

НЕЙРОФИЗИЧЕСКАЯ МОДЕЛЬ МОБИЛЬНОГО РОБОТОТЕХНИЧЕСКОГО КОМПЛЕКСА

Дружинин Н.С.¹, Беляев А.С.²

¹ТПУ, ИШИТР, гр.8Е02, e-mail: nsd11@tpu.ru

²ТПУ, ИШИТР, ст. преподаватель, e-mail: asb22@tpu.ru

Введение

Одной из основополагающих задач, встающих перед инженером-исследователем, является создание математической модели изучаемого объекта, полностью описывающей как внутренние процессы системы, так и внешние воздействия окружающей среды. Её наличие позволяет выполнять прогнозирование поведения реального объекта, что позволяет избежать как временные затраты, так и материальные. Однако решение данной задачи с помощью законов физики не только обладает высокой сложностью выполнения, но и влечёт за собой определенную степень идеализации, поскольку в реальном мире сложно учесть всевозможные факторы, способные воздействовать на систему. Реализация модели на основе алгоритмов искусственного интеллекта, обучающая выборка которого является данными, снятыми в процессе реальных экспериментов с различных датчиков, описывающих состояния и процессы объекта, охватывает большой спектр возможных воздействий системы.

Одним из примеров подобного рода систем являются колёсные мобильные роботы outdoor типа, функционирующие в естественных условиях, базовой задачей которых является задача навигации, где основной проблемой выступают сложно прогнозируемые свойства окружающей среды, поскольку данный вид роботов должен преодолевать такие поверхности как грязь, снег, песок, лёд и т.д., термомеханические характеристики которых непостоянны. Одним из ключевых факторов, осложняющих навигацию, и вследствие чего управление, при движении по неоднородной поверхности, является проскальзывание колёс. В свою очередь проскальзывание – это частичная или полная потеря тяги транспортного средства. А в том случае если, движители находятся на разных типах поверхностей, произойдет эффект взаимовлияния нескольких участков разных поверхностей на поведение мобильного робота. Описанный фактор значительно усложняет задачу определения поведения мобильного робота в естественных условиях. При этом данные физические явления оказывают влияние не только на выходное положение и ориентацию робота в пространстве [1], но и на внутренние переменные, такие как ток двигателя, значение которого является важным при разработке алгоритмов энергоэффективного движения.

Описание модели на примере Robotino V3

В качестве исследуемого объекта был использован мобильный робот Festo Robotino, оснащенного 3-мя голономными колесами типа Omni. Для создания эффекта неопределенного (непрогнозируемого) влияния внешней среды на робота, в ходе исследования он перемещается по 3-м подстилающим поверхностям, которые отличаются по коэффициенту трения качения и характеру влияния поверхности на движение робота [2]. Поскольку в ходе экспериментов действительная скорость робота будет не совпадать с заданной скоростью и скоростью вращения колес, вследствие появления эффектов проскальзывания колеса [3], то для определения действительной скорости используется камера. Для создания модели рассматриваемой системы в процессе исследования, была собрана обучающая выборка на 54600 данных – содержащих уставные скорости, показания энкодеров, силы токов двигателей и реальную скорость движения робота. Стоит отметить, что каждый эксперимент изначально отличался направлением заданного вектора скорости движения робота и типом поверхности.

Нейросетевая модель робота состоит из ансамбля (21) полносвязных нейронных сетей. Параметры каждой сети различаются из-за максимизации качества прогнозирования на каждом из этапов, однако каждая нейронная сеть имеет 3 слоя с функцией активации “Selu”, кроме последнего (используется 1 нейрон без функции активации). На вход в ансамбль подаются заданные скорости по “x”, “y”, угловая скорость поворота, а также тип подстилающей поверхности. Внутри ансамбля поочередно прогнозируются показания энкодеров, силы токов каждого из двигателей – 9 нейронных сетей (для каждой из поверхностей по 3) – и эффективная скорость движения робота (также 9 сетей). На рисунке 1 представлен алгоритм работы ансамбля нейронных сетей, представляющих собой модель мобильного робототехнического комплекса. Вся модель оценивается по сравнению её выходных параметров с реальными данными.

