ZESZYTY NAUKOWE POLITECHNIKI ŚLĄSKIEJ 1986
Seria: AUTOMATYKA z. 86 Nr kol. 896

Grzegorz Reyman
Politechnika Wrocławska
Instytut Sterowania i Techniki Systemów

WYBÓR OPERACJI Z UCZENIEM W PROCESIE MONTAŻOWYM Z ROBOTEM STERUJĄCYM

Streszczenie. W pracy rozpatrzono problem wyboru operacji w systemie montażowym z robotem sterującym. Dla sytuacji braku pełnej informacji probabilistycznej o modelu procesu montażowego i członie pomiarowym zaproponowano odpowiednie estymatory i wykazano asymptotyczną zbieżność algorytmu wyboru operacji wykorzystującego te estymatory w miejscu nieznanych rozkładów prawdopodobieństwa.

1. Wstęp

W problematyce robotów przemysłowych wyróżnić można dwa przypadki stosowania metod szeroko pojętej teorii sterowania. W pierwszym przypadku chodzi o sterowanie ruchem manipulatora robota /np. [1],[2]/, w drugim - o zastosowanie robota w systemie sterowania dyskretnym procesem produkcyjnym /np. [3]/. Typowa sytuacja związana z tym zakresem dotyczy zastosowania robota przemysłowego do realizacji procesu montażowego, tj. sekwencji określonych operacji montażowych /np. [4],[5],[6]/. W bardziej skomplikowanych przypadkach program taki nie może być z góry zadany i sekwencja operacji montażowych kształtuje się na bieżąco, w trakcie realizacji procesu montażowego. Sekwencję czynności robota można przedstawić w kolejnych taktach jako wybór operacji ze zbioru operacji dopuszczalnych, wykonanie tej operacji, uzyskanie określonych informacji związanych z rezultatem tego wykonania /czyli informacji o aktualnym stanie procesu montażowego/ i wybór na tej podstawie kolejnej operacji do wykonania w następnym takcie.

Z punktu widzenia sposobu zdobywania informacji o stanie rozróżnić można dwie sytuacje:

1. wybór operacji na podstawie bezpośredniej /bezbłędnej/ informacji o stanie,
2. wybór operacji na podstawie pomiaru wektora cech charakteryzujących stan z uwzględnieniem wpływu czynników przypadkowych na zależność pomiędzy wektorem cech i stanem.

W pracy rozpatrywana jest sytuacja druga przy braku pełnej informacji probabilistycznej, tzn. przy braku znajomości odpowiednich rozkładów prawdopodobieństwa występujących w opisach procesu montażowego i zależności wektora cech od stanu.

Łatwo zauważyć, że po formalizacji rozpatrywany problem sprowadza się do zagadnienia optymalnego sterowania dynamicznym, stochastycznym obiektem dyskretno-dyskretnym, tzn. takim, dla którego sterowanie ma charakter dyskretny w czasie oraz zbiory stanów i decyzji sterujących są skończone. W rozpatrywanym zadaniu obiektem sterowania jest proces montażowy, wybór decyzji sterującej oznacza wybór odpowiedniej operacji, stan obiektu jest stanem procesu montażowego, natomiast algorytm sterowania jest algorytmem wyboru operacji. W konsekwencji występujący tu system sterowania ze sprzężeniem zwrotnym nazywać będziemy systemem montażowym z robotem sterującym. Znane są podstawowe metody wyznaczania optymalnego sterowania w rozpatrywanym zakresie: [7],[8],[9] i in. Z rezultatów tych nie można jednak skorzystać bezpośrednio dla rozwiązania interesującego nas problemu optymalnego wyboru operacji w systemie montażowym z robotem sterującym. Występuje tutaj bowiem określona specyfika, a w szczególności w każdym takcie wystąpić mogą różne skończone zbiory stanów i operacji a zbiór wektorów cech jest ciągły. W p. 2 sformułowano problem przy braku pełnej informacji probabilistycznej, a w p. 3 zaproponowano odpowiednie estymatory nieznanych rozkładów prawdopodobieństwa. W p. 4 wykazano asymptotyczną zbieżność algorytmu wyboru operacji z uczeniem przy wykorzystaniu zaproponowanych w p. 3 estymatorów. W p. 5 przedstawiono symulacyjne rezultaty montażu samochodowej pompy wodnej z wykorzystaniem opracowanego algorytmu wyboru operacji.

