

ОБЕСПЕЧЕНИЕ ИНВАРИАНТНОСТИ РАСПОЗНАВАНИЯ ИЗОБРАЖЕНИЙ К МАСШТАБАМ В АДАПТИВНЫХ РОБОТАХ

Рагим Мамедов, Тимур Алиев

Пр. Азадлыг, 20, Баку, FP1148, Азербайджан, тел.: (99412) 498-62-20, E-mail: Rahim1951@mail.ru

Аннотация

В статье приведены области науки и техники в которых активно используются адаптивные роботы. Указаны основные причины, мешающие их развитию. Произведен анализ основных направлений развития адаптивных роботов. Выбран основной чувствительный орган адаптивных роботов и произведен анализ параметров характеризующих его эффективность. Приведены теоретические и практические основы процесса формирования признаков, инвариантные к масштабным изменениям распознаваемых образов. Предложена новая формула оценки меры близости между объектами. Приведены результаты компьютерного моделирования зависимостей изменения меры близости между объектами от изменения масштаба изображения и от изменения аддитивной и мультипликативной погрешностей измерения. Показано, что при равноточных измерениях, за счет минимизации погрешностей оценки меры близости между объектами, повышается достоверность распознавания изображений. Сделан вывод о преимуществах предложенной формулы по сравнению с имеющимися.

Введение

Интеллектуальные роботы могут быть использованы в различных областях науки и техники, в чрезвычайных ситуациях при проведении аварийно- спасательных работ, в химических, нефтегазовых и др. отраслях промышленности, при борьбе с терроризмом, охране особо важных объектов и других экстремальных случаях, а также в космических исследованиях. В этих условиях человек не может или ему опасно находиться рядом или внутри объекта. Кроме этого, при повышенной опасности человек чаще совершает ошибки и снижается эффективность его работы [1].

Роботы, дистанционно управляемые операторами при вхождении в радиотени становятся неуправляемыми. Поэтому, хотя бы кратковременная автономная работа таких роботов очень необходима. Кроме этого, управление роботами требует постоянного внимания, что очень утомительно. В некоторых условиях или средах (в тумане, дыму, ночью и т.д.) часто операторы теряют направления.

В отличие от роботов, управляемые с помощью радио и телевизионных каналов интеллектуальные и адаптивные роботы в условиях сильной радиопомехи, радиотени и вдали от командного пункта могут эффективно работать.

Основной причиной, мешающей развитию высокопроизводительных адаптивных или интеллектуальных роботов является отсутствие точной концепции построения, организации и функционирования таких роботов. Современные роботы строятся на основе теории автоматического управления и регулирования. Поэтому они плохо приспособлены к изменению реального условия работы.

Постановка задачи

Можно отметить 2 основных направлений развития интеллектуальных роботов.

Первое направление – создание полностью самостоятельного робота для условий различной степени неопределенности и решения задач различной сложности. Сложность условия определяется присутствием априорной информации о внешней среде. Это направление используется при создании робота функционирующего в среде, обладающей высокой степенью определенности. Второе направление – интегрированная человек-машинная система с последовательным увеличением количества исполнительных функций машины. Освобождение оператора от монотонных работ и непосредственного управления роботом, уменьшает объем информации переданной по эфиру, а возможность вмешательства оператора в особо сложных условиях, расширяет круг решаемых задач. Таким образом, интеллектуальные возможности робота зависят от интеллекта и профессиональной подготовки оператора, надежность и безошибочность обеспечивается компьютером. Это направление более подходящее для военных целей. Поэтому разработаны множество роботов с дистанционным управлением военного назначения.

Одним из основных органов интеллектуальных роботов по обоим направлениям является система технического зрения (СТЗ), предназначенной для распознавания изображений объектов. СТЗ совместно с другими устройствами, воспроизводящие отдельные интеллектуальные функции человека и манипулятора выполняют функции интеллектуального робота. Однако существуют причины, ограничивающие широкое применение таких роботов. Одной из важных причин является низкая эффективность СТЗ. Поэтому повышение их эффективности, является одной из важных задач стоящей перед наукой и техникой [1,2].

При эксплуатации СТЗ ее эффективность характеризуется в основном тремя параметрами: быстроедействие, надежность и достоверность распознавания изображений. Поэтому для повышения

эффективности необходимо повышать один из этих параметров, не уменьшая двух других.

