60 метров, что позволяет применить такую систему для навигации в закрытом помещении. Допустимая ошибка задана 40 сантиметрами для 60 секунд движения.

Задавая погрешности в моделировании для сенсорных данных, мы сравнили результаты передвижения с и без предварительной обработки. Используемые алгоритмы позволили уменьшить погрешности до 1–4%.

**5. Заключение и будущие работы.** Основной задачей проекта робота-гида при обработке данных сенсоров было подготовить данные для использования высокоуровневых алгоритмов, таких как SLAM. Разработанный алгоритм будет использовать три способа калибровки:

- относительно начального положения робота;
- относительно ключевых точек с известными координатами;
- относительно экспонатов.

Такой подход должен решить проблему длительной навигации робота.

Для использования алгоритмов типа SLAM необходимо решать основные пять проблем локализации:

- систематическая ошибка всех сенсоров;
- выбор размерности и вида карты;
- сопоставление данных сенсоров и данных карты;
- отображение динамических объектов на карте;
- планирование пути на основе карты.

Первые три проблемы решены на данном этапе разработки. Дальнейшая разработка гида планирует внедрение высокоуровневых алгоритмов и интеллектуальной системы управления роботом.

***Признательность.*** *Эта работа выполнена при поддержке гранта МО РБ «Разработка прототипа интеллектуальной роботизированной платформы для создания робота-гида» №11/116 2011 года и гранта БРФФИ «Двумерная навигация автономного мобильного робота в динамической среде» No.Ф11ЛИТ-003.*

**СПИСОК ЦИТИРОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ**


1. http://www.aeato.com/users-manual/sony-aibo-entertainment-robot-user-manual-guide.html/ Operating instruction ERS-210. Entertainment robot AIBO.
2. http://www.hitachi.com/rd/research/robotics/emiew2_01.html EMIEW2.
3. http://www.honda-p3.com/robotics-research/shop-robots-toshiba.html.
4. http://wn.com/FURO__Future_Robot.
5. http://www.wired.co.uk/magazine/archive/2011/08/start/friendly-bank-bots.
6. http://www.toyota.co.jp/en/about_toyota/facility/toyota_kaikan/index.html.
7. Chong Seng, Kleeman Lindsay: Mobile-Robot Map Building from an Advanced Sonar Array and Accurate Odometry, the International Journal of Robotics Research, January 1999 vol. 18. – P. 20–36.
8. Kam M., Xiaoxun Zhu, Kalata P.: sensor fusion for mobile robot navigation, proceedings of the IEEE, January 1997.
9. Kleeman Lindsay, Kuc Roman: Mobile Robot Sonar for Target Localization and Classification, the International Journal of Robotics Research, August 1995, vol. 14 no. 4 295-318.
10. http://pdf1.alldatasheet.com/datasheet-pdf/view/412635/SHARP/GP2Y0A21YK0F.html.
11. http://www.electan.com/datasheets/GP2Y0A21YK.pdf.
12. Головко, В.А. Нейронные сети: обучение, организация и применение: учеб. пособие для вузов / Под общ. ред. А.И. Галушкина. – М.: ИПРЖР, 2001. – Кн. 4. – 256 с.
13. Arras K.O., Philippsen R, Tomatis N., de Battista M., Schilt M., Siegwart R.: A navigation framework for multiple mobile robots and its application at the Expo.02 exhibition, proceedings of ICRA '03. IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2003.
14. Bonasso R.P., Firby R.J., Gat E., Kortenkamp D., Miller D., Slack M.: Experiences with an Architecture for Intelligent, Reactive Agents / Journal of Experimental and Theoretical Artificial Intelligence 9(2), 1997.


*Материал поступил в редакцию 14.12.12*

**DYOMIN V.V., DUNETS I.P., MIHNJAEV A.L. Creation of a platform of the robot-guide and algorithms of its navigation in the dynamic environment**

This article considers the model of an autonomous robotic platform used for excursions and presentations. Substantiates the use of sensors, the lowest price range, shows the scheme of their placement on the robot. Navigation algorithms have been described by an autonomous mobile robot in a dynamic environment. Were given the results of the simulation and planning the future direction of work.

УДК 004.5; 621.38

***Крючковский В.В., Петров Э.Г., Брынза Н.А.***

# СИСТЕМНЫЙ АНАЛИЗ ЗАВИСИМОСТИ ВЕЛИЧИНЫ ИНТЕРВАЛОВ НЕОПРЕДЕЛЕННОСТИ ПОЛЕЗНОСТИ РЕШЕНИЙ ОТ ФОРМЫ ПРЕДСТАВЛЕНИЯ ИСХОДНОЙ ИНФОРМАЦИИ

**Введение и постановка задачи.** Принятие решений является неотъемлемой частью человеческой деятельности. При этом каждый индивидуум и социум в целом заинтересованы в принятии эффективных решений.