2. Sformułowanie problemu

Wprowadźmy oznaczenia:

$n=0,1,\dots N-1$ – numer kolejnego taktu procesu montażowego,

$k_n \in \{1,2,\dots, r_n\} = K_n$ – operacja wybrana i wykonana przez robot w n-tym takcie,

$j_n \in \{1,2,\dots, l_n\} = S_n$ – stan procesu w n-tym takcie,

$x_n \in X_n \subset R_{s_n}$ – wektor cech charakteryzujących stan w n-tym takcie,

R_{s_n} – przestrzeń s_n wymiarowa wektorów o składowych rzeczywistych,

$\bar{k}_n = (k_0,\dots, k_n)$, $\bar{k}_n \in K_0 \times K_1 \times \dots \times K_n = \bar{K}_n$

$\bar{j}_n = (j_0,\dots, j_n)$, $\bar{j}_n \in S_0 \times S_1 \times \dots \times S_n = \bar{S}_n$

$\bar{x}_n = (x_0,\dots, x_n)$, $\bar{x}_n \in X_0 \times X_1 \times \dots \times X_n = \bar{X}_n$

$\underline{j}_n$ – dyskretna zmienna losowa o realizacjach j_n,

$\underline{x}_n$ – ciągła zmienna losowa o realizacjach x_n.

Zależność aktualnego stanu procesu od stanu poprzedniego i wybranej operacji będzie opisana przez prawdopodobieństwo przejścia:

$$P\left(\underline{j}_{n+1} = j_{n+1} \mid \underline{j}_n = j_n, k_n\right) \stackrel{df}{=} p_n(j_{n+1}, j_n, k_n) \qquad /1/$$

z warunkiem początkowym

$$P\left(\underline{j}_0 = j_0\right) \stackrel{df}{=} p(j_0) \qquad /2/$$

Zależność pomiaru wektora cech od aktualnego stanu będzie opisana przez warunkową gęstość prawdopodobieństwa

$$\bar{f}_n\left(x_n \mid \bar{j}_n\right) = f_n\left(x_n \mid j_n\right) \qquad /3/$$

gdzie:

$\bar{f}_n$ – odpowiednia gęstość prawdopodobieństwa.

Dla procesu z pełną informacją probabilistyczną należy określić algorytm wyboru operacji

$$\Theta_n : \bar{X}_n \times \bar{K}_{n-1} \longrightarrow K_n$$

tzn.

$$k_n = \Theta_n\left(\bar{x}_n, \bar{k}_{n-1}\right) \qquad /4/$$

minimalizujący wskaźnik jakości

$$Q_N = \underset{\underline{j}_N, \underline{\bar{x}}_N}{E} \sum_{n=0}^{N-1} C_n\left(\underline{j}_{n+1}, k_n\right). \qquad /5/$$

W [10] można znaleźć sposób wyznaczania optymalnego algorytmu wyboru operacji dla dowolnego taktu:

$$V_1\left(q_{N-1}\right) = \min_{k_{N-1} \in K_{N-1}} a_{N-1}^{k_{N-1}} \cdot q_{N-1}^T \qquad /6/$$

$$V_{N-n}(q_n) = \min_{k_n \in K_n} a_n^{k_n} \cdot q_n^T \qquad /7/$$

gdzie:

$q_n = \left(q_n^1, \ldots, q_n^{l_n}\right), \quad n=0,\ldots, N-1$

$a_n^{k_n} = \left(a_{n,1}^{k_n}, \ldots, a_{n,l_n}^{k_n}\right), \quad n=0,\ldots, N-1$

$$a_{N-1,j_{N-1}}^{k_{N-1}} = \sum_{j_{N-1}}^{l_N} C_{N-1}\left(j_N, k_{N-1}\right) \cdot p_{N-1}\left(j_N, j_{N-1}, k_{N-1}\right) \qquad /8/$$

$$a_{n,j_n}^{k_n} = \sum_{j_{n+1}=1}^{l_{n+1}} \left(C_n\left(j_{n+1}, k_n\right) + g_{n+1,j_{n+1}}^{k_n}\right) \cdot p_n\left(j_{n+1}, j_n, k_n\right) \qquad /9/$$

