

**Інформаційна технологія для оптимізації управління роботою автомобільних пунктів пропуску/ Ульяновська Ю. В. // Вісник НТУ «ХПІ». Серія: Нові рішення в сучасних технологіях. – Х: НТУ «ХПІ», – 2012. - № 68 (974). – С. 86-91. – Бібліогр.: 6 назв.**

Предложена информационная технология управления процедурами таможенного оформления, а именно построены функции принадлежности и базис нечетких правил, разработана система нечеткого логического вывода и на их основе разработана автоматизированная система поддержки принятия решения.

**Ключевые слова:** информационная технология, нечеткая логика.

The information technology of management is offered by procedures of customs registration. Functions of an accessory and basis of fuzzy rules are constructed, the system of an fuzzy logic conclusion is developed and on their basis the automated system of support of decision-making is developed.

**Keywords:** a information technology, indistinct logic.

## UDK 621.391

**Ю. А. ВАСИЛЕНКО**, зам. дир., филиал ЗАО «Киевстар Дж.Эс.ЭМ», Харьков;

**Е. О. ПОПОВСКАЯ**, студентка, ХНУРЭ, Харьков;

**ХУСЕЙН ЯХЬЯ ТАРИК**, аспирант, ХНУРЭ, Харьков

### MEASURE OF INFORMATION ACQUISITION IN THE DETECTION PROCESS

The article discusses the various monitoring strategies multidimensional object with a sensor network. Based on consideration of the probability-time characteristics that occur with the detection of random events the amount of information acquired as a result of monitoring multidimensional object was analyzed. Upon review of the option of choosing a strategy cycles through the sensor nodes in the centralized network construction.

**Keywords:** monitoring, entropy, the method of maximum right-dopodobiya, sensor

#### Implementation.

Let's consider the task of multivariate object monitoring by means of a sensor network. In practice different strategies are used. Regular monitoring of each  $m$  -elements of object is carried out only when is inadmissible to pass the necessary information. Such continuous monitoring is wasteful and is implemented only on responsible objects.

In most cases monitoring is carried out periodically and appropriate measurements  $y(t)$  of state  $x(t)$  each of  $m$  -elements of object can be organized at the initiative of central node (a method the agent-manager) or at the initiative of objects (terminal sensor nodes). Thus last from methods is usually used when an event stream, connected with  $x(t)$ , is a very little intensive. However continuous control of circuit integrity of the monitoring thus is required. Therefore in practice in most cases it is used structure of a sensor network with inquiry at the initiative of central node.

Monitoring at the initiative of central node is organized by sequential cyclic inquiry of states  $m$  - terminal sensors. Information acquired thus is delivered in center according to the observation equation

$$y_m = x_{mn} + v_{mn} \text{ -in the presence of a signal,} \quad (1)$$

$$y_m = v_{nm} \text{ -in case of its absence,} \quad (2)$$

where  $m$  - quantity of the measured in a specific cycle states of object elements,  $n$  - sequence of measured states,  $v_{nm}$  - selection of a Gaussian white noise in the observation channel.

In case of the organization of monitoring it is necessary to select cyclic inquiry strategy of all  $m$  -elements, having connected cycle time to arrival intensity of an event stream  $x_n$ . Obviously not each pass of inquiries in the next cycle can be informative. Moreover, between found states and observations (1), (2) there is the certain information communication determined

by probable states between  $y_m$  and  $x_n$ . Let's use these ratios for finding amount of information, received in case of this or that number of passes and in case of different intensity  $\lambda$  of events appearance  $x_n$ .

Let's define the probable entropy characteristics formed by processes of event detection in the sensor networks. Let's consider sets  $\{X\}$  and  $\{Y\}$  consisting of  $N$  events  $x_n$  and  $M$  events  $y_m$  respectively.

Let's give physical sense to these events:

$x_n$  - the event, consisting that when monitoring on  $n$  - step there will be a detection of the interesting fact, which probability is  $P(x)$ .

Obviously  $\sum_{n=1}^N P(x_n) = 1$ ;

$y_m$  - the event, consisting that detection will happen in  $m$  -m cycle of sensor detector inquiry.

Obviously:  $\sum_{m=1}^M P(y_m) = 1$ .

