

мальные образы классов, для последующей процедуры распознавания. С этой целью система предусматривает сепарирование признаков из исходного априорного словаря на три вида по степени их информативности, сжатие описания исследуемых объектов и построение уточненного словаря признаков, нормировка значений к единичному интервалу, аттестацию возможности использования построенного уточненного словаря признаков для анализа данных и в итоге формирование классифицированной выборки эталонных значений в признаковом пространстве решений. Затем строятся эталоны-кластеры классов, и процедура обучения системы распознавания завершается.

Третья часть системы, в которой реализован алгоритм метода автоматизации анализа данных, предусматривает выполнение непосредственно процедуры распознавания исследуемого объекта.

Заключение

Разработан метод построения компьютерной системы диагностики, который базируется на использовании методов теории распознавания образов и кластерного анализа. Для качественной реализации процедуры распознавания предусматривается обязательное выполнение процедуры обучения, которая осуществляется на основе анализа данных классифицированной обучающей выборки. Признаки из исходного априорного словаря сепарируются по степени информативности с точки зрения разделения эталонов исследуемых классов в соответствующем многомерном признаковом пространстве решений.

Метод построения системы предусматривает автоматизацию процедур обучения и распознавания исследуемых объектов. Он характеризуется универсальностью и позволяет исследовать объекты на основе анализа различных по своей природе исходных признаков.

Список цитированных источников

1. Загоруйко, Н.Г. Прикладные методы анализа данных и знаний / Н.Г. Загоруйко. – Новосибирск: Изд-во Института математики СО РАН, 1999. – 264 с.
2. Васильев, В.И. Проблема обучения распознаванию образов / В.И. Васильев – К., 1989.
3. Гуца, Ю.В. Об одном методе автоматического построения пространства решений при реализации компьютерных систем диагностики / Ю.В. Гуца, А.И. Жукевич, Е.В. Олизарович, В.Г. Родченко // Научные исследования преподавателей факультета математики и информатики: сб. науч. ст. / ГрГУ им.Я.Купалы; редкол.: И.П. Мартынов (отв. ред) [и др.]. – Гродно: ГрГУ, 2010. -61-64 с.

УДК 004.896

ОЦЕНКА ПОГРЕШНОСТИ ОДОМЕТРОВ МОБИЛЬНОГО РОБОТА С ПОМОЩЬЮ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

Касьяник В.В., Дунец А.П.

УО «Брестский государственный технический университет», г. Брест

Постановка задачи

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 используют различные сенсоры и алгоритмы обработки данных. Так, одним из подходов к локализации является

вероятностный подход на основе SLAM-методик с использованием лазерного сканера или дальномеров [1]. Метод оценки ошибки одометров на основе данных навигации мобильного робота представлен в [2]. Классической в данной области является работа [3], где разработана методика калибровки и коррекции погрешности одометров, предложены методы проведения эксперимента для оценки различных факторов, влияющих на погрешность. В работе [4] 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.

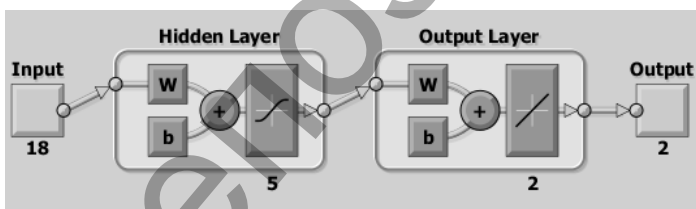
Данная работа является продолжением работы [4] в области применения нейронных сетей для мобильных роботов малого размера. Малый размер робота является причиной более существенных погрешностей и ограничивает использование дополнительных сенсоров. Таким образом, необходимо провести исследование эффективности применения нейронных сетей в данных условиях. В данной работе также предлагается использовать искусственную нейронную сеть, которая будет оценивать изменение ошибки с течением времени. Так как погрешность одометров зависит от множества различных случайных и систематических факторов, то изменение погрешности является нелинейной динамической системой.

Для оценки поведения такой системы и последующей коррекции позиции робота был применен двухслойный персептрон с тангенциально-сигмоидной функцией активации в скрытом слое и линейными выходными нейронами. Для обучения использовался метод обратного распространения ошибки. На вход нейронной сети подавались образы из 18 элементов:

$$\{x_1, y_1, \dots, x_8, y_8, t_b, t_e\},$$

где, x_1, y_1 – координаты робота по данным одометров в течение эксперимента, t_b, t_e – время старта и окончания эксперимента.

Количество нейронов скрытого слоя варьировалось в процессе экспериментов, выходной слой содержал 2 нейрона, которые определяли координату робота x и y в качестве оценки нейронной сети.



Архитектура нейронной сети представлена на рис. 1.

Рисунок 1 – Архитектура нейронной сети

Для обучения нейронной сети в качестве эталонных значений использовались координаты реальной позиции робота. Реальная позиция робота оценивалась с помощью двух подходов – видеорегистрации робота с помощью камеры, закрепленной на потолке, и ручного измерения. После обучения нейронной сети проводились эксперименты по оценке позиции робота на новых данных одометров. В следующем разделе приведены и проанализированы результаты работы нейронной сети в сравнении с реальной позицией робота.

Результаты экспериментов

На первом этапе экспериментов было произведено исследование характеристик механи-

ки мобильного робота. Малые габаритные размеры робота (12см X 12 см X 8 см), легкий вес (200 гр) приводят к существенному увеличению погрешностей курсового угла робота.

Для оценки эффективности применения нейронной сети в задаче уточнения данных одометров был проведен 21 эксперимент. В данном эксперименте робот двигался по прямой на расстояние 1,5 м. На вход нейронной сети подавалось время старта и финиша робота, 8 пар координат положения робота, рассчитанных на основании одометров. Эталонными значениями для обучения сети были данные о реальном положении робота – пара значений координат x и y .

