

О.А. Петрова<sup>1</sup>, аспирант  
Г.В. Табунщик<sup>1</sup>, канд. техн. наук, доцент,  
Т.И. Каплиенко<sup>1</sup>, канд. техн. наук, доцент,  
<sup>1</sup>Запорожский национальный технический университет, г. Запорожье, Украина  
petrovaao353@gmail.com

## Метод нейро-нечеткой верификации систем позиционирования и навигации внутри помещения

В данной статье рассмотрены основные задачи и проблемы систем позиционирования и навигации внутри помещения. Проведен анализ типов нейронных сетей и классификация их применения для задач навигации внутри помещения. Была разработана модель верификации системы, которая позволит проверить правильность определения текущего положения. В работе авторами предложен метод верификации систем позиционирования и навигации внутри помещения на основе нейронных сетей и нечетких множеств.

**Ключевые слова:** навигация внутри помещения, системы реального времени, верификация, нейронные сети, карты Кохонена.

DOI: 10.31474/1996-1588-2017-2-25-84-89

### Актуальность

На сегодняшний день, в связи с увеличением темпа жизни популярность набирают системы позиционирования и навигации внутри помещения. Их востребованность объясняется высокой степенью удобства в использовании и соблюдением принципа наглядности. Одной из важнейших задач, решаемых при создании систем позиционирования и навигации внутри помещения является обеспечение их качества. Основным способом решения этой проблемы является верификация.

Верификация системы может быть выполнена путем включения подсистемы проверки, которая включает тестирование систем в реальном масштабе времени.

### Постановка задачи

Возьмем за основу архитектуру системы навигационного управления, которая показана на рисунке 1. Данная архитектура системы навигационного управления состоит из трех уровней: логический, промежуточный и реактивный [1]. Основные элементы архитектуры: планировщик миссий, картограф, нейронная сеть, секвенсор, управление ввода.

Планировщик миссий необходим для запуска и выполнения основных задач навигационных систем [2].

Для систем геолокации важной проблемой является корректное отображения расположения внутри помещения и соответственно определение текущих координат.

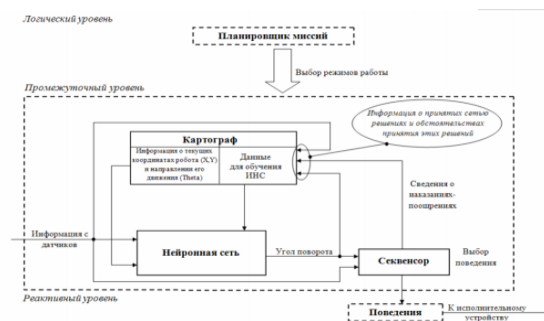


Рисунок 1 – Архитектура системы управления

Задачи позиционирования рассматривались в работах: Рон Уоттерс [3], Эндрю Г. Демпстер [4], В.Могтадае [4], Гапанюк Ю.Е [5].

Также важной проблемой систем геолокации является надежность. Под надежностью понимают свойство системы сохранять работоспособность в заданных условиях функционирования. Низкий уровень надежности системы может привести к значительным затратам на ремонт, простой, аварии

Задачи исследования надежности и способов ее повышения рассматривались в работах: М. Б. Кджаргаард [6].

Для повышения надежности необходимо проводить верификацию систем. Задачи верификации систем геолокации рассматривались в работах: Бингао Лі [7], Гаврилов А.В. [8, 9].

Однако, остаются такие проблемы: как использование собственных карт, возможность работы на нескольких операционных системах,

низкий уровень шума, переход на автономный режим навигации.

Анализ качества данных систем с использованием классических методов верификации имеет ряд недостатков. Недостатками классических методов являются необходимость составления аналитической модели, увеличение размерности системы, невозможность написать аналитическую модель ошибок навигационных систем.

