

МЕТОД АДАПТИВНОГО РЕГУЛИРОВАНИЯ УРОВНЯ КОНТРАСТНОСТИ ЦИФРОВОГО ИЗОБРАЖЕНИЯ ПРИ ПОДГОТОВКЕ ЕГО К РАСПОЗНАВАНИЮ

METHOD OF ADAPTIVE REGULATION OF DIGITAL IMAGE CONTRASTITY LEVEL AT ITS PREPARATION FOR RECOGNITION

**G. Popov
M. Korneev**

Summary. This work is devoted to the first of these stages — the task of changing the contrast of the resulting digital image in order to provide the most favorable conditions for its subsequent recognition. There are many works on this subject; we mention, in particular, the monograph [2–6].

Keywords: Information technologies, machine vision, automated systems, robotics.

Попов Георгий Александрович

*Д.т.н., профессор, Астраханский государственный
технический университет, Астрахань, Россия*

Корнеев Михаил Игоревич

*Аспирант, Астраханский государственный
технический университет, Астрахань, Россия
korneev.university@gmail.com*

Аннотация. Данная работа посвящена первому из этих этапов — задаче изменения контрастности полученного цифрового изображения с целью обеспечения наиболее благоприятных условий для ее последующего распознавания. Работ по данной тематике имеется много; укажем, в частности, на монографии [2–6].

Ключевые слова: Информационные технологии, машинное зрение, автоматизированные системы, робототехника.

Введение

Задача распознавания изображений является одной из ключевых в системах машинного зрения, которые являются составной частью значительного большинства робототехнических систем. Ранее авторами была предложена концепция построения робота нивелира, предназначенного для выявления нервноностей на поверхности и ее выравнивания, и робота-уборщика, предназначенного для очистки помещений и территорий в любых средах, начиная от помещений и заканчивая морским дном [1]. Столь широкий спектр возможного использования робота предполагает наличие системы машинного зрения, которая способна адекватно приспосабливаться к изменяющимся внешним условиям работы — как в условиях темных помещений и темноты морских глубин, так и при ярком освещении помещений и в зоне пожара, причем это процесс приспособления должен осуществляться непрерывно по мере изменения характера освещенности зоны просмотра. Поэтому одним из необходимых требований к системам машинного зрения робота-нивелира и робота-уборщика является способность быстрой адаптации зрения к изменениям световых параметров освещенности среды функционирования. Специфическим требованием к распознаванию изображений применительно к роботам-нивелирам и роботам-уборщикам является возможная анизотропность изображения по контрастности и яркости ввиду наличия определенных источников освещения при

работе в помещениях, на пожаре. Имеется еще одно важное требование, относящееся к робототехническим системам в целом, — необходимость работы системы распознавания в режиме реального времени, что применительно к роботу-нивелиру и роботу-уборщику является не столь актуальным, так как предполагается работа указанных роботов в неавтономном режиме, а под контролем некоторого сервера, способного обеспечить высокую скорость обработки данных.

Задача распознавания цифрового изображения распадается на четыре последовательно реализуемых этапа подготовки изображения к распознаванию и непосредственно процесса распознавания (идентификации) объекта.

1. Этапы подготовки цифрового изображения к распознаванию

Подавляющее большинство современных алгоритмов распознавания объектов на цифровых изображениях требуют в качестве входных данных цифровые изображения, которые уже максимально подготовлены непосредственно для реализации процедур распознавания. Это предполагает, что обрабатываемые изображения уже прошли все этапы предварительной их обработки, нацеленной на последующее их распознавание. Поэтому рассмотрим те преобразования, которым подвергаются исходные цифровые изображения на этапе их предварительной подготовки.