По определению, необходимыми условиями эффективности решения являются его своевременность, комплексность и оптимальность [1]. Не умаляя значимости других условий, более подробно остановимся на анализе комплексности решения. Это условие предусматривает как можно более полный учет внутренних (системных) и внешних (метасистемных) факторов, влияющих на последствия (эффективность) решения. По необходимости, стремление удовлетворить условие комплексности (полноты) решения приводит к двум следствиям:

- увеличению размерности кортежа входных переменных, т.е. к общему усложнению постановки задачи, ее формальной модели и повышению вычислительной сложности;
- росту размерности кортежа выходных переменных, что означает необходимость при выборе оптимального решения учитывать множество частных критериев, т.е. решать задачу не скалярной, а многокритериальной оптимизации вида

***Крючковский Виктор Владимирович,*** *к.ф.-м.н., профессор Херсонского национального технического университета, кафедра прикладной математики и математического моделирования, Украина.*

***Петров Эдуард Георгиевич,*** *д.т.н., профессор Харьковского национального университета радиоэлектроники, кафедра системотехники, заведующий кафедрой, Украина.*

***Брынза Наталья Анатольевна,*** *к.т.н., доцент Харьковского национального университета радиоэлектроники, кафедра системотехники, Украина.*

$$x^0 = \arg\underset{x\in X}{extr} < k_i(x) >, \; i = \overline{1,n}, \qquad (1)$$

где $k_i(x)$, $i = \overline{1,n}$ – разнородные частные критерии, совокупность которых достаточно полно и однозначно характеризует эффективность решений $x \in X$; $X$ – множество допустимых решений.

Увеличение размерности задачи принятия решений по входу и выходу влечет за собой повышение информационной неопределенности за счет так называемых НЕ-факторов [2]: неполноты знаний, неточности моделей, описывающих взаимосвязи переменных, неопределенности задания целей, неточности измерений и т.д.

Еще одним источником неопределенности является принципиальная особенность решения задач многокритериальной оптимизации. Как известно [3], в силу противоречивости частных критериев $k_i(x)$, задача (1) в общем случае является некорректной, так как не имеет единственного решения, а позволяет определить только некоторое подмножество решений, известное как область компромиссов $X^C$ или Парето-оптимальных решений [4]. Выбор из этой области единственного (компромиссного) решения связан с необходимостью регуляризации исходной некорректной задачи, путем дополнения модели (1) схемой компромисса.

Существует множество различных схем компромисса: принцип главного критерия, последовательной оптимизации, функционально-стоимостного анализа, анализа иерархий и другие [5].

Несмотря на различия, все эти схемы базируются на одной идее – трансформации исходной задачи многокритериальной оптимизации в задачу однокритериальной скалярной оптимизации или иерархически упорядоченную последовательность таких задач. Наиболее полно и корректно эта идея реализуется путем формирования обобщенной скалярной многокритериальной оценки, известной как полезность решения [6]. В этом случае скалярная оценка эффективности любого решения $x_j \in X$ определяется функцией полезности вида:

$$P^*(x_j) = F[(\lambda_i, k_i(x_j)]; \; j = \overline{1,m},$$

где $\lambda_i$ – коэффициенты, приводящие разнородные частные критерии к изоморфному виду, т.е. к одной размерности, одинаковому интервалу возможных значений и т.д.; $F$ – оператор, определяющий структуру модели многокритериального оценивания (функции полезности); $x_j \in X$ – множество допустимых решений.

В конкретных случаях возникают затруднения с корректным определением значений коэффициентов изоморфизма $\lambda_i$. В связи с этим на практике широко используется нормализованная функция полезности вида

$$P(x_j) = F[(a_i, k_i^н(x_j)], \qquad (2)$$

где $k_i^н(x)$ – нормализованные, т.е. приведенные к безразмерному виду, единому интервалу [0, 1] возможных значений и одинаковому направлению доминирования, частные критерии;

$a_i$ – безразмерные коэффициенты относительной важности нормализованных частных критериев. По определению, для коэффициентов $a_i$ должны выполняться следующие требования

$$0 \le a_i \le 1, \; \forall i = \overline{1,n};$$

$$\sum_{i=1}^{n} a_i \le 1.$$

В настоящее время предложено несколько различных проблемно-ориентированных форм функции полезности (2), отличающихся структурой, т.е. видом оператора $F$, модели оценивания. Наиболее широко используется аддитивная [7]

$$P(x_j) = \sum_{i=1}^{n} a_i k_i^н(x_j); \qquad (3)$$

мультипликативная [8]

$$P(x_j) = \prod_{i=1}^{n} a_i k_i^н(x_j); \qquad (4)$$

модель Кобба-Дугласа [9]

$$P(x_j) = \prod_{i=1}^{n} \left[ k_i^н(x_j) \right]^{\alpha_i}, \; \alpha_i > 0; \qquad (5)$$

мультипликативно-аддитивная [10]

$$P(x_j) = \beta \left[ \sum_{i=1}^{n} a_i k_i^н(x_j) \right] + (1-\beta) \prod_{i=1}^{n} k_i^н(x_j), \; 0 \le \beta \le 1 \qquad (6)$$

формы функций полезности.

Все приведенные виды функции полезности являются частными случаями (фрагментами) полинома Колмогорова-Габора [11]

$$\begin{aligned} P(x) = {} & a_0 + \sum_{i=1}^{n} a_i k_i(x) + \sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{n} a_{ij} k_i(x) k_j(x) + \\ & + \sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{n}\sum_{l=1}^{n} a_{ijl} k_i(x) k_j(x) k_l(x). \end{aligned} \qquad (7)$$

Для каждой конкретной ситуации принятия решений необходимо решить задачу структурно-параметрической идентификации, т.е. определить конкретный вид модели в рамках полинома Колмогорова-Габора и численные значения параметров. В силу того, что процедура оценивания является субъективной интеллектуальной процедурой, источником необходимой информации для решения задач идентификации модели скалярного оценивания является пользователь (эксперт или лицо, принимающее решение). При этом независимо от методов получения и обработки экспертной информации, оценки параметров (весовых коэффициентов $a_i$) всегда являются интервальными за счет разброса субъективных мнений экспертов. Что касается значений частных критериев, то большинство из них также удается измерить с точностью до конечных интервальных значений.