Для повышения точности и надежности систем позиционирования и навигации внутри помещения используют решения на основе: Wi-Fi (IWAY, Wifarer, Walkbase, Qubulus, Horus), Bluetooth (PlaceLab, iBeacon), Zigbee («умный дом»), мобильных сетей, радиочастотных меток RFID (Smartmuseum, RADAR).

Задачи сравнения и выбора технологий рассматривались в работах: Кріс Різос [10], Райнер Маутц [11-13], Щекотов М.С. [14].

Работы, которые посвящены сравнению этих технологий признают, что наилучший компромисс в цене, расстоянии и скорости обеспечивается BLE [15].

Рассмотрим описание системы, использующей для идентификации текущего расположения данные от маячков на основе BLE 4.0;

$$S = \langle X, B, R, Z, K \rangle, \quad (1)$$

где  $X$  - входные данные ( $x_1$  - данные с датчиков  $x_2$  - показания акселерометра,  $x_3$  - показания гироскопа,  $x_4$  данные с маячков),  $B$  - картографическое представление (карта представленная представлена в виде матрицы  $[M, N]$ , где  $M$  - количество точек по оси  $X$ ,  $N$  - количество точек по оси  $Y$ ),  $R$  - информация о принятых решениях ( $r_1, r_2, \dots, r_n$ ),  $Z$  - устройства вывода ( $z_1$  - камера,  $z_2$  - аудиозапись,  $z_3$  - телефон),  $K$  - режим работы ( $k_1$  - автономный,  $k_2$  управляемый).

В статье необходимо разработать модель верификации системы, которая позволит проверить правильность определения текущего положения. Для реализации данной модели были поставлены задачи:

- анализ и выбор типа нейронной сети, использующихся для задач навигации;
- построение модели верификации систем позиционирования и навигации.

### **Анализ и выбор типа нейронной сети, использующихся для задач навигации**

В системах навигации применяются следующие модели нейронных сетей (НС) [9]:

- для задач навигации (обход препятствий) MLP (Multilayer Perceptron), RBF-сети (Radial Basis Function network), сеть Хопфилда,

гибридные НС, растущие НС, ART-сети (Adaptive Resonance Theory);

- для задач картографирования и навигации в незнакомой среде - Fuzzy ARTMAP (fuzzy logic and adaptive resonance theory);

- для картографирования - SOM (SOFM - Self-Organizing Feature Map);

- для управления манипуляторами (решение обратной задачи кинематики, моделирование динамики) - MLP;

- в системах автоматического регулирования приводов - MLP, RBF-сети.

Самое важное свойство нейронных сетей - это способность к обучению. Обучение может быть с учителем, в этом случае предполагается, что для каждого входного вектора из обучающего множества существует требуемое значение выходного вектора, называемого целевым. Веса сети изменяют до тех пор, пока для каждого входного вектора не будет получен приемлемый уровень отклонения выходного вектора от целевого. При обучении без учителя обучающее множество состоит лишь из входных векторов. Алгоритм обучения нейронной сети подстраивает веса сети так, чтобы получались согласованные выходные векторы. В случае использования самообучающихся искусственных нейронных сетей не требуется эксперт и обучающая выборка представляет собой набор векторов измеряемых параметров объекта мониторинга. Сеть самостоятельно разделяет их на классы в соответствии с заложенным в нее алгоритмом.

Проведен анализ разных видов нейронных сетей и для подтверждения правильности выбора входных переменных были выбраны самоорганизующиеся карты Кохонена, которые проходят обучение без учителя. Карты Кохонена представляют собой набор входных элементов, число которых совпадает с размерностью векторов, применяемых к входу, и набор выходных элементов, каждый из которых соответствует одному кластеру (группе).

При применении любого сетевого входного вектора необходимо определить, какой из кластеров ближайшего вектора. В качестве критерия близости можно выбрать критерий минимального квадратного евклидова расстояния. Формула для вычисления квадратного евклидова расстояния следующая:

$$d_{pk} = \sum_{i=0}^n (x_{pi} - x_{ki})^2, \quad (2)$$

где  $d_{pk}$  - квадрат расстояния между точками  $P$  и  $K$ . кластерные координаты точки  $P$  -  $x_{p1}, x_{p2}, \dots, x_{pn}$  и координаты центра кластера  $K$  -  $x_{k1}, x_{k2}, \dots, x_{kn}$ .

