

МЕТОД РЕШЕНИЯ ЗАДАЧИ ОДНОВРЕМЕННОЙ ЛОКАЛИЗАЦИИ И ПОСТРОЕНИЯ КАРТЫ ПРИ ДВИЖЕНИИ АВТОНОМНОГО МОБИЛЬНОГО РОБОТА

Котов К.Ю., Мальцев А.С., Соболев М.А.

Институт автоматизации и электрометрии СО РАН, г. Новосибирск

kotov@idisys.iae.nsk.su, alexandr@idisys.iae.nsk.su

Ключевые слова: мобильный робот, задача SLAM, расширенный фильтр Калмана, нейронная сеть.

Аннотация

Предложен метод определения пространственного положения автономного мобильного робота и построения карты местности при движении в заранее неизвестном окружении. Метод основан на использовании рекуррентной нейронной сети и расширенного фильтра Калмана. Приведены результаты численного моделирования подтверждающие эффективность предложенного подхода.

Введение

При управлении движением автономного мобильного робота либо группы роботов зачастую полагаются на точную оценку положения робота в пространстве или точную информацию об окружающей среде. Однако в большом числе ситуаций данная информация может отсутствовать. В этом случае для решения задачи планирования траектории при выполнении миссии автономным роботом необходимо в первую очередь определить его местоположение и оценить окружающую обстановку, то есть решить так называемую задачу одновременной локализации и картографии - SLAM (Simultaneous Localization and Mapping). Задача SLAM подразумевает, что аппарат помещается в среду, о которой у него нет никакой априорной информации. Используя только бортовые сенсоры, робот должен пройти в этой среде из начального положения в заданное, при этом построить карту местности и получить точную оценку собственной траектории.

Расширенный фильтр Калмана (EKF) является стандартной основой для большинства алгоритмов решающих задачу SLAM. Фильтр оценивает состояние нелинейной динамической системы по серии неточных измерений и возвращает оценку вектора состояния. В контексте SLAM, возвращаемые переменные – это положение робота и особых элементов местности – маркеров или ориентиров относительно окружающего мира. Среди работ посвященных улучшению сходимости алгоритмов с использованием EKF можно выделить несколько основных направлений: методы уменьшения или ограничения ошибок линеаризации [3], методы основанные на анализе наблюдаемости системы [8], а также оценке модели системы [4] и ковариационной матрицы наблюдений [5]. Наличие, например, цветного шума в управляющих воздействиях или систематической ошибки в одометрических данных может существенно влиять на сходимость EKF. В работе [9] предложено включить некоторые параметры модели подвижного объекта в оцениваемый вектор состояния EKF с целью дальнейшего уточнения этих параметров. Однако некоторые модели движения могут быть существенно нелинейными и включать в себя большое число параметров, в общем случае, непостоянных, поэтому интересным способом решения этой проблемы является использование нейронной сети для оценки систематической ошибки модели объекта [4].

В данной работе рассматривается двумерная постановка задачи SLAM, в которой робот перемещается за целевой точкой по предписанной траектории с одновременным восстановлением реальной траектории движения по получаемой дальнометрической информации. Предложен алгоритм оценивания систематической погрешности в параметрах модели системы, основанный на использовании рекуррентной нейронной сети. Приведены результаты численного

моделирования включающие в себя сравнение алгоритма описанного в работе [4] с предложенным подходом и подтверждающие работоспособность последнего.

1. Постановка задачи и алгоритм оценки координат

Будем полагать, что мобильный робот оборудован системой получения дальнометрической информации, позволяющей обнаруживать специальные ориентиры на местности. Такие системы могут быть представлены ультразвуковыми датчиками, 2D и 3D лазерными сканерами, а также видеокамерами. Для выделения элементов местности будем использовать геометрические примитивы – линии и применим алгоритм RANSAC [7]. В качестве координат обнаруженных элементов примем длину нормали d и угол a на линию. Вектор, включающий в себя координаты робота и обнаруженных меток, является картой местности:

$$(1) X = [X^R, X^F]^T,$$

где $X^R = [x_r, y_r, \varphi_r]^T$ – абсолютные координаты робота, $X^F = [d_1^0, \alpha_1^0, d_2^0, \alpha_2^0, \dots, d_n^0, \alpha_n^0]^T$ – абсолютные координаты обнаруженных меток относительно начала координат, n – число обнаруженных меток.