В расширенном пространстве переменных полином Колмогорова-Габора является линейным по параметрам [12]. Это означает, что если в полиноме заменить мультипликативные и степенные функции частных критериев новыми переменными $z_s$, то его можно представить в виде линейной аддитивной формы

$$P(x) = \sum_{s=1}^{n} a_s z_s(x).$$

С учетом интервальной неопределенности исходной информации модель оценивания скалярной полезности многокритериальных альтернатив будет иметь вид

$$P(x) = \sum_{s=1}^{n} \bar{a}_s \bar{z}_s(x), \qquad (8)$$

где знаками «-» обозначены интервальные неопределенности.

Под интервальной неопределенностью будем понимать исходные данные, измеренные в количественных шкалах, то есть представленные числовыми оценками. При этом в силу НЕ-факторов их невозможно представить в виде «точечных» величин, а можно представить в виде некоторых связных областей на числовых шкалах, которые характеризуют возможные значения параметров в исследуемой ситуации [13].

Результаты расчета по любым моделям также будут интервальными числами. В полной мере это касается моделей многофакторного оценивания (3)–(7).

Конечная цель задачи принятия решении заключается в выборе из допустимого множества решений $X$ наиболее эффективного $x^o \in X$.

В условиях неопределенности эта задача может быть решена двумя способами.

1. Синтезируется оптимизационная модель выбора решений, проводится ее анализ, в результате которого выявляются все возможные неопределенности и определяются их количественные и

качественные характеристики. Все выявленные неопределенности детерминизируются, и исходная задача трансформируется в детерминированную оптимизационную задачу, которая решается классическими методами математического программирования. Следует отметить, что при таком подходе теряется очень важная системная информация об общем интервале возможных значений полезности (эффективности) альтернативных решений, а также о взаимосвязи и взаимовлиянии неопределенностей.

2. С учетом всех интервальных неопределенностей параметров и переменных модели оценивания полезности (эффективности) решений вычисляются интервальные скалярные значения полезности для всех альтернативных решений или непосредственно экстремальное решение и его интервальное значение полезности. Затем на основе этой информации производится детерминизация (выбор точечного решения).

Реализация этого подхода связана с необходимостью вычисления обобщенных интервальных значений полезности по модели (8). Анализ исходных моделей (3)–(7) показывает, что для этого достаточно арифметических операций суммирования и умножения (возведения в степень) интервальных величин.

Интервальные арифметики являются специализированными, то есть проблемно-ориентированными на классы неопределенности. Общим для всех интервальных величин является допущение о том, что границы интервалов известны, поэтому основой их классификации являются вид и форма представления информации о характере распределения возможных значений внутри интервала. По этому признаку можно выделить статистическую, нечеткую интервальные неопределенности и интервальные числа.

В первом случае характер распределения возможных значений на интервале определяется видом и параметрами функции распределения вероятностей, которые являются результатом статистической обработки выборки реальных наблюдений [14]. Поэтому такую неопределенность часто называют объективной.

В том случае, если выборка наблюдений, необходимая для корректного определения объективных статистических характеристик, отсутствует или недостаточна, информация о характере распределения значений на интервале может быть восполнена знаниями опытных экспертов. Эти знания могут быть представлены в виде субъективных предположений о статистических характеристиках распределения или в виде нечетких множеств [15, 16], когда эксперт задает характер распределения возможных значений на интервале в виде функции принадлежности $\mu(y)$.

Наконец, ситуацию, когда отсутствует как объективная, так и субъективная информация о характере распределения значений на интервале, будем называть интервальной неопределенностью, которая характеризуется границами интервала, внутри которого находится значение переменной [17].

Если все интервальные неопределенности одного вида, то реализация задачи вычисления интервальной полезности (8) не вызывают затруднений, так как для каждого класса интервальных неопределенностей известны специализированные арифметики. Приведем правила выполнения операций суммирования и умножения для введенных классов интервальных неопределенностей. При этом будем полагать, что границы интервалов возможных значений $a$ и $b$ во всех случаях заданы.

При вероятностной неопределенности вычисления производятся на основании статистических параметров – математического ожидания и дисперсии. Рассмотрим два крайних случая – нормальный и равновероятный законы распределения вероятностей.

Оценка параметров на основе данных о границах интервала для нормального закона распределения [14] определяется формулой математического ожидания

$$M = \frac{(a+b)}{2}; \tag{9}$$

среднеквадратическое отклонение

$$\sigma = \frac{b-a}{6}; \tag{10}$$

дисперсия

$$D = \sigma^2 . \tag{11}$$

Соответственно для равновероятного закона распределения:

$$M = \frac{(a+b)}{2}; \tag{12}$$

$$D = \frac{(b-a)^2}{12} . \tag{13}$$

Арифметические операции со статистическими параметрами выполняются по известным правилам [14].

Для случая, когда частные критерии и весовые коэффициенты представлены в виде нечетких множеств (нечетких чисел в $R$, $L$-форме [15]), вычисление функции полезности (8) производится по следующим формулам сложения и умножения [15, 16]

$$(a,\alpha,\beta)_{LR} + (b,\gamma,\delta) \underset{-}{\sim} (a+b,\alpha+\gamma,\beta+\delta)_{LR}\ ; \tag{14}$$

$\forall A$ таких, что, $\mu_A$, $\mu_B \in F(R^+)$, $a_1 > 0$, $a_2 > 0$

$$(a_1,\beta_1,b_1)_{LR} * (a_2,\beta_2,b_2) \underset{-}{\sim} (a_1a_2, a_1\beta_2 + a_2\beta_1, a_1b_2 + a_2b_1)_{LR}\ , \tag{15}$$

где $a_1, a_2$ – левые границы нечетких множеств, $b_1, b_2$ – правые границы нечетких множеств, $\beta_1, \beta_2$ – модальные значения, при которых функция принадлежности функции равна 1.