Вначале на основе анализа изображения: выявляется наиболее приемлемый тип плотностей распределения изображения и шума, оцениваются их параметры на основе рассмотрения изображения как набора статистических данных, оценивается контрастность изображения. Далее производится процедура эквализации гистограммы яркостей, позволяющая скорректировать яркости отдельных фрагментов или изображения целиком, подстраивая яркости слишком темных или ярких фрагментов и изображений путем повышения или понижения яркости отдельных пикселей, если возникает такая необходимость. На завершающем этапе предварительной обработки производится очистка изображения от шумовой составляющей путем низкочастотной фильтрации. На последнем этапе предварительной обработки производится выделение контуров изображения путем поиска их и бинаризации. Таким образом, в процессе предварительной обработки изображения можно выделить следующие основные этапы:

- 1) анализ контрастности изображения;
- 2) выбор модели шума;
- 3) произвести низкочастотную фильтрацию изображения;
- 4) выполнить бинаризацию градиента изображения.

На рисунке 1 изображена общая блок-схема подготовки цифрового изображения к распознаванию, а также указан непосредственно этап распознавания и идентификации отдельных объектов на конечном изображении P_B . Входными данными являются исходное необработанное изображение P . Кроме того, в процессе преобразования по параметрам контрастности может возникнуть проблема выбора параметров метода преобразования; в частности, если использовать предлагаемый в работе метод преобразования. Также в зависимости от внешней ситуации выбирается функция плотности для гистограммы яркостей H , определяются статистические характеристики яркостей пикселей изображения. В процессе подготовки применительно к конкретным внешним условиям осуществляется выбор модели шума и оценка параметров этой модели. Отметим, в процессе анализа изображения P производится преобразование изображения, целью которого не обязательно является эквализация его гистограммы яркостей H , то есть выравнивание яркостей отдельных пикселей и получение изображения с равномерно распределенными яркостями пикселей. Как будет указано ниже, результатом преобразования по параметрам контрастности на основе предлагаемого ниже метода может получиться изображение с неравномерно распределенными яркостями пикселей.

Далее, в соответствии с описанной выше процедурой, изображение подвергается обработке низкочастотными фильтрами с целью удаления цифрового шума, что повышает эффективность процедуры распознавания

контуров отдельных объектов. Результатом низкочастотной фильтрации является изображение P_N , на котором производится поиск и бинаризация контуров. Таким образом, результатом подготовки изображения P к распознаванию является бинарное изображение P_B . Рассмотрим более детально первый из перечисленных выше этапов — анализ контрастности изображения.

2. Методы оценки контрастности цифрового изображения

В настоящее время в практике распознавания изображений в основном используются приводимые ниже три определения контраста, которые используются также для вычисления контрастности. Первое из этих определений — контраст Вебера, который определяется следующим образом

$$C = (I - I_b) / I_b,$$

где I — яркость отдельного элемента изображения, контрастность которого оценивается, I_b — яркость фона (которая находится путем усреднения любым способом яркостей соседних пикселей). Данный метод оценки контрастности обычно используется в ситуациях, когда на фоне крупных объектов, которые мало различимы по своим цветовым параметрам, имеются мелкие детали. Одним из основных недостатков данного определения контрастности относительно сильная зависимость оценки от контрастности фона, что особенно проявляется при обработке светлых изображений, — в этом случае значение C сильно занижены.

Следующим определением контрастности является контраст Михельсона. Он используется при анализе изображений, на которых площади темных и светлых зон сравнимы, в частности приблизительно равны. Контраст Михельсона для отдельной области изображения вычисляется на основе выражения

$$C = (I_{\max} - I_{\min}) / (I_{\max} + I_{\min}),$$

где I_{\min} и I_{\max} — соответственно минимальное и максимальное значения яркости в анализируемой области изображения. Тогда в знаменателе фактически записано приблизительно удвоенное значение средней яркости.

Третьим из наиболее используемых методов оценки контрастности, применимым практически к любым изображениям, является среднеквадратический контраст, который вычисляется на основе соотношения

$$C = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (I_i - \bar{I})^2}, \quad \bar{I} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n I_i,$$

где I_i — яркость i -го пикселя рассматриваемой области изображения. Основным недостатком данного определения контрастности является трудоемкость его вычисления, что может привести к проблемам применения данного показателя в системах реального времени.