1.1 Алгоритм SLAM с использованием EKF

В постановке задачи SLAM уравнение динамики системы для дискретного момента времени k имеет следующий вид

$$(2) \begin{cases} X_k^R = f(X_{k-1}^R, U_k) + W_{k-1} \\ X_k^F = X_{k-1}^F \end{cases}.$$

Здесь W_{k-1} – нормальный случайный процесс, описывающий погрешности моделирования, с нулевым средним и ковариационной матрицей Q_{k-1} ; U_k – вектор управляющих воздействий. При этом координаты обнаруженных ориентиров полагаются стационарными. Модель наблюдения имеет вид

$$(3) Z_k = h(X_k) + V_k,$$

где V_k – белый гауссовский шум измерений с нулевым средним и ковариационной матрицей R_k ; $Z_k = [d_1, \alpha_1, d_2, \alpha_2, \dots, d_n, \alpha_n]^T$, d_n, α_n – координаты измеренных меток относительно положения робота X^R .

Связь глобальных и локальных координат выражается соотношением:

$$(4) X_k^F = h_inv(Z_k, X_k^R),$$

где h_inv – функция перевода локальных координат в глобальные координаты меток. Данное выражение используется для добавления координат вновь встреченных меток в полный вектор X_k .

В большинстве алгоритмов используется EKF для получения оценок вектора состояний. Матрицы изменения состояния системы и наблюдения определяются Якобианами:

$$(7) F_k = \left. \frac{\partial f}{\partial X} \right|_{\hat{X}_k},$$

$$(8) H_k = \left. \frac{\partial h}{\partial X} \right|_{\hat{X}_k}.$$

Соотношения экстраполяции и коррекции вектора состояния имеют вид:

$$(9) P_k = F_k P_{k-1} F_k^T + Q_k.$$

$$(10) K_k = \frac{P_{k-1} H_k^T}{H_k P_{k-1} H_k^T + R_k}.$$

$$(11) \hat{X}_k = \hat{X}_{k-1} + K(Z_k - h_k(\hat{X}_{k-1})),$$

$$(12) P_k = (I - K_k H_k) P_k.$$

1.2 Алгоритм NNEKF-MLP

Авторами работы [11] предложен алгоритм идентификации нелинейной динамической системы с использованием нейронной сети и ЕКФ. ЕКФ в данном методе используется для оценки вектора состояний системы, компонентами которого являются веса нейронной сети. В работе [4] данный метод назван NNEKF и используется для решения задачи SLAM. Полный вектор состояния имеет вид $X = [X^R, X^A, X^F]^T$, а уравнения (2) записываются как

$$(13) \begin{cases} X_k^R = f(X_{k-1}^R, U_k) + g(X_{k-1}^R, X_{k-1}^A, U_k) \\ X_k^A = X_{k-1}^A \\ X_k^F = X_{k-1}^F \end{cases} .$$

где $X^A = [a_1, a_2, \dots, a_m]^T$ – вектор, содержащий веса нейронной сети g . Как и координаты меток, веса нейронной сети полагаются стационарными. Соответствующий Якобиан (7) принимает вид

$$(14) F_k = \begin{bmatrix} \frac{\partial f}{\partial X^R} + \frac{\partial g}{\partial X^R} & \frac{\partial g}{\partial X^A} & 0 \\ 0 & I^A & 0 \\ 0 & 0 & I^F \end{bmatrix} .$$

В качестве нейронной сети g в работах [4], [11] выбран многослойный перцептрон прямого распространения. В дальнейшем для удобства будем использовать обозначение NNEKF-MLP (MLP – Multi-Layer Perceptron). В отличие от работы [11], где данная сеть используется для решения задачи XOR и тренировка сети осуществляется по фиксированному набору входных данных, для задачи SLAM входные данные (компоненты вектора измерений Z) в общем случае не повторяются. Это приводит к непрерывной подстройке нейронной сети под поступающие входные данные X^R, U_k .