Аналитические правила выполнения арифметических операций с интервальными величинами имеют вид [17]:

$$\begin{cases} A + B = [a_1 + a_2,\ b_1 + b_2] \\ A \cdot B = [\min\{a_1a_2\},\{a_1b_2\},\{a_2b_1\},\{b_1b_2\}, \\ \max\{a_1a_2\},\{a_1b_2\},\{a_2b_1\},\{b_1b_2\}]. \end{cases} \tag{16}$$

В силу особенности решения задачи параметрической идентификации на основе экспертных оценок практически невозможно получить достаточно представительную статистическую выборку для вычисления корректных статистических оценок параметров. Поэтому они чаще всего задаются в виде нечетких множеств или просто интервальных величин. Что касается значений частных критериев, то их получают из различных источников и поэтому они могут быть заданы в статистической, нечеткой форме или в виде интервальных величин.

Таким образом, в общем случае модель оценки полезности (8) содержит переменные и параметры различных видов. В связи с этим возникает необходимость приведения всех их к одному базису. По степени информативности интервальные неопределенности можно ранжировать следующим образом:

$$\textit{статистическая} \succ \textit{нечеткая} \succ \textit{интервальная}$$

неопределенности. Очевидно, что в качестве базовой можно принять только одну из субъективных форм представления неопределенности – нечеткую или интервальную. Такая трансформация связана с увеличением неопределенности при переходе от более информативных форм к менее информативным, что выражается в увеличении интервалов возможных значений. При этом возникает вопрос о величине погрешности определения обобщенного интервального значения полезности (8) при переходе от более информативных форм к менее информативным.

С этой целью было проведено тестовое вычисление интервальных значений обобщенных функции полезности для различных видов интервальной неопределенности исходной информации.

**Вычислительный эксперимент.** Эксперимент заключается в вычислении и сравнении значений интервалов неопределенности и модальных (средних) значений полезности решения $P(x)$ при различных видах неопределенности исходных данных модели (8). Рассмотрены статистическая (в форме нормального и равновероятного законов распределения возможных значений), нечеткая (в виде нечетких $R, L$ -чисел) и заданная в виде интервальных величин неопределенности.

Чтобы обеспечить сравнимость результатов расчетов, границы интервалов исходных данных и их величина принимались одинаковыми, а в качестве средних или модальных значений использовались их центры. Для упрощения расчетов и повышения их наглядности весовые коэффициенты частных критериев принимались детерминированными, а $k_i(x)$ задавались в интервальном виде.

Для того, чтобы можно было сделать корректные выводы, рассмотрены ситуации различной размерности по числу частных критериев $k_i(x)$, $i = \overline{1,n}$; $n = 2; 4; 7$ и различные (линейная и нелинейная) сложности модели полезности (8). Результаты расчетов приведены ниже.

В таблице 1 приведены исходные данные для расчета интервальной полезности для линейной аддитивной модели вида

$$P(x) = \sum_{i=1}^{n} a_i k_i(x),\ n = 2, 4, 7\ . \qquad (17)$$

***Таблица 1.*** Исходные данные для аддитивной функции

| Частные критерии | Весовые коэффициенты |
|---|---|
| Размерность 2 | |
| $k_1 = [0.1, 0.25]$, $k_2 = [0.3, 0.44]$ | $a_1 = 0.8$, $a_3 = 0.2$ |
| Размерность 4 | |
| $k_1 = [0.2, 0.3]$, $k_2 = [0.45, 0.6]$, $k_3 = [0.7, 0.75]$, $k_4 = [0.15, 0.25]$ | $a_1 = 0.2$, $a_2 = 0.25$, $a_3 = 0.15$, $a_4 = 0.4$ |
| Размерность 7 | |
| $k_1 = [0.15, 0.2]$, $k_2 = [0.8, 0.92]$, $k_3 = [0.66, 0.8]$, $k_4 = [0.4, 0.65]$, $k_5 = [0.2, 0.35]$, $k_6 = [0, 0.35]$, $k_7 = [0.5, 0.75]$ | $a_1 = 0.15$, $a_2 = 0.1$, $a_3 = 0.05$, $a_4 = 0.12$, $a_5 = 0.17$, $a_6 = 0.1$, $a_7 = 0.3$. |

Для указанных исходных данных по модели (17) были вычислены интервальные характеристики функции полезности для случаев, когда интервальные значения частных критериев:

а) распределены по нормальному закону;
б) распределены по равновероятному закону;
в) заданы в виде нечетких чисел;
г) заданы в виде интервальных величин.

Вычисления проводились по соответствующим каждому виду неопределенности формулам (9–16). Результаты расчетов приведены в таблице 2.