$$g_{n,j_n}^{k_{n-1}} = \int_{X_n} a_{n,j_n}^{*}\left(q_n\right) \cdot f_n\left(x_n|j_n\right) \cdot dx_n \qquad /10/$$

$$q_n^{j_n} = \frac{f_n(x_n|j_n) \cdot \sum_{j_{n-1}=1}^{l_{n-1}} p_{n-1}(j_n, j_{n-1}, k_{n-1}) \cdot q_{n-1}^{j_{n-1}}}{B_n} \qquad /11/$$

z warunkiem początkowym

$$q_0^{j_0} = \frac{f_0(x_0|j_0) \cdot p(j_0)}{B_0} \qquad /12/$$

gdzie:

a_{n,j_n}^{*} - optymalna wartość $a_{n,j_n}^{k_n}$ uzyskana z minimalizacji w n-tym takcie,

B_n - suma licznika /11/ po $j_n \in S_n$.

W związku z brakiem pełnej informacji o procesie montażowym, czyli przy nieznajomości rozkładów /1/, /2/, /3/ pojawia się następujący problem:

Należy podać sposób konstrukcji odpowiednich ciągów uczących oraz określić na tej podstawie takie estymatory nieznanych rozkładów prawdopodobieństwa /1/, /2/, /3/, aby zapewnić asymptotyczną zbieżność algorytmu wyboru operacji z uczeniem. Algorytm ten powstaje przez zastąpienie nieznanych rozkładów ich estymatorami w /6/-/12/.

3. Estymacja nieznanych rozkładów prawdopodobieństwa

W celu określenia algorytmu wyboru operacji z uczeniem dla robota należy przed przystąpieniem do właściwego montażu przejść proces uczenia robota. Proces ten w naszym przypadku polega na określeniu zestawu, tzw. ciągów uczących. Ciągi uczące w rozpatrywanym przypadku konstruowane są w sposób następujący. Kolejno ustala się:

- numer taktu sterowania n; $n=0,1,\ldots,N-1$,
- stan j_n w takcie n; $j_n=1,2,\ldots,l_n$,
- operację k_n do wykonania w takcie n, $k_n=1,2,\ldots,r_n$.

Następnie m razy wykonywane są następujące czynności:

- pomiar cech stanu $x_{n,\mu}$; $\mu=1,2,\ldots,m$ /dla jednej dowolnie ustalonej operacji; dla pozostałych operacji pomiaru nie dokonuje się/,
- wykonanie operacji k_n,
- obserwacja stanu procesu $j_{n+1,\mu}$; $\mu=1,2,\ldots,m$.

W rezultacie otrzymuje się dwa zestawy ciągów uczących :

$$A^{m}_{n,j_n} = \left\{ x_{n,1};\ x_{n,2};\dots;\ x_{n,m} \right\} \qquad /13/$$

$$j_n \in S_n,\quad n=0,1,\dots,N-1$$

oraz

$$\bar{A}^{m}_{n,j_n,k_n} = \left\{ j_{n+1,1};\ j_{n+1,2};\dots;\ j_{n+1,m} \right\} \qquad /14/$$

$$j_n \in S_n,\ k_n \in K_n,\quad n=0,1,\dots,N-1.$$

Z definicji procesu /1/, który jest łańcuchem Markowa pierwszego rzędu stan j_{n+1} w takcie n+1 zależy jedynie od stanu i wykonanej operacji w takcie poprzednim. W związku z tym niezależne losowo /ze względu na sposób uzyskania/ elementy każdego ciągu zestawu /14/ mogą służyć do estymacji prawdopowodieństw przejść /1/. Podobnie, niezależne losowo elementy każdego ciągu zestawu /13/ mogą służyć do estymacji warunkowych gęstości prawdopodobieństwa.

Określmy estymator /1/:

$$\hat{p}_n\left(j_{n+1},j_n,k_n\right) = \frac{\lambda_n\left(j_{n+1},j_n,k_n\right)}{m} \qquad /15/$$

gdzie:

$\lambda_n\left(j_{n+1},j_n,k_n\right)$ - liczba stanów j_{n+1} w ciągu /14/.