1.3 Алгоритм NNEKF-ELM

Альтернативой динамически управляемым сетям прямого распространения являются рекуррентные сети. Рассмотрим применение в поставленной задаче простой рекуррентной сети описанной в работе Элмана [6]. Аналогично (13), представим нейронную сеть аддитивной составляющей исходной модели. Будем использовать сеть в режиме многошагового предсказания. В данном случае входными данными сети является только предыдущее значение ее выхода E_{k-1} и сеть не зависит от векторов X^R, U_k . Выражения (13), (14) принимают следующий вид:

$$(15) \begin{cases} X_k^R = f(X_{k-1}^R, U_k) + g(E_{k-1}, X_{k-1}^A) \\ X_k^A = X_{k-1}^A \\ X_k^F = X_{k-1}^F \end{cases} .$$

$$(16) F_k = \begin{bmatrix} \frac{\partial f}{\partial X^R} & \frac{\partial g}{\partial X^A} & 0 \\ 0 & I^A & 0 \\ 0 & 0 & I^F \end{bmatrix} .$$

Общий алгоритм SLAM для всех рассмотренных случаев состоит из следующих шагов:

- 1) Инициализация переменных.
- 2) Экстраполяция положения робота, координат меток и матрицы ковариаций.
- 3) Ассоциация данных или поиск соответствий обнаруженных ориентиров в карте.
- 4) Коррекция или уточнение координат.
- 5) Добавление новых обнаруженных ориентиров в карту.

2. Экспериментальные результаты

В качестве объекта управления используется модель мобильного робота *e-puck*, разработанного в университете EPFL, Швейцария и предназначенного для исследовательских и образовательных целей [10]. Уравнения кинематического описания робота в дискретном времени имеют следующий вид [1]:

$$(17) \begin{cases} x_k = x_{k-1} + \Delta t \cdot v_k \cdot \sin \varphi_k; \\ y_k = y_{k-1} + \Delta t \cdot v_k \cdot \cos \varphi_k; \\ \varphi_k = \varphi_{k-1} + \Delta t \cdot \omega_k, \end{cases}$$

где x_k, y_k — координаты объекта на плоскости; v_k, ω_k — линейная и угловая скорость объекта; φ_k — угол, характеризующий направление движения объекта относительно оси ординат; Δt — шаг квантования по времени.

Для возможности моделирования задачи SLAM разработан программный модуль, имитирующий работу лазерного сканера в 2D плоскости. Угловое разрешение сканера составляет 0.5° и на каждом шаге квантования сканируется сектор равный 180° . Положение сканера определяется положением модели (17), имитирующей движение реального робота согласно алгоритму управления, изложенному в работе [2]. Для систем (2), (13), (15) синхронно выполнялся расчет второй модели или одометрии реального робота по тем же соотношениям (17). Был внесен аддитивный гауссовский шум в данные одометрии и дальнометрические данные. Значение номинальной линейной скорости робота составляло 1 см/с.

Рассматривается движение объекта вдоль кусочно-линейной траектории. Препятствия являются стационарными и расположены равноудалено вдоль каждого участка траектории. Радиус видимости сканера и параметры алгоритма RANSAC выбраны таким образом, что в каждый момент времени робот различает около 4 ориентиров. На рис. 1а,2а и 1б,2б приведены результаты моделирования NNEKF-MLP и NNEKF-ELM алгоритмов для случая несмещенной ошибки в модели (17). Для алгоритма NNEKF-MLP, как и в работе [4], нейронная сеть состоит из трех слоев с соответствующим количеством 5-3-3 нейронов в каждом слое. Нейронная сеть для алгоритма NNEKF-ELM имеет структуру 3-3-3, также состоящую из трех слоев, с дополнительными 3 нейронами обратной связи в первом слое. В обоих случаях используется сигмоидальная функция активации нейрона.