***Таблица 2.*** Результаты вычисления характеристик аддитивной функции полезности

| Вид задания неопределенности | Результаты |
|---|---|
| *Размерность n=2* | |
| Статистическая<br>а) нормальный закон<br>б) равновероятный закон | а) $M = 0.214; D = 0.00004218$<br>б) $M = 0.214; D = 0.00126533$ |
| в) нечеткие числа | $[0.14; 0.354; 0.428]$ |
| г) интервальные величины | $[0.14; 0.288]$ |
| *Размерность n= 4* | |
| Статистическая<br>а) нормальный закон<br>б) равновероятный закон | а) $M = 0.37; D = 0.00009618$<br>б) $M = 0.37; D = 0.00028854$ |
| в) нечеткие числа | $[0.3175; 0.6875; 0.74]$ |
| г) интервальные величины | $[0.3175; 0.4225]$ |
| *Размерность n=7* | |
| Статистическая<br>а) нормальный закон<br>б) равновероятностный закон | а) $M = 0.46525; D = 0.0002474$<br>б) $M = 0.46525; D = 0,00074223$ |
| в) нечеткие числа | $[0.3675; 0.8327; 0.9305]$ |
| г) интервальные величины | $[0.3675; 0.563]$ |

Для наглядного сравнения результатов для статистической неопределенности по закону трех сигм на основе математического ожидания и дисперсии вычислены интервальные значения полезности. Результаты приведены в таблице 3.

Зависимость изменения величины интервально неопределенности аддитивной функции полезности от размерности (числа частных критериев) показана на рис. 1.

***Таблица 3.*** Интервальные значения аддитивной функции полезности

| Вид неопределенности | Границы интервалов | Величина интервала $\Delta P(x)$ |
|---|---|---|
| *Размерность 2* | | |
| Статистическая<br>а) нормальный закон<br>б) равновероятный закон | а) $[0.152388, 0.275612]$<br>б) $[0.10728, 0.320715]$ | 0,123223<br>0,213429 |
| в) нечеткие числа | $[0.14; 0.428]$ | 0,288 |
| г) интервальные величины | $[0.14; 0.288]$ | 0,148 |
| *Размерность 4* | | |
| Статистическая<br>а) нормальный закон<br>б) равновероятный закон | а) $[0.340578; 0.39942]$<br>б) $[0.31904; 0.42096]$ | 0,058843<br>0,101919 |
| в) нечеткие числа | $[0.3175; 0.74]$ | 0,4225 |
| г) интервальные величины | $[0.3175; 0.4225]$ | 0,105 |
| *Размерность 7* | | |
| Статистическая<br>а) нормальный закон<br>б) равновероятный закон | а) $[0,41806, 0.51243]$<br>б) $[0.383518, 0.546982]$ | 0,094376<br>0,163463 |
| в) нечеткие числа | $[0.3675; 0.9305]$ | 0,5635 |
| г) интервальные величины | $[0.3675; 0.563]$ | 0,1955 |

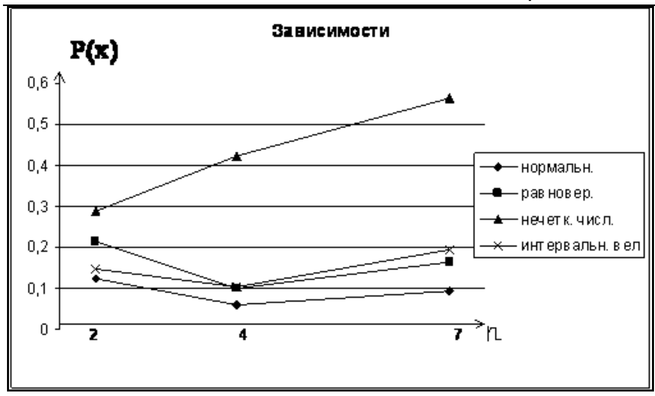


***Рис. 1.*** Зависимость интервала аддитивной функции полезности от числа частных критериев $n$

***Таблица 4.*** Исходные данные для полиномов (18-20)

| Частные критерии | Весовые коэффициенты |
|---|---|
| Размерность $n$=2 | |
| $k_1=[0.1, 0.25]$, $k_2=[0.3, 0.44]$ | $a_1=0.6$, $a_2=0.15$,<br>$a_3=0.25$ |
| Размерность $n$=4 | |
| $k_1=[0.2, 0.3]$, $k_2=[0.45, 0.6]$,<br>$k_3=[0.7, 0.75]$, $k_4=[0.15, 0.25]$ | $a_1=0.2$, $a_2=0.25$,<br>$a_3=0.15$, $a_4=0.4$ |
| Размерность $n$=7 | |
| $k_1=[0.15, 0.2]$, $k_2=[0.8, 0.92]$,<br>$k_3=[0.66, 0.8]$, $k_4=[0.4, 0.65]$,<br>$k_5=[0.2, 0.35]$, $k_6=[0, 0.35]$,<br>$k_7=[0.5, 0.75]$ | $a_1=0.15$, $a_2=0.1$,<br>$a_3=0.35$, $a_4=0.12$,<br>$a_5=0.17$ . $a_6=0.11$. |

Для анализа влияния нелинейностей были проведены расчеты интервальных значений функций полезности с моделями, представленными в виде следующих фрагментов полинома Колмогорова-Габора:

а) размерность $n$=2

$$P(x)=a_1k_1(x)+a_2k_2(x)+a_3k_1(x)k_2(x)\,; \qquad (18)$$

б) размерность $n$=4

$$P(x)=a_1k_1(x)+a_2k_2(x)+a_3k_3^2(x)+a_4k_2(x)k_4(x) \qquad (19)$$

в) размерность $n$=7

$$P(x)=a_1k_1(x)+a_2k_2(x)+a_3k_3^2(x)+$$
$$+a_4k_1(x)k_4(x)+a_5k_5(x)k_6(x)+a_6k_7^2(x). \qquad (20)$$

Исходные данные для расчета представлены в таблице 4.