Таким образом, подавая вектор на вход, полученный одним кластерным победителем,

вектор будет удерживать его в этом кластере (группе)

Суть обучения заключается не в том, чтобы сравнивать выход сети с идеальным выходом, а настраивать вес всех подключений для максимального перекрытия с входными данными [19].

Для настройки весов используется следующая формула:

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + \eta(t)(v_i - w_{ij}(t)), \quad (3)$$

где  $w_{ij}(t+1)$  - вес на шаге  $t+1$ , а  $w_{ij}(t)$  - вес на шаге  $t$ ,  $\eta$  - скорость обучения, а  $v_i$  - координата входного вектора.

Самоорганизующаяся карта Кохонена решает следующие проблемы классов сжатия данных, извлечение признаков и может быть использована для сопоставления, маршрутизации.

Критерии верификации системы могут быть числовыми: метрика Евклидова пространства, метрика пространства Минковского, коэффициент надежности на основе резервных копий, погрешность определения координат фильтром Калмана, погрешность определения углов, показатель ускорения согласно акселерометру, скорость накопления ошибок определения координат. Но также критерии могут быть и в виде лингвистических переменных: «влево», «вправо».

Такие критерии усложняют проверку системы и для того чтобы лингвистические переменные стали полноправными математическими объектами, разработана теория нечетких множеств включающая в себя обычные множества как частный случай [16]. Для проведения верификации системы с разнообразными переменными будем рассматривать нейро-нечеткие сети.

### Нейро-нечеткий метод верификации систем навигации с использованием самоорганизующихся карт Кохонена

Алгоритм верификации системы с помощью нейро-нечеткой модели имеет вид:

1. Формирование нейронной сети.
2. Обучение нейронной сети.
3. Подача на вход модуля нечеткого вывода параметры верификации.
4. Получить на выходе модуля выходное значение.

Нейро-нечеткая система представлена в виде многослойной нейронной сети (рисунок 2), каждый слой которой отвечает за определенный шаг алгоритма нечеткого логического вывода.

Использование данной модели позволяет осуществить возможность извлечение базы данных знаний в целом, что делает реализацию более гибкой.

Для извлечения базы знаний из обучающей выборки используем самоорганизующиеся карты Кохонена.

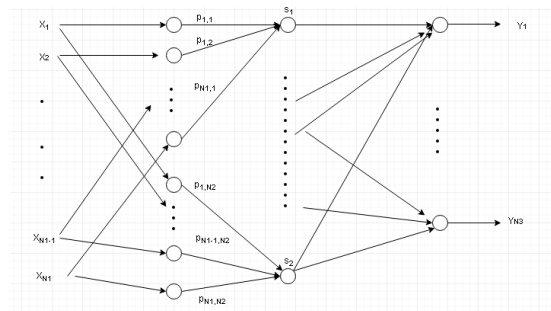


Рисунок 2 – Структура нейро-нечеткой сети

Описание структуры системы:

Правило:

$$I_1 \text{ is } T_{\alpha 1} \ \& \ I_1 \text{ is } T_{\alpha 2} \ \text{then } O = k_1 T_{\alpha 1} + k_2 T_{\alpha 2}, \quad (4)$$

где  $X_i$ ,  $N_r$ ,  $V_i$  – число входных/выходных переменных и правил, где  $i \in [1, X_i]$ ;  $j \in [1, N_r]$ ;  $k \in [1, V_i]$ ;

$X$  - входные данные ( $x_1$  – команда (задача),  $x_2$  – данные для обучения сети,  $x_3$  – выбор поведения (остановка, влево, вправо, прямо, назад),  $x_4$  – информация о текущем положении);