Prawdopodobieństwo /2/ estymuje się na podstawie ciągu

$$\bar{A}^{m}_{0} = \left\{ j_{0,1};\ j_{0,2};\dots\ j_{0,m} \right\} \qquad /16/$$

gdzie kolejne elementy ciągu to stany zaobserwowane po ustawieniu procesu w stan początkowy.

Podobnie jak poprzednio

$$\hat{p}_0\left(j_0\right) = \frac{\lambda_0(j_0)}{m} \qquad /17/$$

gdzie:

$\lambda_0(j_0)$ - liczba stanów j_0 w ciągu $\bar{A}^{m}_{0}$.

Ponieważ elementy ciągów /14/,/16/ są niezależne losowo ze względu na sposób ich uzyskania, to estymatory /15/,/17/ są mocno zgodne /z p. 1/. Na podstawie danego ciągu zestawu /13/ otrzymuje się estymator gęstości prawdopodobieństwa /3/:

$$\hat{f}_n(x_n|j_n) = \frac{1}{m \cdot h^{s_n}(m)} \sum_{\mu=1}^{m} K\left(\frac{x_n - x_{n,\mu}}{h(m)}\right) \qquad /18/$$

gdzie

$x_{n,\mu}$ - μ-ty element ciągu A^{m}_{n,j_n}, $\mu=1,2,\ldots,m$

Jeśli ciąg liczb $\{h(m)\}$ oraz jądro estymatora $K(x)$ spełniają odpowiednie warunki to estymator /16/ jest zgodny [11] /wg p./.

4. Asymptotyczna zbieżność algorytmu wyboru operacji z uczeniem

Wprowadźmy dodatkowe oznaczenie:

$$\hat{V}_{N-n} = \min_{k_n \in K_n} \hat{a}^{k_n}_{n} \cdot \hat{q}^{T}_{n} \qquad /19/$$

gdzie

$\hat{a}^{k_n}_{n}$, $\hat{q}_n$ - estymatory $a^{k_n}_{n}$, q_n uzyskane przez zastąpienie nieznanych rozkładów przez odpowiednie estymatory /15/,/17/,/18/.

Lemat 1

Jeśli estymator gęstości prawdopodobieństwa /18/ jest zgodny /wg p./ oraz zgodne są estymatory /15/,/17/ prawdopodobieństw przejść i prawdopodobieństw początkowych to

$$\hat{q}^{j_n}_{n} \xrightarrow{\text{wg p.}} q^{j_n}_{n} \qquad \text{gdy } m \longrightarrow \infty .$$

Dowód.

Dowód przeprowadza się indukcyjnie. Dla n=0, korzystając ze wzoru /12/, stosując twierdzenie o zgodności sumy, iloczynu i ilorazu estymatorów zgodnych z założenia wynika zgodność $q^{j_0}_{0}$. Zgodność dla n=1,2,...,N-1 wynika z założenia zgodności dla taktu poprzedniego oraz założenia Lematu, przez wykorzystanie wzoru rekurencyjnego /11/.

Twierdzenie 1.

Jeśli spełnione są założenia Lematu 1 to

$$\hat{V}_n \xrightarrow{\text{wg p.}} V_n \qquad \text{gdy } m \longrightarrow \infty$$

dla n=1,2,...,N.

Dowód.

Dowód przeprowadza się indukcyjnie.

Zdefiniujmy

$$C_{N-1,\max} = \max_{j_N \in S_N, k_{N-1} \in K_{N-1}} \left\{ C_{N-1}\left(j_N, k_{N-1}\right) \right\}$$

Dla n=N-1, dla dowolnego k_{N-1} z /6/,/8/,/11/

$$0 \leqslant \left| \hat{a}_{N-1}^{k_{N-1}} \cdot \hat{q}_{N-1}^{T} - a_{N-1}^{k_{N-1}} \cdot q_{N-1}^{T} \right| \leqslant l_N \cdot C_{N-1,max} \times$$

$$\times \left| \sum_{j_{N-1}=1}^{l_{N-1}} \hat{p}_{N-1}(j_N, j_{N-1}, k_{N-1}) \cdot \hat{q}_{N-1}^{j_{N-1}} - \sum_{j_{N-1}=1}^{l_{N-1}} p_{N-1}(j_N, j_{N-1}, k_{N-1}) \times \right.$$

$$\left. \times\, q_{N-1}^{j_{N-1}} \right| < \infty$$

Z założenia i Lematu 1 oraz twierdzeń o zgodności sumy i iloczynu estymatorów zgodnych wynika zgodność

$\hat{V}_1$ a także $\hat{a}_{N-1}^{*}$.