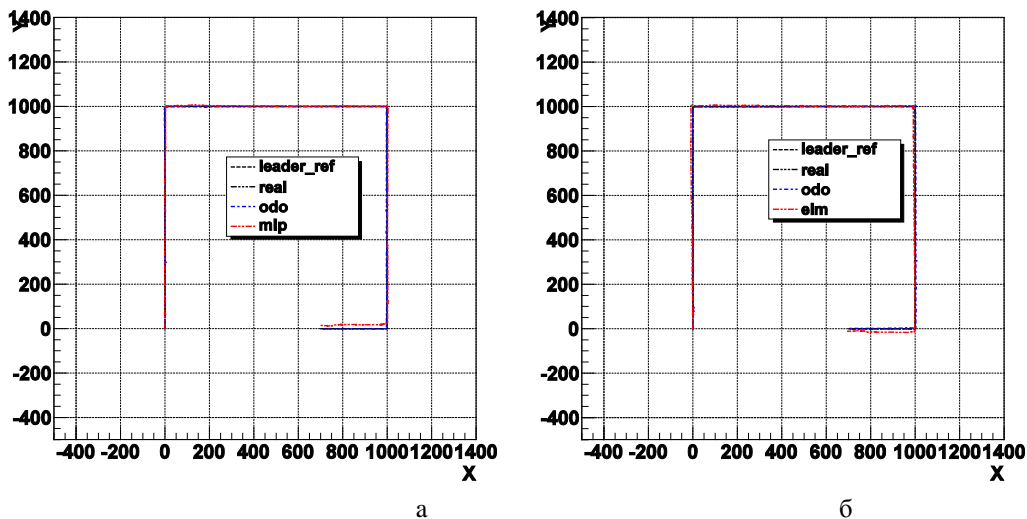


Рис.1. Траектория движения робота в случае несмещенной ошибки одометрии: алгоритмы NNEKF-MLP и NNEKF-ELM.

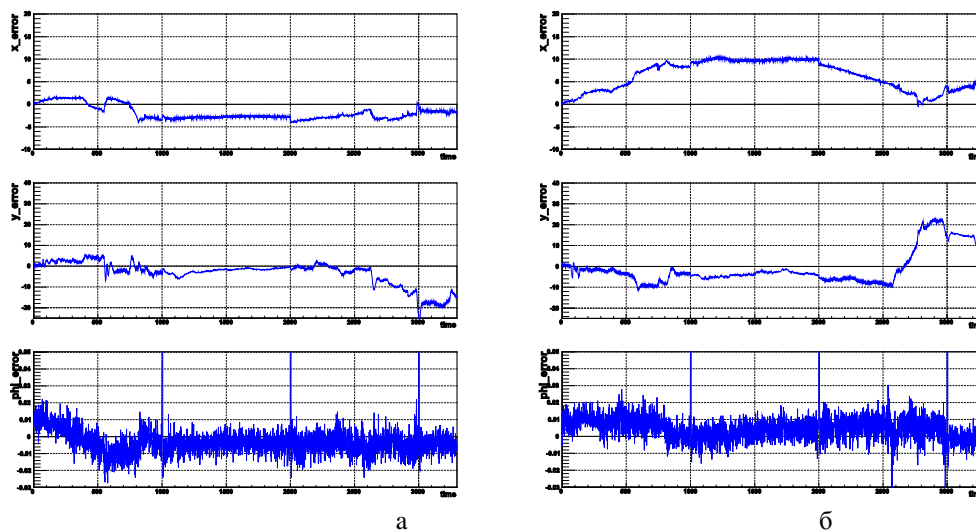


Рис.2. Отклонение оценки положения робота от реальной траектории движения в случае несмещенной ошибки одометрии: алгоритмы NNEKF-MLP и NNEKF-ELM.