$N_r$  – входят правила  $V$  – картографическое представление (карта представленная представлена в виде матрицы  $[M, N]$ , где  $M$  – количество точек по оси  $X$ ,  $N$  – количество точек по оси  $Y$ ),  $R$  – информация о принятых решениях ( $r_1, r_2, \dots, r_n$ ),  $Z$  – устройства вывода ( $z_1$  – камера,  $z_2$  – аудиозапись,  $z_3$  – телефон),  $K$  – режим работы ( $k_1$  – автономный,  $k_2$  управляемый);

$Y$  – выходные данные ( $y_1$  – кричное количество ошибок,  $y_2$  – допустимое количество ошибок,  $y_3$  – работает с ошибками).

1. Фазификация:

$$p_{ij} = \frac{1}{2\sigma\sqrt{2\pi}} \cdot e^{-\frac{(x_i - m_{ij})^2}{2\sigma_{ij}^2}}, \quad (5)$$

где  $m_{ij}$  – математическое ожидание,

$\sigma_{ij}$  – среднее квадратическое отклонение функции принадлежности.

2. Скрытый слой:

$$s_j = \min_i(p_{ij}), \quad (6)$$

3. Дефазификация:

$$y = \frac{\sum_{i=1}^n c_i w_i}{\sum_{i=1}^n c_i}, \quad (7)$$

где  $n$  – общее количество активных правил нечетких продукций, в подзаклчениях которых присутствует выходная лингвистическая переменная  $w_j$ .

Алгоритм обучения:

На вход подается  $x_2$  – обучающая выборка и  $\eta$  – темп обучения;

На выходе: Синаптические веса  $w_{mn}$ ,  $m = 1, \dots, M$ ,  $n = 1, \dots, N$ ;

Далее необходимо инициализировать веса:  $w_{mn} := \text{random}(-1/2MN, 1/2MN)$ ;

После чего повторять следующие шаги выбрать объект  $x_i$  из  $X_t$  случайным образом;

Правило жёсткой конкуренции WTA (winner takes all): вычислить координаты узла, в который проецируется объект  $x_i$ :  $(m_i, n_i) := a(x_i) \equiv \arg \min p(x_i, w_{mn})$ ; 5: для всех  $(m, n) \in Y$

Правило мягкой конкуренции WTM (winner takes most): сделать шаг градиентного спуска:  $w_{mn} := w_{mn} + \eta(x_i - w_{mn}) K_r((m_i, n_i), (m, n))$ , пока размещение всех объектов в узлах сетки не стабилизируется;

На завершающем этапе обучения необходимо произвести подстройку всех варьируемых параметров (параметров функций принадлежности). Для этого используем алгоритм нормализованных наименьших квадратов - normalized least mean square (NLMS). Нормирование необходимо для сходимости этого метода обучения.

Алгоритм

1. Вычисление ошибки карты

$$E = \frac{1}{2} \sum_1^{N_{output}} (Y_k - \hat{Y}_k)^2, \quad (8)$$

где  $Y_k$  - это реальное значение,  $\hat{Y}_k$  - требуемое значение.

2. Подстройка параметров

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) - \frac{\mu \cdot \partial E}{\partial w_{ij}(t)}, \quad (9)$$

где  $\mu$  - это скорость обучения.

После построения и обучения нейро-нечеткой модели на выходе получаем ошибку

текущего местоположения, сравнивая полученное значение и контрольное. В нашем примере она составляет от 0.007% до 0.047%. Данный уровень ошибки допустимый так как не превышает 1 %.

### Заключение

Системы позиционирования и навигации внутри помещения имеют функции, которые затрудняют использование верификатора общего назначения: при создании таких систем учитываются ограничения на временные характеристики операции, и, следовательно, верификатор должен проверять соответствие системы. Для проверки текущего положения необходим особый подход, который включает в себя соответствующие математические модели и алгоритмы их построения и тестирования.