Events  $x_n$  and  $y_m$  are probable connected among themselves and therefore it is possible to provide their probable ratios based on Bayes's theorem:

$$P(x_n, y_m) = P(x_n) \cdot P(y_m / x_n) = P(y_m) \cdot P(x_n / y_m).$$

From here we will define posterior probability  $P(x_n / y_m)$  consisting that the fact  $x_n$  will occur in case of observation in  $y_m$  - cycle:

$$P(x_n / y_m) = P(x_n) \cdot P(y_m / x_n) / P(y_m). \quad (3)$$

As  $y_m$  - the constant for all  $M$  - passes, therefore  $P(y_m)$  cannot be considered in probable ratios (3).

In this case we are interested in the question of what amount of information, received in case of finding posterior probability  $P(x_n / y_m)$  on which in turn there is an assessment  $x_n$  and event detection  $x_n$  is carried out.

Let's use an assessment according to the Maximum Likelihood Estimation method

$$E(x_n, y_m) = P(x_n / y_m) / P(x_n). \quad (4)$$

Amount of information when receiving this assessment:

$$I(x_n, y_m) = P(x_n / y_m) / P(x_n). \quad (5)$$

At the same time, for receiving the practical conclusions concerning properties of sensor network, we are interested not only in single fact of acquisition of information, but its mean value on all implementations. This average we find according to a formula  $m = \int xP(x)dx$

$$I(x, y) = \sum_{n=0}^{N-1} \sum_{m=0}^{M-1} P(x_n y_m) \log P(x_n / y_m) / P(x_n). \quad (6)$$

By determination  $I(x, y) = H(y) - H(y/x)$ . Let's find expressions for unconditional  $H(y)$  and conditional  $H(y/x)$  entropies. Average entropy of the discrete value  $y_m$ :

$$H(y) = -\sum_m P(y_m) \log P(y_m), \quad (7)$$

where  $P(y_m) = \sum_n P(y_m / x_n)$ .

$\dot{H}(\bar{y}/x) = -\sum_n P(x_n) \sum_m P(y_m/x_n) \log(y_m/x_n)$  - average conditional entropy of a set of the detected facts, defined by intensity of the flow  $P(x_n)$  having, for example Poisson distribution of probabilities:

$$P_k(m) = e^{-\lambda m} \frac{(\lambda m)^k}{k!} \quad (8)$$

where as time can be interpreted values  $m$ .

The explained allows to set and solve the problem of maximizing received information under the different conditions of observation determined by probability  $P(y_m)$ . Obviously, than more often there will be observation cycles, that more information will be acquired. It is possible to claim also, not on each cycle of pass the interesting fact  $x_n$  will be found and vice versa observation  $y_m$  can be "empty" as this fact won't occur.

Let's analyze acquired amount of information for a situation when one fact is found  $k=1$ , in case of different values of intensity  $\lambda$  of Poisson flow of these facts. From diagrams (fig.) follows that in case of different  $\lambda$  the provision of maxima are defined in case of appropriate values  $m$ . When  $\lambda=1$  the information maximum (respectively and a maximum of probability of detection) is on the 1st pass ( $m=1$ ), with intensity reduction the maximum displaces to great values of  $m$ . Receiving a maximum of information in case of  $\lambda=1$  on 1st pass is explained by high intensity of arrival of events  $x_n$ . Further reduction of amount of information confirms that fact that the subsequent passes after receiving a maximum is low-informative.

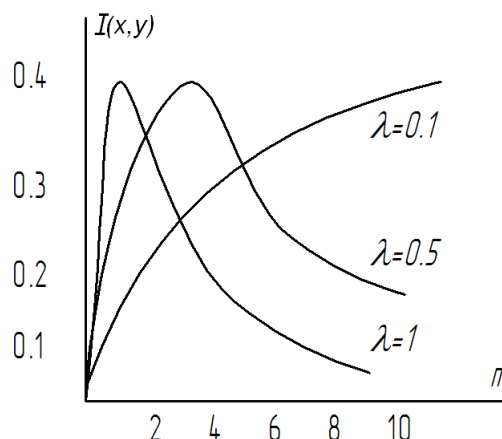


Fig. - Distribution of amount of acquired information in case of different intensity of detected events

### Conclusion

1. Based on reviewing of the probable-time characteristics taking place in case of detection of a random events flow, the amount of information acquired as a result of monitoring of multivariate object is analyzed.

2. It is shown that the maximum of information measure with reduction of intensity of events  $\lambda$  is postponed on more and more later cyclic passes and is thus blurred.

3. By results of reviewing it is possible to select appropriate strategy of cyclic bypass of sensor nodes in case of the centralized creation of a network.