Для повышения быстродействия СТЗ существуют реальные возможности: использование последних достижений электроники и микроэлектроники, компьютерной техники и технологии, параллельных структур, нейронных сетей и оптических структур. Таким образом, теоретически проблем повышения быстродействия СТЗ не существует. Практическое решение этого вопроса зависит от развития технических средств реализации этих методов. Теоретические проблемы для обеспечения функциональной надежности СТЗ также не существует, и практическая реализация также зависит от развития технических средств реализации высоконадежных технологий. Тем не менее, функциональная надежность СТЗ находится на довольно высоком уровне. Что касается достоверности СТЗ, то здесь проблемы еще не решены. Потому, что с развитием техники и технологии растет сложность распознаваемых объектов и процессов. Поэтому требования к достоверности распознавания этих объектов и процессов растут. Кроме того, размеры распознаваемых объектов еще больше уменьшаются и усложняются. В таком случае задача повышения достоверности распознавания образов становится более актуальной. Под достоверностью СТЗ подразумевается правильное установление соответствия распознаваемого и эталонного образов. Для этого проверяется близость измеряемых параметров, характеризующих образов. Поэтому, чем ближе действительные значения сравниваемых образов, тем больше требований к погрешности измерения. Потому, что в этом случае погрешность значительно влияет на достоверность распознавания образов. И наоборот, если действительные значения параметров сравниваемых образов намного больше абсолютных значений погрешностей измерения, то при распознавании ошибки уменьшаются. Надо отметить, что последний случай при решении технических задач больше встречается. Т.е. параметры распознаваемого и эталонного образов очень мало отличаются. Поэтому минимизация погрешностей измерения параметров образов остается актуальной [3].

Одним из основных факторов, повышающий погрешность изменения параметров изображений образов является изменение масштаба изображения. При распознавании образов масштаб распознаваемого образа по сравнению с эталонным образом не остается постоянным и постоянно меняется. В качестве примера можно показать изменение расстояния между органом зрения робота и распознаваемым объектом. Масштабное изменение приводит к изменению значений параметров изображений, и даже одинаковые объекты будут неправильно распознаны. Поэтому, обеспечение инвариантности распознавания образов к масштабным изменениям изображений остается актуальным.

Мера близости между распознаваемым и эталонным образами (z) вычисляется с помощью различных формул. Из них наиболее распространенные расстояния Манхеттена (1) и Камберра (2) [1,4]:

$$z = \sum_{i=1}^n |x_i - y_i|, \quad (1)$$

$$z = \sum_{i=1}^n \left(|x_i - y_i| / |x_i + y_i| \right), \quad (2)$$

где x_i и y_i – соответственно, текущие параметры распознаваемого и эталонного образов.

Как видно из (1) расстояние Манхеттена от изменения масштаба изображения полностью неинвариантно. Расстояние Камберра частично обеспечивает инвариантность к масштабным изменениям изображений. Однако, как показывает практика, этого для обеспечения высокой достоверности распознавания изображений не достаточно.

Исходя из этого для обеспечения инвариантности распознавания образов используются разные алгоритмические и структурные методы. Однако эти методы усложняют принцип работы и структуру системы, одновременно полностью не решая проблему. Поэтому обеспечение инвариантности распознавания к изменению масштаба образа остается актуальным.

Решение проблемы

Для устранения погрешности, вызванной изменением масштаба изображения, предлагается следующая формула оценки меры близости между объектами:

$$z = \sum_{i=1}^n \left| \frac{x_i}{x_{cp}} - \frac{y_i}{y_{cp}} \right|, \quad (3)$$

где: x_{cp} и y_{cp} – соответственно, средние значения параметров распознаваемого и эталонного образа.

Зависимость изменения меры близости между объектами от изменения масштаба изображения была проверена путем компьютерного моделирования. При компьютерном моделировании предложенная формула сравнена с расстоянием Камберра [1] и с другими формулами [4]. Полученные результаты представлены в табл.1.

Таблица 1 – Зависимость изменения меры близости между объектами от изменения масштаба изображения

γ - мультипликативная погрешность измерения параметра x_i	Δ - аддитивная погрешность измерения параметра x_i	K - изменение масштаба распознаваемого образа	Δz_1 –мера близости по расстоянию Манхеттена	$\Delta z_2 * 10^{-4}$ мера близости по предложенной формуле	$\Delta z_3 * 10^{-4}$ мера близости по формуле Камберра
0.01	0.5	1	0	0	0
0.01	0.5	1.1	0.5	2	2.48
0.01	0.5	1.2	1.4	3.7	4.5
0.01	0.5	1.3	2.31	5.1	6.2
0.01	0.5	1.4	3.18	6.3	7.7
0.01	0.5	1.5	3.99	7.4	9.02
0.01	0.5	1.6	4.72	8.3	10
0.01	0.5	1.7	5.4	9.1	11
0.01	0.5	1.8	6.04	9.9	12
0.01	0.5	1.9	6.63	10.5	12.8
0.01	0.5	2.0	7.18	11	13.5
0.01	0.5	2.1	7.7	11.6	14.2
0.01	0.5	2.2	8.18	12.1	14.8
0.01	0.5	2.3	8.64	12.5	15.3
0.01	0.5	2.4	9.07	12.9	15.8
0.01	0.5	2.5	9.47	13.3	16.2

Параметры Δz_1 , Δz_2 и Δz_3 вычисляются следующим образом:

$$\Delta z_1 = (z_{1,n} - z_{1,0}) / z_{1,0}; \Delta z_2 = (z_{2,n} - z_{2,0}) / z_{2,0}; \Delta z_3 = (z_{3,n} - z_{3,0}) / z_{3,0},$$

где $z_{1,n}$, $z_{2,n}$, $z_{3,n}$ – соответственно, полученные оценки меры близости между объектами при n текущих изменениях масштаба распознаваемого изображения, вычисленные по формулам (1), (2), (3); $z_{1,0}$, $z_{2,0}$, $z_{3,0}$ – соответственно, полученные оценки меры близости между объектами при равенстве масштаба распознаваемого изображения масштабу стандартного изображения, вычисленные по (1), (2), (3).