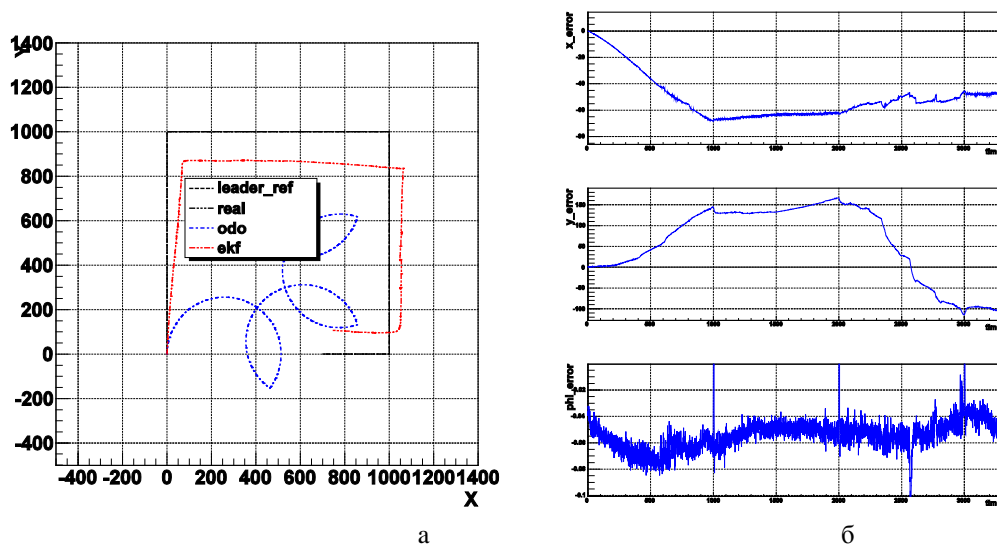


Рис.3. Траектория движения робота и отклонение оценки положения робота от реальной траектории движения в случае смещенной ошибки одометрии: алгоритм EKF.

На Рис 3а,б и 4а,б, 5а,б приведены результаты моделирования для случая наличия систематической ошибки в модели (17). Введенная систематическая ошибка одометрии составляет около 0.2 град в курсовом угле и 0.1 см/с в линейной скорости подвижной платформы. Стандартный алгоритм EKF демонстрирует неудовлетворительный результат – траектория движения робота имеет существенное отклонение от реальной траектории, Рис. 3а,б. Алгоритмы NNEKF-MLP и NNEKF-ELM компенсируют введенную ошибку и имеют соизмеримые отклонения оцениваемых величин, Рис. 4а,5а и 4б,5б соответственно.

3. Заключение

В работе предложен метод одновременного определения пространственного положения мобильного робота и построения карты местности, основанный на использовании рекуррентной нейронной сети и расширенного фильтра Калмана. Результаты моделирования показывают эффективность подхода при наличии систематической ошибки в параметрах модели подвижного объекта. Детальный сравнительный анализ точности, скорости сходимости и устойчивости предложенного алгоритма являются предметом дальнейших исследований.

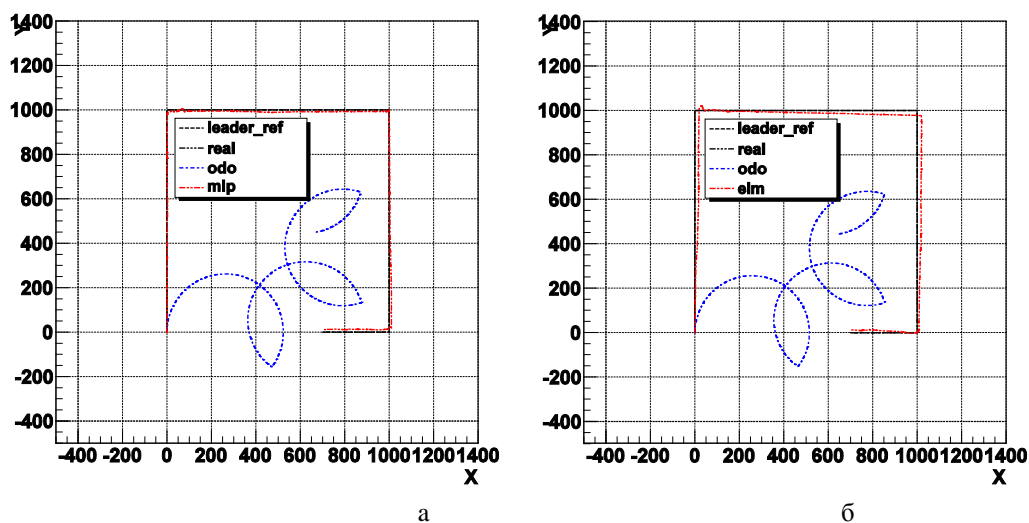


Рис.4. Траектория движения робота в случае смещенной ошибки одометрии: алгоритмы NNEKF-MLP и NNEKF-ELM.

