

УДК 355.233.1.005

К.С. Смеляков

Харьковский университет Воздушных Сил имени Ивана Кожедуба, Харьков

ПОСТРОЕНИЕ ЭТАЛОНА ДЛЯ ОЦЕНИВАНИЯ КАЧЕСТВА ФИЛЬТРАЦИИ ВХОДНОГО ИЗОБРАЖЕНИЯ

В статье предлагается метод построения эталона входного изображения, основанный на обработке результатов накопления изображений, применение которого позволяет обеспечить возможность построения адекватной модели зашумления изображения и адекватного оценивания результатов фильтрации шума изображений.

Ключевые слова: изображение, эталон, экстремальное наблюдение, шум, фильтр.

Введение

В настоящее время одной из наиболее актуальных задач, решаемых на этапе предобработки входного изображения, является задача фильтрации шума, поскольку от эффективности ее решения во многом зависит вычислительная эффективность решения задачи сегментации изображений [1 – 3].

При этом эффективность фильтрации шума зависит от возможностей адекватного выбора фильтра шума и оценивания его параметров [2, 4 – 6], что основано на умении строить эталон входного изображения и оценивать качество фильтрации на основе сравнения отфильтрованного изображения с эталоном [6].

Оценка качества фильтрации шума изображений в настоящее время производится, как правило, следующим образом.

Берется некоторое типовое для рассматриваемой предметной области входное изображение, которое считается эталонным.

Это эталонное входное изображение подвергается зашумлению, соответственно заранее определенной модели шума [1, 2].

Затем это искусственно зашумленное изображение подвергается сглаживанию с применением заданного фильтра шума.

После этого строится распределение величины

$$e(i, j) = f(i, j) - fn(i, j), \quad (1)$$

где $f(i, j)$ – распределение яркости эталонного изображения, а $fn(i, j)$ – распределение яркости отфильтрованного изображения.

На основе рассмотрения $e(i, j)$ распределения анализируется адекватность применения фильтра шума, и производится выбор наилучшего фильтра по заданному критерию эффективности.

Такой подход, хотя и позволяет решить ряд проблем с выбором наилучшего фильтра, тем не менее, он имеет ряд ограничений и недостатков.

Основное ограничение заключается в том, что эталонное изображение (до момента его искусственного зашумления) должно быть не зашумлено, или, точнее сказать, уровень «естественного» зашумления эталонного изображения должен быть настолько низким, чтобы он не оказывал значимого влияния на исследуемую величину $e(i, j)$.

Однако добиться выполнения этого ограничения практически невозможно. Дело в том, что яркость изображения $f(i, j)$ формируется воздействием большого количества факторов влияния случайного характера, включая зашумление. Так, при получении распределения яркости $f(i, j)$ случайным образом всегда проявляются погрешности дискретизации и квантования, вариации освещения объектов поля зрения и вариации яркости в зависимости от локальной неоднородности поверхности объектов, не говоря уже о проявлении шума [5].

Кроме того, на изображении могут присутствовать точечные объекты на грани разрешения, сходные по своим параметрам с импульсным шумом.

В совокупности все эти факторы влияния обуславливают проявление локальной неоднородности распределения яркости входного изображения, что выражается более, или менее значимыми вариациями яркости смежных пикселей изображения, которые в ряде случаев могут отождествляться с шумом.

В таких условиях сглаживаться будут как искусственно внесенные шумы, так и экстремальные наблюдения, наличие которых на изображении вызвано описанными выше факторами влияния.

В результате распределение $e(i, j)$ вида (1) будет неадекватно отражать результаты фильтрации искусственно внесенного шума изображения.

Хотя это ограничение в известной мере можно обойти, рассматривая лишь яркости тех пикселей входного изображения, которые были искажены искусственно внесенным шумом, там не менее невозможно обойти следующий важный аспект.

