

В.В.КАСЬЯНИК, А.П.ДУНЕЦ, И.П.ДУНЕЦ, В.Н.ШУТЬ

Брестский государственный технический университет, Беларусь

val.tut@gmail.com

ПРИМЕНЕНИЕ НЕЙРОСЕТЕВОГО ПОДХОДА ДЛЯ ОЦЕНКИ ПОГРЕШНОСТИ ОДОМЕТРОВ МОБИЛЬНОГО РОБОТА

В статье рассматривается проблема оценки погрешности одометров мобильного робота с помощью нейросетевого подхода. Оценка погрешности одометров позволяет повысить точность систем позиционирования и построения карты. Мобильный робот для оценки своей позиции использует одометры – оптические энкодеры оборотов колес. Для оценки ошибки одометров предлагается использовать нейронную сеть, которая прогнозирует поведение ошибки с течением времени.

Ключевые слова: погрешность одометров, нейронные сети, прогнозирование, мобильные роботы

Введение

Одной из важнейших задач в робототехнике является задача определение 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 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 связано 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 на основе методологии искусственных нейронных сетей. Отличием данной работы от предыдущих работ, рассмотренных выше, являются:

- применение нейронной сети для калибровки механики робота и поиска ошибок работы алгоритма управления;
- применение PID-регулятора для равномерного движения робота и нейросетевая оценка качества его работы;
- применение мобильного робота в 5 раз меньших размеров. Это значительно повышает погрешности системы позиционирования из-за малой базы и массы робота, однако позволяет оценить качество применения нейросетевой методики;
- исследование влияния параметров нейронной сети на качество оценки погрешности.

Описание экспериментов

Традиционно для исследования ошибки одометров применяется метод UMBMark, предложенный в [5]. На данном этапе исследований эксперименты проводились в упрощенном варианте, так как параллельно велась доработка механики робота. При постановке экспериментов робот перемещался по прямой с постоянной скоростью 0.2 м/с в течение 12 се-

кунд. За данное время робот проезжал примерно 1,5 метра. При движении робота проводилось измерение показаний одометров с периодичностью в 200 мс. На основе полученных данных рассчитывались 8 промежуточных позиций робота. Из данной информации формировались входные образы на нейронную сеть.

Для формирования эталонных образов, необходимых при обучении нейронной сети, была использована видекамера, закрепленная на потолке. С помощью видекамеры в заданные промежутки времени регистрировалось реальное положение робота. В итоге каждому набору из 8 пар координат одометрической информации соответствует одна пара координат реальной позиции.

Математическая модель ошибки одометров

В данной работе эксперименты проводились на роботе с дифференциальной кинематической схемой. Для расчета позиции робота были использованы оптические одометры с разрешающей способностью 12 отсчетов на оборот. Для расчета текущей позиции робота применялась математическая модель [7]. Пусть начальная и конечная позиции робота задаются следующими векторами:

$$P_0 = \begin{bmatrix} x_0 \\ y_0 \\ \theta_0 \end{bmatrix} \quad P_1 = \begin{bmatrix} x_1 \\ y_1 \\ \theta_1 \end{bmatrix} \quad (1)$$

В процессе движения одометры позволяют получить мгновенные значения скорости левого и правого колеса v_l, v_r соответственно. Если известен размер колесной базы робота b , то связь между начальной, конечной координатой позиции робота и данными одометров имеет вид:

$$P_1 = \begin{bmatrix} x_1 \\ y_1 \\ \theta_1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_0 \\ y_0 \\ \theta_0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{v_l + v_r}{2} \cos\left(\theta + \frac{v_l - v_r}{2b}\right) \\ \frac{v_l + v_r}{2} \sin\left(\theta + \frac{v_l - v_r}{2b}\right) \\ \frac{v_l - v_r}{b} \end{bmatrix} \quad (2)$$

Данную зависимость можно представить через пройденное расстояние и полный угол δ_{trans} , δ_{rot} (рис. 1).

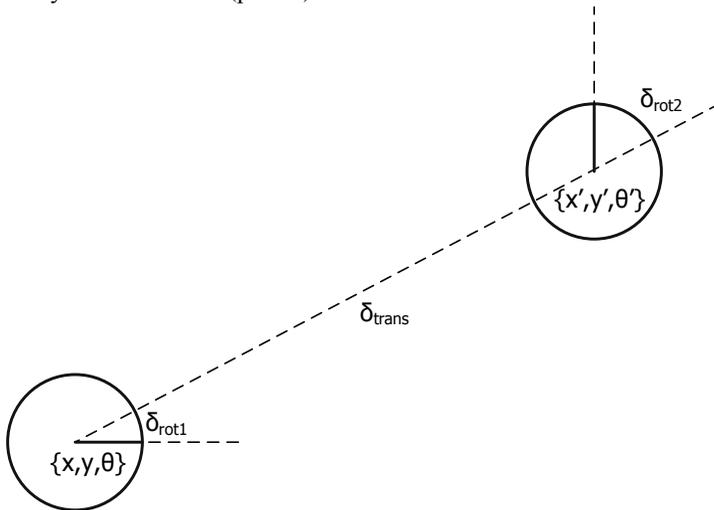


Рис. 1. Геометрическая модель движения робота.