**Научная новизна** заключается в разработке модели верификации систем позиционирования и навигации внутри помещения на основе нейронных сетей, которая в отличие от существующих на основе временных автоматов и темпоральной логики, позволяет выбирать набор решающих правил, перестраивать структуру при дообучении, использовать лингвистические правила. Также использование самоорганизующихся карт Кохонена позволяет строить и обучать сеть без эксперта. Модифицированный метод верификации позволяет проводить проверку с уровнем ошибки от 0.007% до 0.047%.

**Практическая значимость** заключается в использовании разработанной модели для навигационных систем на основе BLE 4.0.

### Список литературы

1. Гаврилов А. В. (2016) Применение нейронных сетей для решения навигационных задач мобильных роботов [Электронный ресурс]. — НГТУ, - <http://www.insycom.ru/html/Diss/>
2. O. Petrova (2017) Modelling of location detection for indoor navigation systems [Текст] /O. Petrova, G.Tabunshchik [Modelirovaniye opredeleniya mestopolozheniya dlya vnutrennikh sistem navigatsii] The 9th IEEE International Conference on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems: Technology and Applications 21-23 September, Bucharest, Romania 961-964.
3. R. Watters (2016) Teaching Map and Compass: Navigating from the Classroom to the Outdoors .[Prepodavaniye karty i kompassa: perekhod s klassa na ulitsu]— available at: — <http://www2.isu.edu/outdoor/mapshort.htm>
4. Andrew G. Dempster (2015) Vector Distance Measure Comparison in Indoor Location Fingerprinting/ Andrew G. Dempster, V. [Sravneniye distantsionnoy distantsii v pomeshchenii] Moghtadaiee nternational Global Navigation Satellite Systems Society IGNSS Symposium
5. Гапанюк Ю.Е (2015) Методы оценки положения объекта в пространстве \ Жуков Р.В, Гапанюк Ю.Е Молодежный научно-технический вестник ФС77-51038
6. Kjærsgaard MB (2011) Indoor location fingerprinting with heterogeneous Clients, [Отпечаток pal'tsa v pomeshchenii s geterogennymi klientami ]Pervasive and Mobile Computing, 7(1): 31–43
7. Бингао Ли (2017)Satellite Navigation & Positioning Laboratory [Laboratoriya sputnikovoy navigatsii i pozitsionirovaniya ]— available at: <http://www.snap.unsw.edu.au/staff/binghao-li>
8. А.В.Гаврилов, (2015) Применение методов ИИ в робототехнике [Электронный ресурс]. — НГТУ, - [http://www.insycom.ru/html/metodmat/Lect\\_AIRobots.pdf](http://www.insycom.ru/html/metodmat/Lect_AIRobots.pdf)
9. Gavrilov A. V. (2016) A model of spike neuron oriented to hardware implementation / A. V. Gavrilov, V. M. Kangler, M. N. Katomin, K. Panchenko [Model' neyronnogo shipa, oriyentirovannogo na



apparatus realizatsiyu] 11 International forum on strategic technology (IFOST 2016) : proc., Novosibirsk, Novosibirsk NSTU, 2016. – Pt. 1. – P. 521-525. - ISBN 978-1-5090-0853-7. - DOI: 10.1109/IFOST.2016.7884170.

10. C Rizos (2007) Indoor positioning techniques based on wireless LAN \ C Rizos, AG Dempster, B Li, J Salter [Tekhnika pozitsionirovaniya v pomeshchenii na osnove besprovodnoy lokal'noy seti ]– Cited by 369

11. Mautz, R. (2012): Indoor Positioning Technologies, [Tekhnologii vnutrennego razmeshcheniya ]SVH, ISBN 978-3-8381-3537-3, no. 3754, 136p.

12. Mautz, R. (2012): Indoor Positioning Technologies, [Tekhnologii vnutrennego razmeshcheniya ] Swiss Geodetic Commission, Geodetic-Geophysical Reports of Switzerland, no. 86.