Зависимость изменения меры близости между объектами от изменения мультипликативной погрешности измерения параметров изображения была проверена путем компьютерного моделирования. Полученные результаты представлены в табл.2.

Таблица 2 – Зависимость изменения меры близости между объектами от изменения мультипликативной погрешности измерения параметров

γ - мультипликативная погрешность измерения параметра x_i	Δ - аддитивная погрешность измерения параметра x_i	K - изменение масштаба распознаваемого образа	Δz_1 –мера близости по расстоянию Манхеттена	$\Delta z_2 * 10^{-6}$ мера близости по предложенной формуле	$\Delta z_3 * 10^{-6}$ мера близости по формуле Камберра
0.01	0.5	1	0	0	0
0.011	0.5	1	3.97	2.59	2.37
0.012	0.5	1	7.94	4.48	4.82
0.013	0.5	1	11.9	6.64	7.73
0.014	0.5	1	15.8	8.72	10.3
0.015	0.5	1	19.8	11.1	12.9
0.016	0.5	1	23.7	13.5	15.5
0.017	0.5	1	27.7	15.1	18.1
0.018	0.5	1	31.6	17.6	21.08
0.019	0.5	1	35.5	19.6	23.66
0.020	0.5	1	39.5	21.8	26.1
0.021	0.5	1	43.4	24.0	28.7
0.022	0.5	1	47.3	26.2	31.2
0.023	0.5	1	51.3	27.8	33.9
0.024	0.5	1	55	30.4	36.6
0.025	0.5	1	59.1	33.1	39.1
0.029	0.5	1	74.7	40.8	49.57

Зависимость изменения меры близости между объектами от изменения аддитивной погрешности измерения параметров изображения была проверена путем компьютерного моделирования. Полученные результаты представлены в табл.3.

Таблица 3 - Зависимость изменения меры близости между объектами от изменения аддитивной погрешности измерения параметров изображения

$\gamma - x_i$ - nin ölçülməsinin multiplikativ xətası	Δ - аддитивная погрешность измерения параметра x_i	K - изменение масштаба распознаваемого образа	Δz_1 –мера близости по расстоянию Манхеттена	$\Delta z_2 * 10^{-4}$ мера близости по предложенной формуле	$\Delta z_3 * 10^{-4}$ мера близости по формуле Камберра
0.01	0.5	1	0	0	0
0.01	0.55	1	1.85	2.2	2.7
0.01	0.6	1	3.71	4.4	5.4
0.01	0.65	1	5.57	6.6	8.1
0.01	0.7	1	7.43	8.86	10.7
0.01	0.75	1	9.28	11.06	13.4
0.01	0.8	1	11.1	13.2	16.1
0.01	0.85	1	12.9	15.4	18.8
0.01	0.9	1	14.8	17.6	21.5
0.01	0.95	1	16.7	19.8	24.2
0.01	1.0	1	18.5	22.0	26.8
0.01	1.05	1	20.4	24.2	29.5
0.01	1.1	1	22.2	26.4	32.2
0.01	1.15	1	24.0	28.6	34.9
0.01	1.2	1	25.9	30.8	37.5
0.01	1.25	1	27.7	33.0	40.2

Заключение

Предложенная формула дает меньшую аддитивную, мультипликативную и масштабную погрешности по сравнению с формулой Камберра, являющейся одной из наилучших формул, ориентированных на улучшенную оценку меры близости между объектами.

Литература:

- [1] ФОР А. Восприятие и распознавание образов / Пер. с француз. А. В. Серединского.- М.: Машиностроение, 1989.- 272 с.
- [2] MAMEDOV R.G. Simulation of error estimation of the measure of proximity between objects in pattern recognition // Engineering Simulation, Overseas Publishers Association, USA, 1999, Vol. 17, pp. 49- 57.
- [3] MAMEDOV R.G. Metrological analysis of formulas for the estimation of the measure of affinity between objects at patterns recognition.– Proceedings of the 3rd International Symposium on Electrical, Electronic and Computer Engineering, November 23-25 2006, Nicosia, North Cyprus. – pp. 307-311.
- [4] МАМЕДОВ Р.К. Инвариантность оценки меры близости между объектами при распознавании образов.- Известия НАНА “серия «Физико- технических и математических наук: Информатика и проблемы управления», 2007, № 2-3, стр.178-183.