Выражения для пройденного расстояния и поворота имеют вид:

$$\delta_{rot} = \frac{v_l - v_r}{b} \quad (3)$$

$$\delta_{trans} = \frac{v_l + v_r}{2}$$

Таким образом, позиция робота рассчитанная по данным одометров записывается как

$$\delta = (\delta_{rot}, \delta_{trans})$$

Погрешность, накапливаемая одометрами, имеет две основных составляющих: систематическую и случайную ошибку расчета. Причины вызывающие систематическую погрешность позиционирования это недочеты при сборке механики и погрешности при проектировании узлов.

Случайные погрешности вызваны проскальзыванием колес и неровностями пола. Исходя из этого полученные в результате подсчета позиция и угол поворота робота, будут содержать в себе эти ошибки:

$$\widehat{\delta}_{trans} = \delta_{trans} + \sigma_{trans} |d| + \varepsilon_{trans} \quad (4)$$

$$\widehat{\delta}_{rot} = \delta_{rot} + \sigma_{rot} |d| + \varepsilon_{rot} \quad (5)$$

где $\sigma_{trans}, \sigma_{rot}$ систематические ошибки при оценке пройденного расстояния и угла поворота робота, нарастающие с количеством пройденного расстояния $|d|$. ε_{trans} и ε_{rot} случайные ошибки расстояния и угла поворота. $\widehat{\delta}_{rot}, \widehat{\delta}_{trans}$ реальный пройденный путь и реальный угол поворота.

Приведенная выше модель использовалась в программных модулях для расчета координат робота по показаниям одометров. Из представленной модели видно, что ошибка одометров является нелинейной динамической системой.

Выбор архитектуры нейронной сети

Для оценки нарастающей погрешности одометров 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 подаются образы из 18 элементов:

$$\{x_1, y_1, x_2, y_2, \dots, x_8, y_8, t_b, t_e\}$$

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

Архитектура нейронной сети представлена на рис. 2.

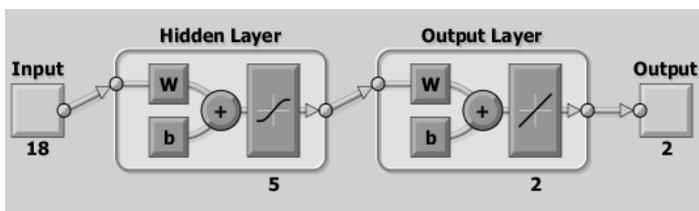


Рис. 2. Архитектура нейронной сети

На выходе нейронной сети формируются значения положения робота в виде координат ANN_x и ANN_y соответственно. 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. Была осуществлена попытка измерения реальной позиции на основе инфракрасных дальномеров, но погрешности данных сенсоров не позволили бы сделать вывод о реальном качестве работы нейронной сети.

Обучение нейронной сети заключается в уменьшении среднеквадратичной ошибки E между значениями координат, полученными на выходе сети и координат, полученных при замерах положения мобильного робота с помощью видеокamеры:

$$E = \sum_n |ANN_{x,y} - REAL_{x,y}|^2$$

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

На первом этапе экспериментов было произведено исследование характеристик механики 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. Сильные колебания курсового угла, вызванные небольшой механикой представлены на рис. 3. Они вызывают существенные погрешности в оценке позиции робота на основе одометров, гораздо большие чем в [6].