В процессе обучения нейронной сети были произведены исследования влияния количества нейронов скрытого слоя на ошибку нейронной сети в задаче оценки позиции одометров. Результаты исследования приведены в таблице 1. Видно, что наиболее оптимальным количеством нейронов в скрытом слое является интервал 9-11 нейронов. Также можно отметить, что при увеличении количества нейронов до 15, нейронная сеть запоминает входные образы, а на новых данных показывает неудовлетворительные результаты.

Таблица 1 – Результаты оценки погрешности одометров

Эксперимент	Нейронов в скрытом слое	Среднеквадратичная ошибка на этапе обучения	Тестирование сети на новых данных
1	5	36,31	29,876
2	7	20,49	35,502
3	9	4,72	12,255
4	11	5,99	12,258
5	13	28,19	14,401
6	15	2,29	28,561

По этим результатам для дальнейших экспериментов была выбрана нейронная сеть с 11 нейронными элементами в скрытом слое. Далее было проведено исследование 21 эксперимента с помощью обученной нейронной сети.

На рис. 2 и рис. 3 представлены результаты оценки нейронной сетью ошибки одометров по оси X и Y соответственно относительно реальной позиции робота.

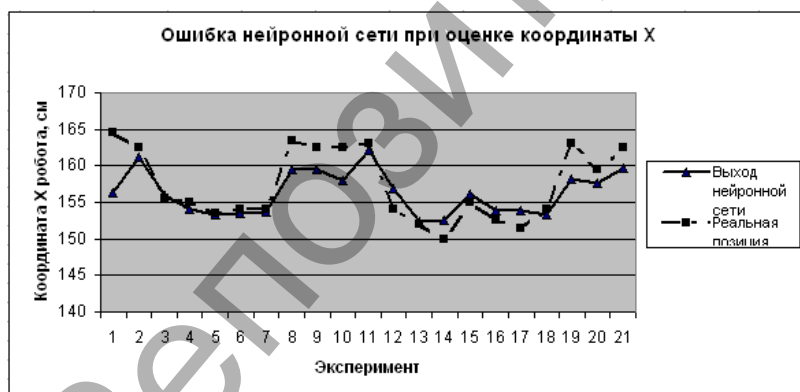


Рисунок 2 – Аппроксимация ошибки одометров нейронной сетью

Рисунок 3 – Аппроксимация ошибки одометров нейронной сетью



С каждым экспериментом систематическая ошибка нарастает и ухудшается оценка нейронной сети. По координате Y заметное ухудшение происходит по-

сле 14 эксперимента, что соответствует примерно 200 метрам пройденного расстояния. В итоге при оценке погрешности по оси X точность нейронной сети была выше на 8 %, по оси Y – на 50 %.

Выводы

В результате проведенного исследования были получены характеристики механики для конкретного реального робота. На основании данных характеристик проведена калибровка подсистем управления и позиционирования робота для решения задачи локализации. Для уточнения позиции робота и повышения качества и надежности информации, выдаваемой подсистемой локализации был предложен нейросетевой подход. Результаты экспериментов доказали эффективность предложенного подхода, особенно в продольном направлении, где ошибка наиболее существенна. Однако в данном подходе имеется ряд недостатков, таких как: необходимость предварительной настройки нейросетевого модуля для конкретного робота и окружающей среды, требование к производительности бортового оборудования робота. В дальнейшем для решения данных проблем планируется создание самообучающейся интеллектуальной системы позиционирования, которая смогла бы адаптироваться во время работы к параметрам робота, внешней среды и использовала для оценки позиции кроме одометров, другие сенсоры робота.

Благодарности

Данная работа выполнялась при поддержке гранта Ф11-ЛИТ003 Белорусского республиканского фонда фундаментальных исследований и гранта ГБ 11/117 Министерства образования Республики Беларусь.

Список цитированных источников

1. Montemerlo, M. Fast-SLAM2.0: An Improved Particle Filtering Algorithm for Simultaneous Localization and Mapping that Provably Con-verges, In Proc. Of the Int. Confs. On Artificial Intelligence (IJCAI) / M. Montemerlo, S. Thrun, D. Kollerand B. Wegbreit. – 2003. – P. 1151–1156.
2. Martinelli, A. Estimating the Odometry Error of a Mobile Robot during Navigation, In Procs. Of European Conf. on Mobile Robots / A.Martinelli, R.Siegwart. – 2003.
3. Borenstein, J. Measurement and correction of systematic odometry errors in mobile robot, IEEE Transactions on Robotics and Automation / J.Borenstein, L.Feng. – 1996. – P.12(6):869-880.
4. Haoming Xu and John James Collins. Estimating the Odometry Error of a Mobile Robot by Neural Networks, In Proc. of International Conference on Machine Learning and Applications, 2009.

УДК 621.397.13:004.932.7

ВЫБОР ПРИЗНАКОВ И МОДЕЛИ КЛАССИФИКАТОРА В ЗАДАЧЕ РАСПОЗНАВАНИЯ ИЗОБРАЖЕНИЙ РЕАЛЬНЫХ СЦЕН

Кузьмицкий Н.Н.

*УО «Брестский государственный технический университет», г. Брест
Научный руководитель – Дереченник С.С., к.т.н., доцент*

Введение

Классификация – одна из наиболее часто встречаемых научно-практических задач, необходимость повседневного решения которой следует из удобства иерархического восприятия действительности. Автоматизированная модель классификации основана на использовании функций определенных параметрических семейств, объединенных в решающем правиле, позволяющем по набору значений признаков объекта определить его класс.

Многие классификационные задачи имеют эффективное решение благодаря хоро-