

Таким образом, в данной работе была решена задача терминального управления для движения мобильного робота с дифференциальным приводом при наличии ограничений. Для планирования траектории реализован метод A^* поиска пути на карте со статическими препятствиями, в качестве управления использовалась динамическая обратная связь, стабилизирующая движение системы вблизи заданной программной траектории. Численное моделирование процессов управления показало, что мобильный робот, проезжая по заданной траектории, не пересекается с препятствиями. Кроме того, даже под влиянием внешних возмущений движение системы происходит без столкновений с препятствиями.

Список литературы

1. Tang C.P. Differential Flatness-based Kinematic and Dynamic Control of a Differentially Driven Wheeled Mobile Robot // Proceedings of the 2009 IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics. 2009. С. 2267–2272. DOI: 10.1109/ROBIO.2009.5420388.
2. Karlijn Fransen, Joost van Eekelen. Efficient path planning for automated guided vehicles using A^* (Astar) algorithm incorporating turning costs in search heuristic // International Journal of Production Research. 2021. С. 1–19. DOI: 10.1080/00207543.2021.2015806.
3. Четвериков В.Н. Управляемость плоских систем // Дифференциальные уравнения. 2007. № 11. С. 1518–1527.

УДК 519.6

ПРЕДВАРИТЕЛЬНЫЙ АНАЛИЗ НЕЙРОСЕТЕВЫХ АЛГОРИТМОВ ОДНОКЛАССОВОЙ КЛАССИФИКАЦИИ ЦВЕТНЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ

Журавлев И.И., студент

МГТУ им. Н.Э. Баумана, факультет «Фундаментальные науки»

zhursvlevy@mail.ru

Милосердов О.А., н.с.

ИПУ им. В.А. Трапезникова РАН, лаборатория № 77 «Вычислительной кибернетики»

oleg_milos@mail.ru

Научный руководитель: Макаренко А.В., к.т.н, с.н.с.

ИПУ им. В.А. Трапезникова РАН, лаборатория № 77 «Вычислительной кибернетики»

Для заданного множества $D = \{I_i\}_{i=1}^N$ изображений I_i , являющегося подмножеством изображений целевого класса I_{target} строятся два отображения:

$$\begin{aligned} f_1: I &\rightarrow X, X \subset \mathbb{R}^k \\ f_2: X &\rightarrow \{0,1\} \end{aligned} \quad (1)$$

X – пространство признаков изображений. f_2 возвращает 1, если $I \in I_{target}$ и 0, если $I \notin I_{target}$. Отображение f_1 реализуется в виде сверточной нейронной сети (СНС) [1] и обучается как бинарный классификатор внутриклассовому разделению. Пусть каждому целевому изображению I_i поставлена в соответствие метка y_i подкласса целевого класса. Введем функцию g , реализованную в виде многослойного перцептрона и обучим классификатор $g(f_1)$ на данных $\{I_i, y_i\}_{i=1}^N$. После обучения классификатора извлекаются выходы f_1 , представляющие собой векторы признаков изображений. Обучающий набор состоит из 1388 изображений целевого класса, разделенных на два подкласса. Метрика F_1 на валидационной и тестовой выборке составила 0.98 и 0.97 соответственно.

Отображение f_2 реализуется в виде одноклассового метода опорных векторов [2]. Для его обучения использовались объекты из обучающего набора для СНС. Полнота при классификации объектов из тестовой выборки составила 0.92. В качестве тестового множества нецелевых изображений использовался Imagenet [3] с общим количеством

изображений 1281167 на 1000 классов. Для каждого класса вычислялась полнота и строился доверительный интервал методом бутстрэпа с уровнем значимости 0.05. Среднее значение полноты составило 0.67.

Для анализа ошибок классификации строилась диаграмма размаха для евклидова расстояния от центра кластера целевых векторов признаков до каждого вектора как целевого, так и нецелевого класса. Медианные значения расстояния для верно определенного целевого и неверно определенного нецелевого классов составили 1.73 и 1.88, что говорит о «смешанности» целевых и нецелевых признаков представлений изображений. Значение медианы у верно определенного нецелевого класса составили 13.05, что говорит о высокой отделимости нецелевых объектов от целевых. При этом медиана у неверно определенных целевых изображений составила 6.08, что говорит об отдаленности этих объектов от кластера целевых изображений. Также был произведен анализ различия цветовых характеристик целевых и нецелевых изображений. Для верно и неверно определенных целевых изображений при выбранном уровне значимости 10^{-4} р-значение по критерию Манна-Уитни составило 0.65. Это говорит об отсутствии значимых различий в данных выборках. У верно и неверно определенных нецелевых изображений р-значение составило 10^{-16} , что говорит о наличии статистически значимых различий в их цвете.

Резюмируя полученные результаты, можно сделать вывод, что для одноклассовой классификации недостаточно подклассов целевого класса, чтобы сформировать признаковое пространство, описывающее целевые объекты. Этому свидетельствует качество классификации по полноте, медианное расстояние векторов признаков до центра целевого класса. Также сеть могла обучиться распознаванию цвета объекта, и данный признак мог играть решающую роль при классификации нецелевых изображений, что дает негативный эффект в случае, если форма или текстура объектов различны, но цвет схож. Чтобы избежать такого эффекта и повысить качество классификации, необходимо контролировать, чтобы сеть различала форму и текстуру объектов на изображении.

Список литературы

1. Goodfellow I.J., Benjio Y., Courville A. Deep learning : MIT press, 2016. 652 p.
2. Scholkopf B., Williamson R., Smola, A., Shawe-Taylor J., Platt J. Support Vector for Novelty Detection // MIT press (NIPS'99). 1999. P. 582-588.
3. Deng J., Dong W., Socher R., Li L.-J., Li K., Fei-Fei L. Imagenet: A large-scale hierarchical image database : 2009 IEEE conference on computer vision and pattern recognition, p. 248-255.

УДК 004.932.2

ДЕТЕКЦИЯ ПАДЕНИЙ ЛЮДЕЙ ПО ДАННЫМ ВИДЕОНАБЛЮДЕНИЯ С ПОМОЩЬЮ ГЛУБОКОГО ОБУЧЕНИЯ

В.С. Лобанова, студент

МГТУ им. Н.Э. Баумана, факультет «Фундаментальные науки»

lobanova_vs@mail.ru

Научный руководитель: Анищенко Л.Н., к.т.н., с.н.с, лаборатория дистанционного зондирования НИЧ НУК ФН МГТУ им. Н.Э. Баумана, доцент МГТУ им. Н. Э. Баумана, факультет «Биомедицинская техника»

По оценкам экспертов ООН, к 2050 году 16 % населения мира будет старше 65 лет, причем в Европе и Северной Америке доля этой возрастной группы достигнет 25 %. Вследствие естественного процесса старения, сопутствующих заболеваний и приема медикаментов у пожилых людей наблюдаются повышенные риски падений. При этом наряду с сенсорными нарушениями, хронической обструктивной болезнью легких,