Приведем еще несколько представляющих интерес методов оценки контрастности изображений. Одним из обобщений показателя Михельсона является показатель В. Ф. Нестерук и Н. Н. Порфирьева, который вычисляется следующим образом

$$C = (I^{2\gamma} - I_b^{2\gamma}) / (I^{2\gamma} + I_b^{2\gamma}),$$

где I — яркость элемента изображения, для которого оценивается контрастность, I_b — яркость фона, γ — параметр, характеризующий физиологические свойства конкретного объекта. По сути предложенная формула включает в себя формулу Вебера как первое приближение. Основным недостатком такого определения является безграничное количество вариантов параметров, при которых значение контраста достигает максимума.

Для определения общей контрастности цифрового изображения при помощи одного из перечисленных выше методов оценки контрастности (Вебера, Михельсона или среднеквадратического) обычно выполняются следующие действия. Вначале вычисляются локальные значения контрастов во всех пикселях изображения или в группах пикселей, после чего полученные значения каким-либо образом усредняются. Результирующее значение и рассматривается в качестве интегрального показателя контрастности изображения. Однако возможны и другие подходы к оценке контрастности изображения. Рассмотрим один из них — метод Воробель. Этот метод позволяет оценить степень контрастности цифрового изображения на основе оценок контрастностей отдельных пикселей или элементов изображения на основе формулы:

$$C_L = (I_1 - I_2) / I_{max},$$

где I_1 и I_2 — яркости элементов изображения, I_{max} — максимальное значение яркости элементов изображения. Отсюда. В частности следует, что максимальное значение локального контраста достигается при минимальном значении яркости одного из элементов и максимальном значении яркости другого, а минимального — при равенстве яркостей сравниваемых элементов.

Для подсчета общего контраста Воробель предложил метод, базирующийся на линейном описании локальных контрастов

$$C_G = \frac{1}{2I_{max}} \int_0^\infty \left| 2(I - \bar{I}) + I_{max} - \left| 2(I - \bar{I}) - I_{max} \right| \right| \cdot h(I) dI,$$

где $h(I)$ — гистограмма яркостей анализируемого изображения.

Основным недостатком вышеперечисленных стандартных методов определения контраста цифрового изображения является то, что они дают оценку контрастности анализируемого относительно некоторого стандартного изображения со сбалансированной контрастностью, что порождает необходимость оценки контрастности эталонного изображения для последующего сравнения полученного значения со значением, вычисленным для анализируемого изображения. Кроме того, перечисленные методы совсем не рассматривают проблему анизотропности освещения объектов на изображении, что может иметь важное значение для робототехнических устройств, работающих в зонах с выделенными источниками освещения. Также не убедительна конечная цель рассмотренных выше методов повышения контрастности путем выравнивания яркости всех пикселей — эквализации изображения, так как конечной целью должно быть повышение различимости всех объектов, представленных на исходном изображении, что не обязательно достигается при равенстве яркостей всех пикселей изображения.

Таким образом, возникает потребность в разработке новых методов оценки контрастности цифрового изображения, которые бы при этом не использовали эталонного изображения, а также таких методов преобразования изображения по показателям контрастности, которые бы учитывали возможную анизотропность исходного изображения и повышали различимость его отдельных элементов.

3. Преобразование изображения на основе специальной метрики.