Надійшла до редколегії 20.12.2012

### UDK 621.391

**Measure of information acquisition in the detection process/ Василенко Ю. А., Поповская Е. О., Хусейн Яхья Тарик // Вісник НТУ «ХПІ». Серія: Нові рішення в сучасних технологіях. – Х: НТУ «ХПІ», – 2012. - № 68 (974). – С. 91-94. – Бібліогр.: 0 назв.**

В статье рассматриваются различные стратегии мониторинга многомерного объекта с помощью сенсорной сети. На основании рассмотрения вероятностно-временных характеристик, имеющих место при обнаружении потока случайных событий, проанализировано количество информации, приобретаемое в результате мониторинга многомерного объекта. По результатам рассмотрения появляется возможность выбора соответствующей стратегии циклического обхода сенсорных узлов при централизованном построении сети.

**Ключевые слова:** мониторинг, энтропия, метод максимального правдоподобия, сенсор

У статті розглядаються різні стратегії моніторингу багатовимірному об'єкту за допомогою сенсорної мережі. На підставі розгляду імовірнісно-часових характеристик, що мають місце при виявленні потоку випадкових подій, проаналізована кількість інформації, що отримується в результаті

моніторингу багатовимірного об'єкта. За результатами розгляду з'являється можливість вибору відповідних стратегій циклічного обходу сенсорних вузлів при централізованій побудові мережі.

**Ключові слова:** моніторинг, ентропія, метод максимальної прав-доподобія, сенсор

**УДК 681.324.032**

**А. О. КОВАЛЬ**, аспірант, «ХНАДУ», Харків

## **КРИТЕРІЙ ТА СХЕМА НАВЧАННЯ НЕЙРОМЕРЕЖЕВОЇ МОДЕЛІ ВИМІРЮВАЛЬНОГО ДАТЧИКА**

Обгрунтовано використання в якості критерію навчання нейромережевої інверсної моделі вимірювального датчика функцію помилки між бажаним і реальним виходом даної моделі. Розглянута схема навчання нейромережевої моделі датчика в динамічному і статичному режимі.

**Ключові слова:** нейромережева модель вимірювального датчика, критерій навчання, схема навчання, функція похибки.

### **Постановка проблеми**

Сучасні вимірювальні інформаційні системи повинні забезпечувати з одного боку достовірні та високоточні вимірювання, а з іншого ці вимірювання повинні проводитися в реальному масштабі часу, або близько до реального. З метою зменшення динамічних похибок вимірювань викликаних інерційністю вимірювальних датчиків необхідно проводити додаткову обробку вимірювальної інформації, а це призводить до інерційності роботи вимірювальної системи в цілому. Таким чином пошук нових методів та алгоритмів корекції динамічних характеристик вимірювальних датчиків в масштабі часу близькому до реального є актуальним.

### **Аналіз останніх публікацій і досягнень**

Аналіз публікацій останніх років показує, що вирішенню задачі корекції динамічних характеристик вимірювальних датчиків (зворотня задача вимірювань) приділялась значна увага. Досить глибоко розроблені методи корекції динамічних характеристик датчиків на основі розв'язання інтегрального рівняння згортки [5], а також з використанням частотної характеристики коректуючого фільтра на основі параметра регуляризації і наступним застосуванням зворотнього перетворення Фурь'є [5,7]. Всі ці методи працюють не в реальному масштабі часу і не дозволяють досягнути повної редукції датчика. Це викликано тим, що точно не відома перехідна функція вимірювального датчика, наявністю динамічної похибки вимірювань, похибок моделювання як вимірювального датчика так і коректуючого фільтра, а також некоретністю зворотньої задачі.

Поряд з цим аналіз літератури присвячених нейромережевим технологіям [1,2,3,4,6] показав, що нейромережеві структури мають ряд привабливих властивостей: здібність до навчання, що позбавляє від необхідності використовувати складний математичний апарат на відміну від багатьох традиційних методів адаптивних і оптимальних вимірювань; високу динамічну точність і низьку чутливість до збуджуючих впливів; здібність до навчання за прикладами. Але нейромережеві технології майже не застосовувались для побудови динамічних нейромережевих моделей вимірювальних датчиків з метою корекції їх динамічних характеристик. В зв'язку з цим перспективним напрямком в теорії динамічних вимірювань є розробка нейромережевих динамічних моделей вимірювальних датчиків і на їх основі алгоритмів відновлення динамічно викривлених вимірюваних сигналів.

### **Постановка завдання на дослідження**

На основі аналізу рекурентного рівняння яке визначає зв'язок між входом і виходом нейромережевої моделі датчика визначити критерій та можливі схеми навчання такої моделі.

© А. О. КОВАЛЬ, 2012