Вычисления проводились по соответствующим каждому виду неопределенности формулам (9–16). Результаты расчетов приведены в таблицах 5 и 6.

***Таблица 5.*** Результаты вычисления характеристик полиноминальных функций полезности

| Вид неопределенности | Результаты |
|---|---|
| *Размерность $n$=2* | |
| Статистическая<br>а) нормальный закон<br>б) равновероятный закон | а) $M=0.175;\ D=0.00023727$<br>б) $M=0.175;\ D=0.00071194$ |
| в) нечеткие числа | $[0.1125;\ 0.29537;\ 0.35825]$ |
| г) интервальные величины | $[0.1125;\ 0.2435]$ |
| *Размерность $n$=4* | |
| Статистическая<br>а) нормальный закон<br>б) равновероятный закон | а) $M=0.30209;\ D=0.0000502$<br>б) $M=0.30209;\ D=0.00015$ |
| в) нечеткие числа | $[0.253;\ 0.654;\ 0.7015]$ |
| г) интервальные величины | $[0.253;\ 0.35438]$ |
| *Размерность $n$=7* | |
| Статистическая<br>а) нормальный закон<br>б) равновероятный закон | а) $M=0.36094;\ D=0.0000056985$<br>б) $M=0.36094;\ D=0.0000179113$ |
| в) нечеткие числа | $[0.28966;\ 0.83172;\ 0.89696]$ |
| г) интервальные величины | $[0.28966;\ 0.4443]$ |

***Таблица 6.*** Интервальные значения полиноминальных функций полезности

| Вид неопределенности | Границы интервалов | Величина интервала $\Delta P(x)$ |
|---|---|---|
| *Размерность 2* | | |
| Статистическая<br>а) нормальный закон<br>б) равновероятный закон | а) $[0.1304767, 0.222898]$<br>б) $[0.09664, 0.256734]$ | 0,092422<br>0,160093 |
| в) нечеткие числа | $[0.1125;\ 0.35825]$ | 0,24575 |
| г) интервальные величины | $[0.1125;\ 0.2435]$ | 0,131 |
| *Размерность 4* | | |
| Статистическая<br>а) нормальный закон<br>б) равновероятный закон | а) $[0.280838;\ 0.32335]$<br>б) $[0.265257;\ 0.33893]$ | 0,0425118<br>0,0736735 |
| в) нечеткие числа | $[0.253;\ 0.7015]$ | 0,4485 |
| г) интервальные величины | $[0.253;\ 0.35438]$ | 0,101375 |
| *Размерность 7* | | |
| Статистическая<br>а) нормальный закон<br>б) равновероятный закон | а) $[0{,}353779, 0.3681]$<br>б) $[0.348243, 0.37264]$ | 0,0143229<br>0,0253931 |
| в) нечеткие числа | $[0.28966;\ 0.89696]$ | 0,6073 |
| г) интервальные величины | $[0.28966;\ 0.4443]$ | 0,15464 |

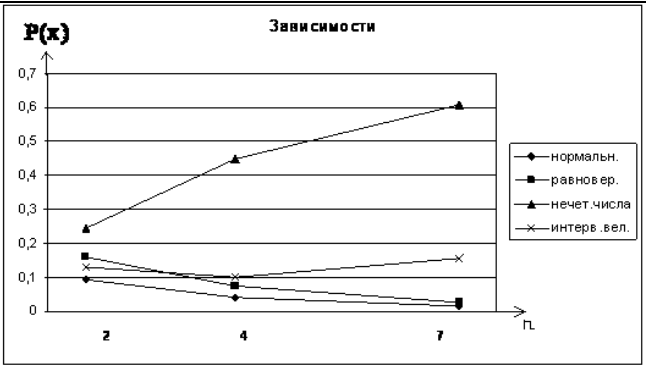


***Рис. 2.*** Зависимость интервала полиноминальной функции полезности от числа частных критериев *n*

Для удобства анализа сводные результаты расчета интервальных значений функций полезности по аддитивной и полиноминальным моделям приведены в таблице 7.

***Таблица 7.*** Интервальные значения различных функций полезности

| Вид неопределенности | Аддитивная модель | Полиноминальная модель |
|---|---|---|
| *Размерность n=2* | | |
| Статистическая<br>а) нормальный закон<br>б) равновероятный закон | <br>0,123223<br>0,213429 | <br>0,092422<br>0,160093 |
| в) нечеткие числа | 0,288 | 0,24575 |
| г) интервальные величины | 0,148 | 0,131 |
| *Размерность n=4* | | |
| Статистическая<br>а) нормальный закон<br>б) равновероятный закон | <br>0,058843<br>0,101919 | <br>0,0425118<br>0,0736735 |
| в) нечеткие числа | 0,4225 | 0,4485 |
| г) интервальные величины | 0,105 | 0,101375 |
| *Размерность n=7* | | |
| Статистическая<br>а) нормальный закон<br>б) равновероятный закон | <br>0,094376<br>0,163463 | <br>0,0143229<br>0,0253931 |
| в) нечеткие числа | 0,5635 | 0,6073 |
| г) интервальные величины | 0,1955 | 0,15464 |

**Заключение.** Анализ результатов тестовых расчетов убедительно подтвердил, что в условиях интервальной неопределенности наиболее информативной является статистическая форма представления исходных данных. При этом во всех без исключения случаях нормальный закон распределения вероятности дает меньший интервал неопределенности по сравнению с законом равной вероятности в среднем на 75%. Однако к мощности и качеству исходной статистической выборки, по которой определяются распределения, предъявляются значительно более высокие требования.