В основу предлагаемой совокупности методов преобразования изображения по показателям контрастности используется метрика Скорохода, используемая в теории случайных процессов. Напомним ее определение [7]: метрика Скорохода (Скорохода — Прохорова) — это расстояние между двумя функциями $x(t)$ и $y(t)$ в пространстве $D[0, T]$ функций без разрывов второго рода, определяемое так:

$$d(x, y) = \inf \{ \|x(f(t)) - y(t)\| + \|f(t) - t\| \}, \tag{1}$$

где $\|*\|$ — равномерная норма $\|x\| = \sup |x(t)|$, супремум берется по всем t из $[0, T]$, $f(t)$ — возрастающая не-

прерывная функция, переводящая $[0, T]$ в себя, то есть $f(0)=0, f(T)=T$, и внешний инфимум берется по всем таким функциям f . Поясним содержательный смысл метрики Скорохода. Степень близости двух функций $x(t)$ и $y(t)$ оценивается следующим образом. Деформируем функцию $x(t)$ вдоль горизонтальной оси Ot с помощью нелинейной деформации этой оси на основе заданной функции $f(t)$. Тогда расстояние по любой приемлемой метрике (например, по евклидовой) между деформированной функцией $x(f(t))$ и исходной (эталонной) функцией $y(t)$ может рассматриваться в качестве меры близости между функциями $x(t)$ и $y(t)$ — данное понимание близости функций определяется первым слагаемым в правой части (1). Однако, при этом можно так выбрать деформирующую функцию $f(t)$, что функции $x(f(t))$ и $y(t)$ полностью совпадут, что приведет к нулевому расстоянию между функциями, который не соответствует обычному пониманию равенства двух функций и поэтому является неприемлемым. Для того, чтобы исключить подобные ситуации, в правой части (1) вводится второе слагаемое, контролирующее степень деформации горизонтальной оси: чем больше величина $\|f(t)-t\|$, тем сильнее деформируется ось Ot . Таким образом, при сильной деформации оси Ot может быть малым первое слагаемое в (1), но тогда большим будет второе слагаемое; при малой деформации горизонтальной оси, наоборот, малым будет второе слагаемое, но большим будет первое. Следовательно, существует такая деформация $f(t)$ оси Ot , при котором их сумма будет минимальна — инфимум в правой части по всем деформирующим функциям $f(t)$. Именно описанное понимание близости двух функций $x(t)$ и $y(t)$ и заложено в метрике Скорохода (1).

Данное толкование близости двух функций может быть перенесено на оценку близости яркостей двух изображений — имеющегося и эталонного. Именно, введем следующую метрику близости яркостей двух изображений: эталонного $I_E(x, y)$ и полученного изображение $I_P(x, y)$ в точке на изображении с координатами $(x; y)$. Тогда в качестве меры близости яркостей указанных двух изображений возьмем величину:

$$D(I_P; I_E) = \inf_{f(x,y)} \{ |I_P(f(x,y)) - I_E(x,y)| + \|f(x,y); (x,y)\| \}, \quad (2)$$

где $f(x, y) = (f_1(x, y); f_2(x, y))$ — непрерывная функция, компоненты $f_1(x, y)$ и $f_2(x, y)$, которой монотонно возрастают по переменным x и y ; функция $f(x, y)$ переводит область изображения $[0, x_{\max}] \times [0, y_{\max}]$ в самое себя, то есть $f_1(0, 0) = 0, f_2(0, 0) = 0$ и $f_1(x_{\max}, y_{\max}) = x_{\max}, f_2(x_{\max}, y_{\max}) = y_{\max}$. В качестве расстояния $\|f(x, y); (x,y)\|$ предлагается евклидово расстояние, то есть величина:

$$\|f(x, y); (x,y)\| = \sum_i \sum_j \sqrt{(f_1(x_i, y_j) - x_i)^2 + (f_2(x_i, y_j) - y_j)^2} \quad (3)$$

где в правой части суммы берутся по всем пикселям изображения: индекс i указывает на номер строки изображения, а индекс j на номер столбца.

Применительно к рассматриваемой задаче улучшения матрицы яркостей исходного изображения P в качестве конечного результата P_K берется функция $I_P(f(x_i, y_j))$ для пикселя с координатами (x_i, y_j) .