Załóżmy, że $\hat{a}_{N-n+1}^{*}$ jest zgodny. Dla taktów N-2,...,0 dla dowolnego $k_{N-n} \in K_{N-n}$ wystarczy pokazać zgodność iloczynu

$$\hat{a}_{N-n}^{k_{N-n}} \cdot \hat{q}_{N-n}^{T} .$$

Ze względu na Lemat 1, wystarczy wykazać zgodność $\hat{a}_{N-n}^{k_{N-n}}$.
Z /9/ wynika, że wystarczy pokazać zgodność

$$\hat{g}_{N-n+1}^{k_{N-n}},\, j_{N-n+1} = \int\limits_{X_{N-n+1}} \hat{a}_{N-n+1,j_{N-n+1}}^{*} \cdot \hat{f}_{N-n+1}\left(x_{N-n+1} \mid j_{N-n+1}\right) \cdot d_{N-n+1}$$

Ze względu na zgodność estymatora funkcji gęstości oraz zgodność $\hat{a}_{N-n+1}^{*}$, z twierdzenia Lebesque'a o zbieżności majoryzowalnej w wersji stochastycznej [12] mamy tezę.
Z Twierdzenia 1 wprost wynika asymptotyczna zbieżność uzyskanego algorytmu wyboru operacji z uczeniem.

5. Symulacja montażu samochodowej pompy wodnej

Rozpatrywana pompa składa się z trzech części: podstawy, pokrywy i uszczelki, które są mocowane ze sobą sześcioma śrubami. W celu określenia aktualnego stanu systemu zaproponowano pomiar dwóch cech stanu: masy montowanej części oraz wysokości montowanej pompy w odpowiednim punkcie. Przyjmuje się tu sposób montowania śrub podany w [13] skupiając uwagę na montażu trzech podstawowych części pompy. Czynnikami przypadkowymi są: możliwość występowania defektów części oraz wadliwego montażu. Zbiory stanów i operacji procesu montażowego oraz szczegóły procesu montażu przedstawione są w [14].

Algorytm symulacji w języku BASIC uruchamiany pod kompilatorem BASCOM na mikrokomputerze IMP85m zawiera bloki generacji ciągów uczących wg zadanych rozkładów prawdopodobieństwa, blok generacji stanu procesu oraz wektora cech.
Symulacja procesu montażu pompy w 6 taktach, powtarzana 100 razy potwierdziła wyniki z p. 4. Wartość jakości montażu dąży do wartości jakości odpowiadającej algorytmowi dla pełnej informacji probabilistycznej.
Dla $m > 500$ względna różnica wartości wskaźników jakości jest mniejsza od 1%.

6. Uwagi końcowe

W pracy przedstawiono algorytm wyboru operacji dla robota w systemie montażowym. Dla przypadku braku pełnej informacji probabilistycznej o modelu procesu zaproponowano sposób uczenia robota /konstrukcję zestawu ciągów uczących/ oraz sposób estymacji nieznanych rozkładów prawdopodobieństwa. Wykazano asymptotyczną zbieżność algorytmu wyboru operacji z uczeniem dla zaproponowanych estymatorów. Pokrótce omówiono rezultat badań symulacyjnych dla procesu montażowego samochodowej pompy wodnej.
Badania symulacyjne potwierdziły fakt zbieżności algorytmu, gdyż wartość wskaźnika jakości montażu dla algorytmu wyboru operacji z uczeniem zdąża dla dużych m /ilość elementów ciągów uczących/ do wartości tego wskaźnika przy pełnej informacji probabilistycznej. Należy zauważyć, że pozostaje do rozważenia sytuacja pierwsza procesu, tzn. sytuacja z bezpośrednią informacją o stanie. Tutaj należy rozważyć możliwość bieżącej estymacji i wyboru operacji na podstawie tej estymaty, czyli możliwość sterowania adaptacyjnego. Należy również zwrócić uwagę na to, że w pracy nie omówiono przypadku bardzo istotnego z praktycznego punktu widzenia, kiedy robot najpierw rozpoznaje stan procesu i dopiero na tej podstawie wybiera operację do wykonania. Pewne rezultaty dotyczące takiego zdekomponowanego algorytmu wyboru operacji oraz jego własności asymptotycznych można znaleźć w [15].