С этих позиций объяснима близость интервальных результатов, полученных для исходных данных, распределенных по закону равной вероятности и заданных в виде интервальных величин. В первом случае интервалы меньше в среднем на 27%.

Следует отметить слабую коррелированность величины расчетных интервальных значений функции полезности решений от размерности (числа частных критериев n) и сложности модели для ситуаций, когда исходная информация задана в статистической форме (а, б) и в виде интервальных величин (г).

Неожиданным является существенно большие значения интервалов неопределенности обобщенной полезности решений, полученные при задании исходной информации (значений частных критериев) в виде нечетких множеств (нечетких чисел). Теория предполагает, что назначение функций принадлежности частично снимает неопределенность за счет привлечения знаний и опыта экспертов. Однако это не подтверждается результатами вычислительного эксперимента. Величина интервалов, вычисленных по исходной информации, заданной в форме нечетких чисел в 2-4 раза превосходит значения интервалов, вычисленных по исходным данным, заданным в форме интервальных величин, и очень чувствительна к размерности и сложности модели. Возможно, это связано с тем, что первоначально теория нечетких множеств была предложена для формализации качественной информации, представленной в форме вербальных высказываний (лингвистических переменных). Последующее ее расширение на количественную информацию, например, нечеткие числа, возможно, является малоэффективным по сравнению с теорией интервальных вычислений. Однако это предположение нуждается в более глубоком анализе и подтверждении большим количеством вычислительных экспериментов.

По результатам проведенных в статье исследований в качестве базисных форм представления исходных разнородных по форме представления данных (частных критериев) при решении задач многокритериальной оптимизации можно рекомендовать статистическое представление в виде интервала с равновероятным законом распределения и представления в форме нечетких интервальных величин.

## СПИСОК ЦИТИРОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ


1. Глушков, В.М. Введение в АСУ. – Киев: Техника, 1972. – 312 с.
2. Наринъяни, А.С. НЕ-факторы: неоднозначность (доформальное исследование) / А.С. Наринъяни // Новости искусственного интеллекта.– 2003. – № 5. – С. 58–69.
3. Овезгельдыев, А.О. Синтез и идентификация моделей многофакторного оценивания и оптимизации / А.О. Овезгельдыев, Э.Г. Петров, К.Э. Петров – К: Наукова думка, 2002. – 164 с.
4. Подиновский, В.В. Парето-оптимальные решения многокритериальных задач / В.В. Подиновский, В.Д. Ногин. – М.: Наука, 1982. – 254 с.
5. Петров, Е.Г. Методи та засоби прийняття рішень у соціально-економічних системах / Е.Г. Петров, М.В. Новожилова, І.В. Гребеннік. – К.: Техніка. – 2004. – 256 с.
6. Фишберн, П. Теория полезности для принятия решений / П. Фишберн. – М.: Наука, 1978. – 352 с.
7. Нейман, Дж. Теория игр и экономическое поведение / Дж. Нейман, О. Моргенштерн. – М.: Наука, 1970. – 124 с.
8. Штойер, Р. Многокритериальная оптимизация. Теория, расчет и приложения / Р. Штойер. – М.: Радио и связь, 1992. – 504 с.
9. Трухаев, Р.И. Инфлюентный анализ и принятие решений / Р.И. Трухаев. – М.: Наука, 1984. – 235 с.
10. Петров, К.Э. Мультипликативно-аддитивная функция оценки полезности / К.Э. Петров // Радиоэлектроника и информатика. – 2000. – № 4. – С. 35–36.
11. Ивахненко, А.Г. Самоорганизация прогнозирующих моделей / А.Г. Ивахненко, И.А. Мюллер. – К.: Техника, 1985. – 233 с.
12. Cover, T.M. Geometrical and statistical of systems of linear inequalities with applications in pattern recognition / T.M. Cover // IEEE Trans. On Electronic Computers. – 1965. – № 14 – P. 326–334.
13. Стерпин, М.Ю. Метод представления знаний в интеллектуальных системах поддержки экспертных решений / М.Ю. Стерпин, Г.И. Шевелев // Новости искусственного интеллекта. – 2003 – №4(58). – С. 24–33.
14. Вентцель, Е.С. Теория вероятности и ее инженерное приложение / Е.С. Вентцель, Л.А. Овчаров – М.: Высшая школа, 2000. – 480 с.
15. Раскин, Л.Г. Нечеткая математика. Основы теории. Приложения / Л.Г. Раскин, О.В. Серая – Харьков: Парус, 2008. – 352 с.
16. Борисов, А.Н. Обработка нечеткой информации в системах принятия решений / А.Н. Борисов А.Н., А.В. Алексеев, Г.В. Меркурьев [и др.] – М.: Радио и связь, 1989.
17. Алефельд, Г. Введение в интервальные вычисления: пер. с англ. / Г. Алефельд, Ю. Херцбергер. – М.: Мир, 1987. – 360 с.


*Материал поступил в редакцию 13.11.11*

**KRYUCHKOVSKY V.V., PETROV E.G., CHEESES N.A. Systems analysis of dependence of uncertainty interval value of solution utility on source data presentation form**

In the article:

1. An optimization model of choice-making is synthesized, its analysis is carried out. As a result all possible uncertainties are identified and their quantitative and qualitative characteristics are determined.

2. Interval scalar values of utility are estimated all alternative solutions; for each specific situation of decision making.