Формула (2), (3) обобщают понятие метрики Скорохода на случай функций двух переменных. В качестве эталонной яркости можно взять функцию, равную максимальной яркости, то есть $I_E(x, y) = I_{\max}$. В случае, если необходимо выделить отдельную область S изображения можно положить $I_E(x, y) = I_{\max}$ для всех $(x, y) \in S$ и равным любому меньшему значению (например, нулю) вне области S . Далее, очевидно, что функция $f(x, y)$, минимизирующая выражение (2), учтет все особенности изображения P , в том числе и возможную его анизотропность.

Основным недостатком формулы (2) является необходимость решения задачи оптимизации минимаксного типа, причем эта задача должна решаться в режиме реального времени. Имеются методы решения подобных задач (см., например, [8]). Однако, целесообразно адаптировать эти методы к специфике рассматриваемой задачи, что предполагается выполнить в последующих работах авторов.

Рассмотрим несколько вариантов усовершенствования функции D с учетом специфики рассматриваемой задачи.

Прежде всего, аналогичное (2) выражение может быть записано и в случае, когда используются любые другие типы систем координат. Наибольший интерес представляет полярная система координат, так в ней наиболее просто выделяются направления, соответствующие источникам освещенности — вдоль этих направления функция $f()$ зависит только полярного радиуса, но не зависит от полярного угла.

Далее, формула (2) в равной степени учитывает как деформации функции I_P — первое слагаемое в правой части (2), так и деформации координат пикселя — второе слагаемое в правой части (2). Однако, с точки зрения распознаваемости изображения возможно необходимо учитывать каждое из этих слагаемых в разной степени, то есть необходимо ввести положительные весовые коэффициенты w_I и w_f в правой части (2). Конкретные числовые значения этих коэффициентов предполагается оценить на основе экспериментов применительно

к каждой конкретной области возможного применения указанных выше роботов.

Рассмотрим теперь задачу изменения параметров пикселей не только по значению яркости, но цветовой палитре пикселя, заменяя для повышения распознаваемости изображения цвета пикселей на близкие значения. Так как любая гамма цвета представляется в виде смеси красного, зеленого и синего цветов, то в этом случае исходная интенсивность I в каждой точке изображения распадается на три составляющие I^R, I^G и I^B , соответствующих красному, зеленому и синему компонентам. То есть вместо функций $I_p(x, y)$ и $I_E(x, y)$ имеем векторы

$$I_p(x, y) = (I_p^R(x, y); I_p^G(x, y); I_p^B(x, y)) \text{ и}$$

$$I_E(x, y) = (I_E^R(x, y); I_E^G(x, y); I_E^B(x, y))$$

соответственно. Тогда формула (3) с учетом также весовых коэффициентов w_I и w_f может быть записана в виде (4), где (см. (5), $w_p > 0$, $w_f > 0$ и можно принять, что $w_p + w_{pf} = 1$).

Результатом решения задачи преобразования контрастности изображения является функция

$$I_p(f(x_i, y_j)) = (I_p^R(f(x_i, y_j)); I_p^G(f(x_i, y_j)); I_p^B(f(x_i, y_j)))$$

по всем пикселям (x_i, y_j) изображения, если представляют интерес интенсивности отдельных цветовых составляющих преобразованного изображения, либо

$$I_p^{(S)}(f(x_i, y_j)) = I_p^R(f(x_i, y_j)) + I_p^G(f(x_i, y_j)) + I_p^B(f(x_i, y_j)),$$

если при дальнейшем анализе изображения достаточно знать суммарную интенсивность $I_p^{(S)}$ каждого пикселя.

При обработке изображений в некоторых сферах деятельности вводится ограничение на множество возможных значений функции яркости I ; именно, задается некоторый дискретный набор уровней яркости L и предполагается, что функция интенсивности может принимать значения только из этого набора. В этом случае можно округлить значения

$$I_p^{(S)}(f(x_i, y_j)) = I_p^R(f(x_i, y_j)) + I_p^G(f(x_i, y_j)) + I_p^B(f(x_i, y_j))$$

или $I_p^{(S)}(f(x_i, y_j))$ до ближайшего значения интенсивностей из L . Однако, полученное таким образом решение может оказаться неоптимальным, хотя и очень близким к нему. При повышенных требованиях к качеству обработки изображений для решения задачи при заданных возможных значениях уровней яркости L предпочтительнее решить оптимизационные задачи (2) или (4) при дополнительном ограничении, что значения всех интенсивностей I принадлежат множеству L . Методы решения полученной задачи требуют дополнительного анализа.