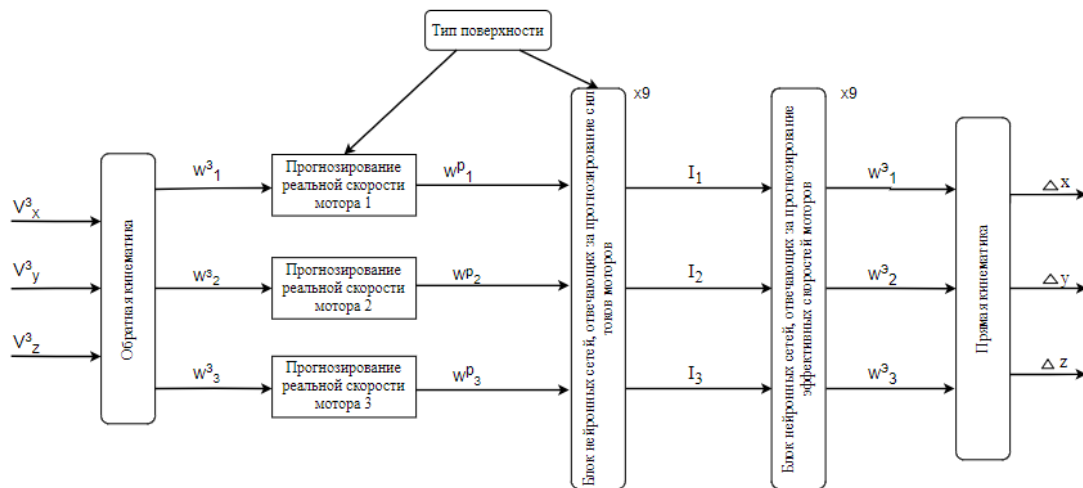


Рис. 1. “Нейрофизическая” модель мобильного робота,

где V_x^3, V_y^3, V_z^3 – заданные проекции заданных скоростей в локальной системе координат; w_1^3, w_2^3, w_3^3 – заданные угловые скорости моторов; w_1^p, w_2^p, w_3^p – реальные угловые скорости моторов; I_1, I_2, I_3 – потребляемые силы токов моторов; s_1, s_2, s_3 – коэффициент проскальзывания колёс

После обучения данной модели, точность на тестовой выборке по выходным переменным составила 91 %.

Результаты спроектированной модели робота:

Для оценки качества работы модели была сформирована апробационная выборка, снятая отдельно – 150 снятий данных (движение по кругу (длина = 2,86 м) и квадрату (длина = 2,87 м) с переходом между двумя поверхностями, наиболее токозатратными) –. Данный этап необходим, поскольку ранее составленная обучающая выборка не описывает абсолютно все возможные состояния системы, также во время прохождения траектории ставится акцент на отдельно взятые динамические состояния, а значит идет проверка, с какой точностью модель аппроксимировала функцию реальной скорости.

Полученные в рамках данной проверки траектория движения робота (красная) и спрогнозированная по модели (синяя) представлены на рисунке 2. Стоит отметить, что относительная ошибка на траектории «круг» составила 16 и 29 %, по осям X и Y глобальной системы координат соответственно. А по траектории «квадрат» относительная ошибка составила 9 и 17 %, также по осям X и Y глобальной системы координат соответственно. На рисунке 2 представлена спрогнозированная и реальная траектория движения робота по квадрату.

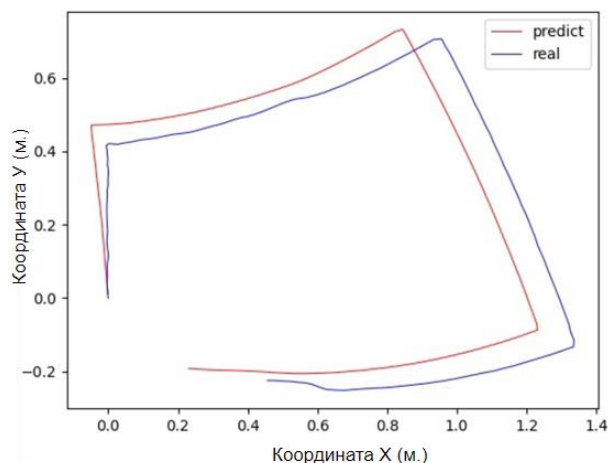


Рис. 2. Действительная траектория движения робота и полученная по нейросетевой модели

Заключение

Полученные результаты прогнозирования передвижения мобильного робота по разным типам поверхностей обеспечивают достаточную точность соизмеримую с размерами робототехнической

платформы. Однако имеется возможность улучшения точности модели путём более точного рассмотрения процесса перехода между поверхностями (рассмотрение каждого колеса по отдельности), данное решение позволит минимизировать накопление ошибки с течением времени. Предлагаемая модель робота имеет большой плюс в использовании – для занесения новых поверхностей не требуется переобучать абсолютно всю модель, достаточно обучить новую нейронную сеть и добавить её в модель. Также данная методика имеет перспективу использования для роботов, функционирующих в экстремальных условиях, поскольку при выходе из строя одного из датчиков, внутренняя одометрия перестанет исправно функционировать, что в свою очередь никак не коррелирует с работой модели, ведь все закономерности получены в период обучения, и на вход подаётся только уставные скорости.

Список использованных источников

1. Belyaev A.S., Brylev O.A., Ivanov E.A. Slip Detection and Compensation System for Mobile Robot in Heterogeneous Environment // IFAC-PapersOnLine. – 2021. – Vol. 54, Issue 13 – P. 339-344.
2. Andrakhanov A., Belyaev A. Navigation learning system for mobile robot in heterogeneous environment: Inductive modeling approach // Proceedings of the 12th International Scientific and Technical Conference on Computer Sciences and Information Technologies, CSIT 2017. – Vol. 1. – P. 543–548.
3. Cursi F., Bai W., Li W., Yeatman E.M., Kormushev P. Augmented Neural Network for Full Robot Kinematic Modelling in SE(3) // IEEE Robotics and Automation Letters. – 2022. – Vol. 7, № 3 – P. 7140-7147.
4. Gu Fang and Dissanayake M.W.M.G. Neural networks for modelling robot forward dynamics // Proceedings of IC-NN'95 - International Conference on Neural Networks. – 1995. – Vol. 5 – P. 2715-2719.