparte na modelowaniu ilościowym podane w tabeli 1).

Grafy skierowane ze znakiem (SDG)

Graf skierowany, czyli digraf, jest wykresem, w którym wszystkie zbrocza są skierowane (por. Quinlan 1990). Digraf ze znakiem jest digrafem ze znakiem + lub – skojarzonym z każdym zbroczem. Węzły SDG są wybrane jako zmienne mające znaczenie lub reprezentatywne dla rozpatrywanego problemu. Istnieje zbrocze od zmiennej A do zmiennej B jeśli zmiana w A ma znaczący bezpośredni wpływ na B. Znak zbrocza jest dodatni, jeśli wzrost w A prowadzi do wzrostu w B i spadek w A prowadzi do spadku w B. Znak jest ujemny, jeśli skutek jest przeciwny: wzrost w A prowadzi do spadku w B i spadek w A prowadzi do wzrostu w B.

Zgodnie z modelem matematycznym przedstawionym w poprzednich podrozdziałach przepływ informacji zależy od następujących parametrów stanu: opóźnienia informacji (d), ilości informacji (a), dynamiki w środowisku zewnętrznym (w), wariacji w środowisku wewnętrznym (s) oraz interakcji w środowisku wewnętrznym (q). Powyższe parametry wpływają na stratę wartości informacji spowodowaną przez opóźnienie ($L1$), stratę wartości informacji spowodowaną przez niekompletność ($L2$), oraz stratę całkowitą (LV). Opierając się na stosunkach i zależnościach opisanych za pomocą modelu matematycznego można opracować digraf oznakowany, a następnie go uprościć. W procesie upraszczania stosuje się dwie zasady. Pierwsza to zasada usuwania węzłów pośrednich, a druga to uproszczenie pętli dodatniego sprzężenia zwrotnego.

Po dokonaniu uproszczenia można napisać następujące reguły logiczne dla modelu (por. Szczerbicki 2002b):

Pierwsza reguła SDG:

Jeśli [$d = +$] .i. p [dLV]

to jest możliwy wzór rozwiązania dla dodatniej zmiany d

Druga reguła SDG:

Jeśli [$a = +$] .i. n [aLV]

to jest możliwy wzór rozwiązania dla dodatniej zmiany a

Trzecia reguła SDG:

Jeśli [$w = +$] .i.p [wLV]

.i.p [wd]

.i.p [dLV]

to jest możliwy wzór rozwiązania dla dodatniej zmiany w .

Korzystając z powyższych reguł logicznych, można znaleźć jakościowe zachowanie modelu SDG. Łatwo zauważyć, że odpowiadające stany jakościowe (spójne wzorce) dla interesujących nas parametrów są następujące:

1) wzór rozwiązania dla dodatniej zmiany d :

$$\begin{array}{cccc} d & a & w & LV \\ + & 0 & 0 & + \end{array}$$

2) wzór rozwiązania dla dodatniej zmiany w :

$$\begin{array}{cccc} d & a & w & LV \\ 0 & + & 0 & - \end{array}$$

3) wzór rozwiązania dla dodatniej zmiany d :

$$\begin{array}{cccc} d & a & w & LV \\ + & 0 & + & + \end{array}$$

Powyższe wyniki symulacji jakościowej ponownie są takie same jak ilościowe modelowanie i ocena przepływu informacji. Na przykład obrazują one przeciwny charakter dwóch przeciwnych atrybutów informacji, tzn. opóźnienia i niekompletności. Wykazują też wyraźnie efekty wzrastającej dynamiki w środowisku zewnętrznym. W sensie bardziej ogólnym wyniki te pokazują, że do analizy ogólnych kierunków zachowania systemu wystarczający może być prosty model jakościowy o minimalnym poziomie złożoności.

Konkluzje

W niniejszym artykule podjąłem próbę omówienia niektórych pojawiających się wyzwań i możliwości w dziedzinie modelowania i symulowania przepływu informacji, wykorzystując platformę formalnego modelowania matematycznego. Przedstawiłem również wstępne wyniki pewnych nieilościowych procedur stosowanych w procesie pozyskiwania wiedzy dla zarządzania informacją. Procedury te można wykorzystać we wnioskowaniu i odzyskiwaniu wiedzy, opisując przepływ informacji zarówno między systemem a jego środowiskiem zewnętrznym jak i wewnątrz systemu. Za pomocą zastosowanych technik można zdobyć ogólną wiedzę na temat funkcjonowania systemu w statycznych i dynamicznych środowiskach zewnętrznych. Przedstawione techniki ilustrują łatwość i właściwość stosowania takich metod przy zajmowaniu się niejawną wiedzą i dostarczają również model pozwalający na zastosowanie w innych dziedzinach eksperckich.