Analysis of results of test calculations clearly confirmed that statistical form of data presentation is the most informative under interval uncertainty conditions.

УДК 004.896

***Касьяник В.В., Дунец А.П.***

# ОЦЕНКА ПОГРЕШНОСТИ ОДОМЕТРОВ МОБИЛЬНОГО РОБОТА С ПОМОЩЬЮ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

**Введение.** Одной из важнейших задач в робототехнике является задача определения точного местоположения робота – проблема локализации или позиционирования. Данная проблема очень важна, так как информация о точном местоположении робота необходима для решения более сложных и комплексных задач навигации, построения пути и построения карты окружающей среды. На сегодняшний день существует несколько различных подходов к решению проблемы локализации. Эти подходы применяют различные сенсоры и алгоритмы обработки данных. Так, один из подходов к локализации основан на анализе данных сенсоров пройденного расстояния и описан в [1], вероятностный подход к локализации и картографированию на основе SLAM-методик с использованием лазерного сканера или дальномеров представлен в [2]. Любые методы оценки позиции робота имеют погрешности, обусловленные различными факторами физической среды. Для оценки этих погрешностей и уточнения реальной позиции робота на данный момент также существуют различные методики. Так, в [3] рассмотрен подход на основе расчета матриц ковариации. Метод оценки ошибки одометров на основе данных навигации мобильного робота представлен в [4]. Классической в данной области является работа [5], где представлена разработана методика калибровки и коррекции погрешности одометров, предложены методы проведения эксперимента для оценки различных факторов, влияющих на погрешность. В работе [6] выполнен сравнительный анализ нескольких различных подходов к оценке погрешности одометров, одним из которых является метод нейронных сетей. В работе применен многослойный персептрон для оценки ошибки одометров, который показал лучшие результаты из рассмотренных методов. Этим обусловлена актуальность исследований в области нейросетевых технологий оценки погрешностей сенсоров позиционирования.

**Постановка задачи.** Основная цель исследований, описанных в данной статье, это повышение точности системы позиционирования реального мобильного робота на основе данных одометров с помощью методов искусственных нейронных сетей. Позиционирование робота на основе показаний одометров – наиболее дешевое и, таким образом, распространенное решение в робототехнике. Однако применение одометров для позиционирования робота в пространстве связанно с проблемой быстро накапливающейся погрешности, вызванной различными факторами. В данной работе анализируется влияние различных факторов для конкретного мобильного робота и производится оценка точности показаний одометров с помощью искусственных нейронных сетей. Отличием данной работы от предыдущих работ, рассмотренных выше, являются:

- исследование различных структур нейронной сети для оценки погрешностей робота;
- исследование наилучших стратегий управления роботом для нейросетевой оценки погрешности одометров;
- использование мобильного робота с малыми линейными размерами (в 5 раз меньше чем в [6]). Это значительно повышает погрешности системы позиционирования из-за малой базы и массы робота, однако позволяет оценить качество применения нейросетевой методики.

**Описание экспериментов.** Традиционно для исследования ошибки одометров применяется метод UMBMark, предложенный в [5]. Этот метод основан на анализе движения робота по сторонам квадрата (сторона 4 м) и заключается в применении различных алгоритмов оценки качества этого движения. В данной работе ставились эксперименты над мобильным роботом малых размеров PololuBot (диаметр 12 см, рис.1), что усложняет применение метода UMBMark. Таким образом, для сбора данных при постановке экспериментов робот перемещался по прямой. Были проведены эксперименты для скоростей 0,2 м/с, 0,5 м/с, 0,7 м/с, время движения подбиралось таким образом, чтобы робот проезжал примерно 1,5 метра. При движении робота проводилось измерение показаний одометров с периодичностью в 200 мс, также фиксировалась конечная точка с помощью внешних измерений. На основе полученных данных рассчитывались 8 промежуточных позиций робота по данным одометров. Из данной информации формировались входные образы на нейронную сеть. Более подробно данный метод рассмотрен в 3 разделе.

В процессе экспериментов был проведен анализ стратегий управления для выбора наилучшей с точки зрения нейросетевого метода оценки. В экспериментах применялись следующие стратегии управления:

*Калибровка скоростей колес.* Для уменьшения боковой ошибки был выполнен поиск значений скоростей колес, при которых достигается максимально прямолинейное движение. В результате были найдены пары значений для различных скоростей. Недостатком данной стратегии является сильное влияние неточностей механики на траекторию и результаты.

*ПИД-регулятор оба колеса.* В этом варианте управление роботом проводилось с помощью алгоритмов пид-регуляции на каждом колесе. Результаты экспериментов показали сложность настройки такого решение, требования к мощности вычислительного процессора, что для малых роботов является существенным недостатком.

*ПИД-регулятор на одно колесо.* Наилучшая стратегия управления для малого робота с дифференциальной кинематической схемой. При использовании данного подхода были получены наилучшие результаты.

*Буксировка робота на холостом ходу.* Для оценки влияния электромоторов робота на ошибку одометров и прямолинейность движения был проведен эксперимент с буксированием робота на холостом ходу. В результате были выявлены независимые характеристики одометров и особенности программного обеспечения при работе с ними.

***Касьяник Валерий Викторович,*** *аспирант кафедры интеллектуальных информационных технологий Брестского государственного технического университета.*

***Дунец Андрей Петрович,*** *доцент кафедры интеллектуальных информационных технологий Брестского государственного технического университета.*

*Беларусь, БрГТУ, 224017, г. Брест, ул. Московская, 267.*