13. Mautz, R. (2012): Indoor Positioning Technologies, Habilitation Thesis at ETH Zurich, 127 p.

14. Щекотов, М. С. (2012): Сравнительный анализ систем позиционирования смартфонов в помещениях [Текст] / М. С. Щекотов, А. М. Кашевник – Труды СПИИРАН. Вып. 4(23), с. 460.

15. G. Tabunshchuk (2015) SMART-CAMPUS INFRASTRUCTURE DEVELOPMENT BASED ON BLE 4.0 [Текст] /G. Tabunshchuk, D. Van Merode, Y. Goncharov, K. Patrakhalko [Razvitiye infrastruktury smart-campus na osnove BLE 4.0]- Published in the Journal Electrotechnic and Computer Systems No. 18 (94)

16. Рутковская Д., Пилинский М., Рутковский Л. (2013) Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы. 2-е изд., стереотип. М.: Горячая линия– Телеком, 384 с.

### References

1. Gavrilov, A.V. (2016) Application of neural networks for solving navigation tasks of mobile robots [Primeneniye neyronnykh setey dlya resheniya navigatsionnykh zadach mobil'nykh robotov], available at: <http://www.insycom.ru/html/Diss/>

2. Petrova, O., Tabunshchuk, G. (2017) Modelling of location detection for indoor navigation systems [”Modelirovaniye opredeleniya mestopolozheniya dlya vnutrennikh sistem navigatsii”], The 9th IEEE International Conference on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems: Technology and Applications 21-23 September, Bucharest, Romania, pp. 961-964.

3. Watters, R. (2016) “Teaching Map and Compass: Navigating from the Classroom to the Outdoors”, available at <http://www2.isu.edu/outdoor/mapshort.htm>

4. Andrew G. Dempster, (2015) “Vector Distance Measure Comparison in Indoor Location Fingerprinting” [Sravneniye distantsionnoy distantsii v pomeshchenii], Moghtadaiee nternational Global Navigation Satellite Systems Society IGNSS Symposium.

5. Zhukov, R.V, Gapaniuk, Y. (2015) “Methods for assessing the position of an object in space” [Metody otsenki polozheniya ob'yekta v prostranstve], The Youth Scientific and Technical Herald, FS77-51038.

6. Kjærgaard, M.B. (2011) “Indoor location fingerprinting with heterogeneous Clients”, Pervasive and Mobile Computing, 7(1), pp. 31–43

7. Li, B. (2017) “Satellite Navigation & Positioning Laboratory”, available at: <http://www.snap.unsw.edu.au/staff/binghao-li>.

8. Gavrilov, A.V. (2015) “Application of AI methods in robotics” [Primeneniye metodov II v robototekhnike], available at [http://www.insycom.ru/html/metodmat/Lect\\_AIRobots.pdf](http://www.insycom.ru/html/metodmat/Lect_AIRobots.pdf)

9. Gavrilov, A. V., Kangler V. M., Katomin, M. N., Panchenko K. (2016) “A model of spike neuron oriented to hardware implementation” [Model' neyronnogo shipa, oriyentirovannogo na apparatnyu realizatsiyu]? 11 International forum on strategic technology (IFOST 2016) : proc., Novosibirsk, Novosibirsk NSTU, Pt. 1, pp. 521-525. - ISBN 978-1-5090-0853-7. - DOI: 10.1109/IFOST.2016.7884170.

10. Rizos, C., Dempster, A.G., Li, B., Salter, J. (2007) “Indoor positioning techniques based on wireless LAN”, [Tekhnika pozitsionirovaniya v pomeshchenii na osnove besprovodnoy lokal'noy seti], Cited by 369.

11. Mautz, R. (2012): Indoor Positioning Technologies, SVH, ISBN 978-3-8381-3537-3, no. 3754, 136p.

12. Mautz, R. (2012): Indoor Positioning Technologies, Swiss Geodetic Commission, Geodetic-Geophysical Reports of Switzerland, no. 86.