Заключение

В результате проделанного анализа существующих методов подготовки цифрового изображения к распознаванию, которые включают в себя анализ изображения, преобразование яркостей (эквализацию гистограммы яркостей), низкочастотную фильтрацию шума, поиск и бинаризацию контуров изображения. В работе основное внимание уделено преобразованию яркостей, которое позволяет скорректировать низко-контрастные, высококонтрастные, темные и яркие изображения, включая их цветовую палитру. Предложены новые методы преобразования яркости, позволяющие повысить эффективность обработки цифрового изображения на последующих этапах.

$$D^{(C)}(I_p; I_E) = \inf_{f(x,y)} \{w_p \|I_p(f(x,y); I_E(x,y))\| + w_f \|f(x,y); (x,y)\|\} \tag{4}$$

$$\|I_p(f(x,y); I_E(x,y))\| = \sum_i \sum_j \sqrt{(I_p^R(f(x_i,y_j)) - I_E^R((x_i,y_j)))^2 + (I_p^G(f(x_i,y_j)) - I_E^G((x_i,y_j)))^2 + (I_p^B(f(x_i,y_j)) - I_E^B((x_i,y_j)))^2} \tag{5}$$

ЛИТЕРАТУРА

1. Попов Г. А., Белов С. В., Корнеев М. И. КОНЦЕПЦИЯ И ПРИНЦИП ДЕЙСТВИЯ РОБОТА-НИВЕЛИРА // Проблемы современной науки и образования № 7 (89), 2017. — С. 22–24 Печать
2. Прэтт У. Цифровая обработка изображений. — Кн. 1,2. — М.: Наука, 2000. — 1024 с.
3. Ярославский Л. П. Введение в цифровую обработку изображений. М.: Мир, 1992. — 344 с.
4. Гольденберг Л. М. и др. Цифровая обработка сигналов: Учебное пособие для вузов. — М.: Радио и связь, 1990. — 256 с.
5. Гонсалес Р., Вудс Р. Цифровая обработка изображений. — М.: Техносфера, 2005.
6. Pitas I., Venetsanopoulos A. Nonlinear Digital Filters: Principles and Applications. — Boston, MA: Kluwer, 1990.
7. Mitra S., Sicuranza G. Nonlinear Image Processing. Academic Press, 2001.
8. Траер Д., Джейн К. Целевая оценка эффективности методов бинаризации // URL: http://citeseer.nj.nec.com/cache/papers/cs/4013/ftp: zszszftp.ifi.uio.no/zszszpubzsztrierzszeval_tr.pdf/goal-directed-evaluation-of.pdf, 1995.
9. Лукин А. Введение в цифровую обработку сигналов (Математические основы). — М.: МГУ, Лаборатория компьютерной графики и мультимедиа, 2002. — <http://pv.bstu.ru/dsp/dspcourse.pdf>, <http://dsp-book.narod.ru/dspcourse.djvu>, <http://geogin.narod.ru/arhiv/dsp/dsp4.pdf>.
10. Скороход А. В. Предельные теоремы для случайных процессов. Журнал Теория вероятностей и ее применения, Т. 1 (1956), С. 289–319.
11. Демьянов В. Ф., Малоземцев В. Н. Введение в минимакс. — М., Наука, 1972, 368с.

© Попов Георгий Александрович, Корнеев Михаил Игоревич (korneev.unity@gmail.com).

Журнал «Современная наука: актуальные проблемы теории и практики»



Астраханский государственный технический университет