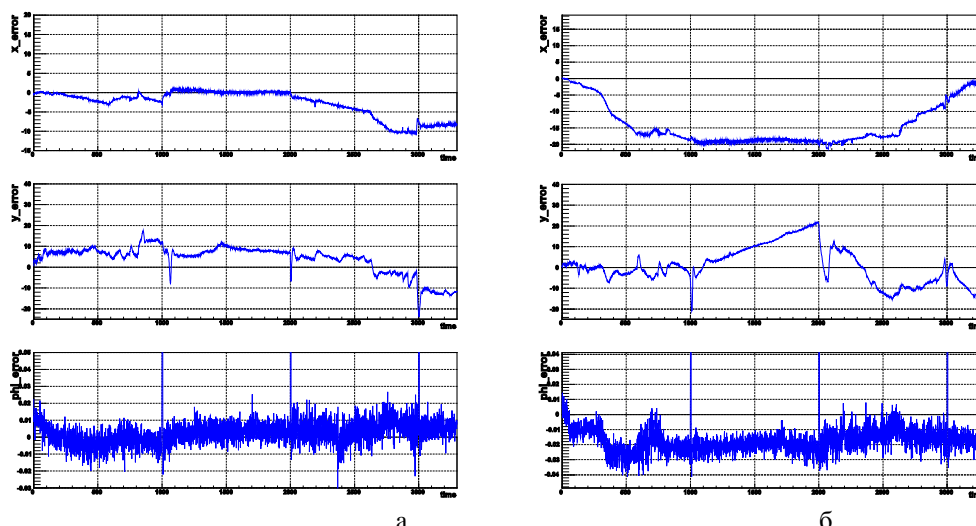


Рис.5. Отклонение оценки положения робота от реальной траектории движения в случае смещенной ошибки одометрии: алгоритмы NNEKF-MLP и NNEKF-ELM.

Литература

1. Золотухин Ю.Н., Котов К.Ю., Мальцев А.С., Нестеров А.А. Управление траекторным движением группы мобильных роботов: моделирование и эксперимент // В кн. Материалы X Международной конференции "Актуальные проблемы электронного приборостроения (АПЭП-2010)", Новосибирск, с. 101-106, Россия: 2010.
2. Золотухин Ю.Н., Котов К.Ю., Нестеров А.А. Децентрализованное управление подвижными объектами в составе маневрирующей группы // Автометрия, №3, С. 31-39, 2007.
3. Castellanos J.A., Martinez-Cantin R., Tardos J.D., Neira J. Robocentric map joining: Improving the consistency of EKF-SLAM // Robotics and Autonomous Systems, 55, 1, 21-29, January, 2007.
4. Choi M., Sakthivel R., Chung W.K Neural Network-Aided Extended Kalman Filter for SLAM Problem // IEEE International Conference on Robotics and Automation, Rome Italy, April 10-14, 2007, pp. 1686-1690.
5. Choi Won-Seok, Kang Jeong-Gwan, Oh Se-Young Measurement Noise Estimator Assisted Extended Kalman Filter for SLAM Problem // IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, St. Louis, USA, October 11-15, 2009, pp. 2077-2082.
6. Elman, J.L. Finding structure in time // Cognitive Science, 14, 1990, pp. 179-211.

7. *Fischler M, Bolles R* Random sample consensus: A paradigm for model fitting with application to image analysis and automated cartography // *Communications of the ACM*, 24(6), pp. 381-395, 1981.
8. *Huang P.G., Mourikis A.I., Roumeliotis S.I.* Analysis and Improvement of the Consistency of Extended Kalman Filter based SLAM // *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, Pasadena, CA, USA, May 10-23, 2008, pp. 473-479.
9. *Martinelli A., Tomatis N., Tapus A., Siegwart R.* Simultaneous Localization and Odometry Calibration for Mobile Robot // *Proceedings of the 2003 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, 2003, pp. 1499-1504.
10. *Mondada F., Bonani M., Raemy X., Pugh J., Cianci C., Klaptoch A., Magnenat S., Zufferey J.-C., Floreano D., Martinoli A.*, The e-puck, a Robot Designed for Education in Engineering // *Proceedings of the 9th Conference on Autonomous Robot Systems and Competitions*, 1(1), pp. 59-65, 2009.
11. *Singhal S., Wu L.* Training Multilayer Perceptrons with the Extended Kalman Algorithm // *In Proceedings of NIPS' 1988*, pp. 133-140.