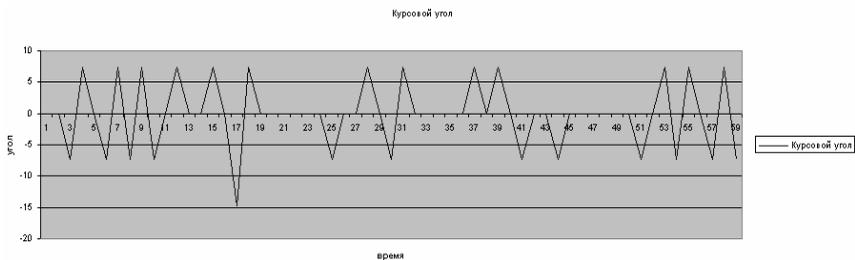
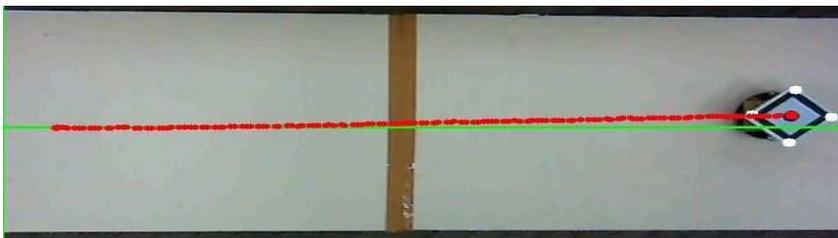
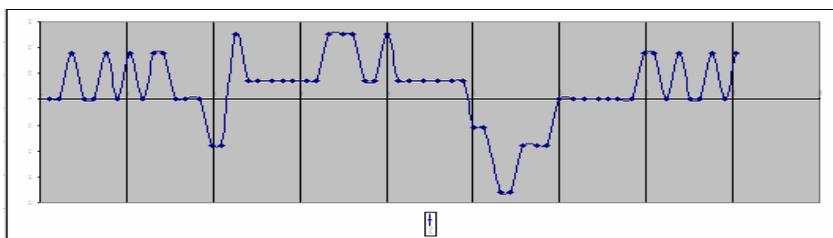


Рис. 3. Колебания курсового угла (данные на основе показаний одометров)

Для уменьшения погрешностей в движении мобильного робота, и выделения постоянной составляющей ошибки, в экспериментах для алгоритма управления было введено ПИД-регулирование моторов колес, а также поверхность пола была покрыта специальным материалом. Это позволило существенно уменьшить случайную составляющую ошибки, выделив систематическую. После настройки оборудования и калибровки были проведены эксперименты для получения обучающей выборки нейронной сети. На рис. 4 б представлен путь робота, который сформирован на основе данных одометров. На рисунке 4 а представлен путь робота, который зафиксирован с помощью видеодетектора. Ровная поверхность пола, отсутствие проскальзывания колес, плавное ПИД-регулирование позволяет говорить о том, что случайная составляющая ошибки в данном эксперименте значительно меньше, чем систематическая. На рис.4 наглядно видно, насколько неточны показания одометров в случае систематической ошибки.



а)



b)

Рис. 7. а)реальный путь робота, б) путь робота на основе одометров

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 табл. 1.

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

Из табл.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. 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. 9 и рис. 10 представлены результаты оценки нейронной сетью ошибки одометров по оси X и Y соответственно относительно реальной позиции робота.



Рис. 9. Аппроксимация ошибки одометров нейронной сетью



Рис. 10. Аппроксимация ошибки одометров нейронной сетью

С каждым экспериментом систематическая ошибка нарастает и ухудшается оценка нейронной сети. По координате Y заметное ухудшение происходит после 14 эксперимента, что соответствует примерно 200 метрам пройденного расстояния. Итоговый результат оценки погрешности

одометров и погрешности нейронной сети приведен в табл. 2. В итоге при оценке погрешности по оси X точность нейронной сети была выше на 8 %, по оси Y – 50 %.

Табл. 2. Результаты оценки погрешности одометров

№	Прямая погрешность одометров, см	Погрешность одометров после использования нейронной сети, см
Координата X	2,3561	2,1458
Координата Y	14,8734	7,5610

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 модуль. Результаты экспериментов доказали успешность предложенного подхода, особенно в продольном направлении, где ошибка наиболее существенна. Однако в данном подходе имеется ряд недостатков, таких как: необходимость настройки нейросетевого модуля для конкретного робота и окружающей среды, требование к производительности бортового оборудования робота, необходимость использования внешнего видеорежистратора для оценки реальной позиции робота. В дальнейшем для решения данных проблем планируется создание 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 литературы:

1. D.Fox, W.Burgard, and S.Thrun, Markov localization for mobile robots in dynamic environments, *Journal of Artificial Intelligence Research (JAIR)*, 1999, pp.11: 391-427
2. M.Montemerlo, S.Thrun, D.Kollerand B.Wegbreit, 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)*, 2003, pp.1151–1156
3. L.Kleeman, Odometry Error Covariance Estimation for Two Wheel Robot Vehicles, Technical Report MECSE-95-1, Department of Electrical and Computer Systems Engineering, Monash University, 1995.
4. A.Martinelli and R.Siegwart, Estimating the Odometry Error of a Mobile Robot during Navigation, In *Procs. Of European Conf. on Mobile Robots*, 2003.
5. J.Borenstein and L.Feng, Measurement and correction of systematic odometry errors in mobile robot, *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, 1996, pp.12(6):869-880.
6. 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
7. R.Siegwart, I.Nourbakhsh, *Introduction to Autonomous Mobile Robots*, The MIT Press, 2004.
8. Z. Zhang, A flexible new technique for camera calibration, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 22(11):1330–1334, 2000