13. Mautz, R. (2012): Indoor Positioning Technologies, Habilitation Thesis at ETH Zurich, 127 p.

14. Shchekotov, M.S., Kashevnik, A.M. (2012), “Comparative analysis of smartphone positioning systems in premises” [Sravnitel'nyy analiz sistem pozitsionirovaniya smartfonov v pomeshcheniyakh], roceedings of SPIRAS, issue. 4 (23), p. 460.

15. Tabunshchuk, G., Van Merode, D., Goncharov, Y., Patrakhalko, K. (2015) “Smart-campus infrastructure development based on BLE 4.0” [Razvitiye infrastruktury smart-campus na osnove BLE 4.0, Journal Electrotechnic and Computer Systems, No. 18 (94)

16. Rutkovskaya, D., Pilinsky, M., Rutkovsky, L. (2013) “Neural networks, genetic algorithms and fuzzy systems” [Neyronnyye seti, geneticheskiye algoritmy i nechetkiye sistemy], Moscow, Hot line- Telecom, 384 p.

Надійшла до редакції 14.11.2017

**О.А. ПЕТРОВА<sup>1</sup>, Г.В. ТАБУНЩИК<sup>1</sup>, Т.І. КАПЛІЄНКО<sup>1</sup>**<sup>1</sup>Запорізький національний технічний університет (Україна)**МЕТОД НЕЙРО-НЕЧІТКОЇ ВЕРИФІКАЦІЇ СИСТЕМ ПОЗИЦІОНУВАННЯ І НАВІГАЦІЇ ВСЕРЕДИНИ ПРИМІЩЕННЯ**

У даній статті розглянуті основні завдання та проблеми систем позиціонування і навігації всередині приміщення. Проведено аналіз типів нейронних мереж і класифікація їх застосування для задач навігації усередині приміщення. Була розроблена модель верифікації системи, яка дозволить перевірити правильність визначення поточного положення. У роботі авторами запропонований метод верифікації систем позиціонування і навігації всередині приміщення на основі нейронних мереж і нечітких множин.

**Ключові слова:** навігація всередині приміщення, системи реального часу, верифікація, нейронні мережі, карти Кохонен.

**O. PETROVA<sup>1</sup>, G. TABUNSHCHUK<sup>1</sup>, T. KARLIENKO<sup>1</sup>**<sup>1</sup>Zaporizhzhya National Technical University (Ukraine)**THE METHOD OF FUZZY VERIFICATION OF INDOOR-NAVIGATION SYSTEMS**

In the article, the main tasks and problems of indoor-navigation systems are considered. The navigation control system was considered, which consists of three levels: logical, intermediate and reactive. One of the most important tasks to be solved when creating such systems is to ensure their quality. The analysis of the quality of these systems using classical verification methods has a number of disadvantages such as the need to compile an analytical model, to increase the dimensionality of the system, the inability to write an analytical model of navigation system errors. Indoor-navigation systems have functions that make it difficult to use a general-purpose verifier: when creating such systems, restrictions on the time characteristics of the operation are taken into account. The authors proposed an approach based on fuzzy neural networks and developed a model for verification of the system, which allows to verify the correctness of determination of the current location. Neuro-fuzzy system is represented as a multilayer neural network, each layer of which is responsible for a certain step of the algorithm of odd logical inference. Usage of this model makes it possible to extract the knowledge base as a whole, which makes the implementation more flexible. To extract the knowledge from the training sample, self-organizing Kohonen maps were used.

The developed model of indoor-navigation systems verification based on neural networks, in contrast to existing based on of temporary automata and temporal logic, allows you to choose a set of decision rules, rebuild the structure during the training, use linguistic rules. Also, the use of Kohonen self-organizing maps allows you to build and train a network without an expert. The developed method can be used for navigation systems based on BLE 4.0.

**Key words:** indoor navigation, real-time systems, verification, neural networks, Kohonen maps.