Przekład z angielskiego *Krzysztof Wojciechowski*

Bibliografia

- Bajgoric J.** 1997
Organizational Systems Integration: Management Information Systems Perspective, „Concurrent Engineering: Research and Application”, nr 5, s. 113–123.
- Bogdan R.J.** 2000
Minding Minds, MIT Press, Boston.
- Chartrand G., Oellermann O.R.** 1993
Applied and Algorithmic Graph Theory, McGraw-Hill, New York.
- Gersting J.L.** 1982
Mathematical Structures for Computer Science, Freeman, New York.
- Gunasekaran A., Sarhadi M.** 1997
Planning and Management Issues in Enterprise Integration, „Concurrent Engineering. Research and Application”, nr 5, s. 98–100.
- Hogg R.V., Ledolter J.** 1992
Applied Statistics for Engineers and Physical Scientists, Macmillan, New York.
- Hogg R.V., Tanis E.A.** 1993
Probability and Statistical Inference, Macmillan, New York.
- Kamrani A.K., Sferro P.R.** 1999
Direct Engineering: Toward Intelligent Manufacturing, Kluwer, London.
- Kreyszig E.** 1983
Advanced Engineering Mathematics, Wiley, New York.
- Matsumoto G.** 1999
Brain Computing, „Artificial Life and Robotics”, nr 3, s. 24–27.
- McKay R.I., Sarker R., Yao X.** 2000
Intelligent and Evolutionary Systems, „International Journal of Knowledge-based Intelligent Engineering Systems”, nr 4, s. 141–143.
- Morabito F.C.** 1997
Advances in Intelligent Systems, IOS Press, Amsterdam.
- Morimoto T.** 2001
Application for Communication Agent w: Baba, Jain, Howlett: Knowledge-based Intelligent Information Engineering Systems and Allied Technologies, IOS Press, Amsterdam, s. 1619–1621.
- O'Grady P.** 1999
The Age of Modularity, Adams and Steele, Iowa.
- Pedrycz W., Bargiela A.** 2001
Information Granulation, w: Baba, Jain, Howlett (eds.): *Knowledge-based Intelligent Information Engineering Systems and Allied Technologies*, IOS Press, Amsterdam, s. 1147–1152.
- Prakken B.** 2000
Information, Organisation and Information Systems Design, Kluwer, Boston.
- Quinlan J.R.** 1990
Decision Trees and Decision Making, „IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics”, nr 20, s. 339–346.

Safavian S., Landgrebe D. 1991

A Survey of Decision Tree Classifier Methodology, „IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics”, nr 21, 660–668.

Szczerbicki E. 1996a

Decision Trees and Neural Networks for Reasoning and Knowledge Acquisition for Autonomous Agents, „International Journal of Systems Science”, nr 27.

Szczerbicki E. 1996b

External Environment of an Autonomous Manufacturing Agent: Dynamics and Representation, „International Journal of Systems Science”, nr 27, s. 1211–1218.

Szczerbicki E. 2000

Simulation Modelling for Complex Production Systems, „Cybernetics and Systems. An International Journal”, vol. 31, nr 3, s. 333–351.

Szczerbicki E. 2002a

Intelligent Integration for Autonomous Manufacturing Systems, „International Journal of Knowledge-based Intelligent Engineering Systems”, vol. 6, nr 4, s. 214–219.

Szczerbicki E. 2002b

Soft Modelling Support for Information Management, „Cybernetics and Systems. An International Journal”, vol. 33, nr 4, s. 413–426.

Tharumarajah A. 1998

A Self-organising Model for Scheduling Distributed Autonomous Manufacturing Agents, „Cybernetics and Systems. An International Journal”, nr 29, s. 461–480.

Theil H. 1971

Principles of Econometrics, Wiley, New York.

Wyzalek J. 1999

Systems Integration Success, Auerbach, London.