LITERATURA

[1] R.L. Huston, F.A. Kelly: The development of equations of motion of single-arm robots, Trans. IEEE Syst. Man Cybern., vol. SMC-12, no 3, pp. 259-265, 1982.

[2] E.P. Popov et al.: Roboty manipulacyjne. Dynamika i algorytmy, Moskwa, Nauka 1978.

[3] Automatyzacja dyskretnych procesów przemysłowych, praca zbiorowa pod kierunkiem H. Kowalowskiego, WNT, Warszawa 1984.

[4] J. Birk, R. Kelly, H.A.S. Martins; An orienting robot for feeding workpieces stored in bins, IEEE Trans. Syst. Man Cybern., vol. SMC-11, no 2, pp. 151-160, 1981.

[5] M. Ferretti; Un debut industriel: assemblage et vision artificiel, Le Nouvel Automatisme, no 31, pp. 49-55, 1982.

[6] R.P. Paul; Robot Manipulators. Mathematics, programming and control, MIT Press, Cambridge, Massachusetts, London, 1980.

[7] V. Borkar, P. Varaiya; Adaptive Control of Markov chains; Finite parameter set, IEEE Trans. Autom. Control, vol. AC-24, no 6, pp. 953-957, 1979.

[8] P.R. Kumar, A. Becker; A new family of optimal adaptive controllers for Markov drains, Trans. IEEE Autom. Control, vol. AC-27, no 1, pp. 137-146, 1982.

[9] Y. Sawaragi, T. Yoshikawa; Discrete-time Markovian decision processes with incomplete state observations, Ann. Math. Statist., vol. 41, no 1, pp. 78-86, 1970.

[10] G. Reyman; Optymalny wybór operacji w systemie montażowym z robotem sterującym, praca doktorska, Wydział Elektryczny Politechniki Warszawskiej, Warszawa 1985.

[11] E. Parzen; On estimation of a probability density function and mode, Ann. Math. Statist., vol. 33, pp. 1065-1076, 1967.

[12] N. Glick, Consistency conditions for probability estimates and integrals for density estimators, Utilitas Math., vol. 5, pp. 61-74, 1974.

[13] R.P. Paul, S.Y. Nof, Work methods measurement - A comparison between robot and human task performance, Int. J. Prod. Res., vol. 17, pp. 277-303, 1979.

[14] G. Reyman; Wykorzystanie mikrokomputera ZX-81 do symulacji pracy robota w systemie montażowym pompy wodnej, Materiały Konf. Mikrokomputery w Automatyce i Technice Systemów, Wrocław 1984.

[15] G. Reyman; Operations choice for the robot in assembly systems, Systems Science, w druku.

Recenzent: Prof.dr inż. Henryk Kowalowski

Wpłynęło do Redakcji do 1986.04.30

ВЫБОР ОПЕРАЦИЙ С УЧЕНИЕМ В МОНТАЖНОМ ПРОЦЕССЕ С УПРАВЛЯЮЩИМ РОБОТОМ

Р е з ю м е

В работе рассматривается ситуация , в которой в каждом такте монтажа множества допустимых операций и множества состояний конечны . Состояние зависит от актуальной операции , предыдущего состояния и случайных воздействий. В работе представлена проблематика выбора операций для робота , когда модель монтажного процесса неизвестна. В связи с этим находится оценка неизвестных распределений параметров. показана асимптотическая оходимость алгоритмов выбора операций с учением.

LEARNING ALGORITLMS FOR CHOICE OF OPERATIONS IN THE ROBOT ASSEMBLY PROCESS

S u m m a r y

A situation is considered when in each assembly period, operation sets as well as state sets are finite, the state depends on currently executed operation, the previous state and random features of the process. For the fixed finite number of periods the optimal algorithm of choice of operations is presented which minimizes the given performance index. The situation of choice of operation on the base on the vector of measurement of current state is considered, when the process model is not known a priori. For this situation estimators of unknown probability distributions are proposed. For these estimators replacing unknown distributions in the algorithm of choice of operations, the asymptotical convergence of the resultant learning algorithm is shown.

Theoretical results are illustrated by simulation of the assembly of car water pump.