Основной недостаток предложенного подхода к построению эталона входного изображения заключается в том, что из-за недостатка информации о степени проявления описанных выше случайных факторов электронной генерацией искусственного шума можно далеко не всегда смоделировать те уровни зашумления, которые могут проявляться на изображении в реальных условиях.

Таким образом, актуальной является задача разработки такого метода построения эталона изображения, который позволял адекватно оценивать результаты фильтрации шума изображений.

Построение эталона на основе обработки результатов накопления изображений

Для решения поставленной задачи в работе предлагается такой метод, который позволяет построить распределение яркости эталона входного изображения без случайной компоненты за счет применения статистической обработки результатов накопления изображений [2, 6].

Допустим, что у нас имеется возможность внести требуемые объекты в поле зрения фотокамеры, зафиксировать ракурс съемки, масштаб, освещение и иные значимые факторы влияния и получить N снимков

$$\{P_{\xi}\}_{\xi}, \xi = 1, \dots, N,$$

интересующего нас поля зрения. Заметим, что на этапе обучения системы технического зрения (СТЗ) такую процедуру можно реализовать практически всегда.

Теперь распределения яркости полученных снимков множества

$$P = \{P_{\xi}\}_{\xi}, \xi = 1, \dots, N,$$

являются исходными данными для построения распределения яркости эталона Q интересующего нас поля зрения.

В настоящее время считается [2], что 24 снимков вполне достаточно для построения адекватного распределения яркости эталона и модели шума

изображения, хотя это число для различных приложений может варьироваться.

Распределение яркости $f(i, j)_{\xi}$ каждого из снимков множества $P = \{P_{\xi}\}_{\xi}, \xi = 1, \dots, N$, характеризуется различной степенью проявления случайных факторов влияния.

Для устранения влияния этих факторов и получения распределения яркости эталона построим регрессию на множестве распределений яркости выборочных изображений.

Регрессией y на x называется зависимость математического ожидания отклика $M[y/x]$ от значения фактора x (рис. 1), где

$$M[y/x] = \int_{-\infty}^{\infty} y \cdot f(y/x) dy.$$

Так как регрессия дает истинную зависимость величин x на y , ее описание можно считать идеальной моделью для исследований случайных величин.

Однако на практике даже отдельные значения средних $M[y/x]$ не могут быть найдены точно ввиду наличия случайных факторов и ограниченности наблюдений [7, 8].

Поэтому возможно искать лишь уравнение приближенной регрессии $f(x)$, рассматривая модель регрессии вида

$$y_i = f(x_i) + e_i,$$

где y_i – отклик в точке x_i , $f(x_i)$ – уравнение приближенной регрессии, принимаемое за истинное, а e_i – остатки, которые могут определять как неточность уравнения регрессии, так и действие случайных факторов.

При этом запись $y = f(x)$ означает, что $M[y/x] \approx f(x)$; если зависимость $f(x)$ близка к распределению $M[y/x]$ то полагают, что случайная величина распределена по нормальному закону с нулевым средним и дисперсией σ_e^2 [7, 8].

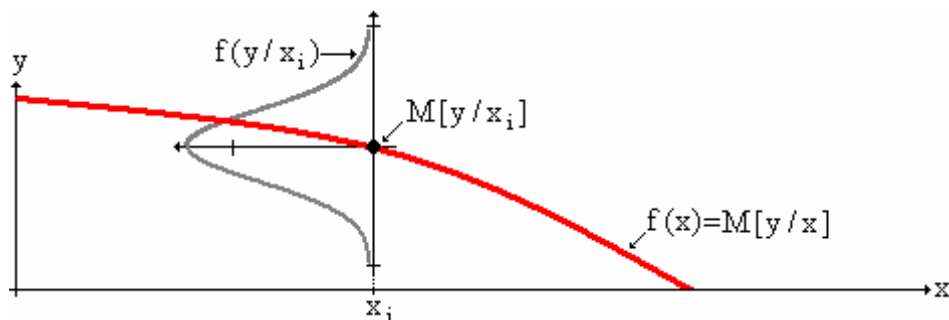


Рис. 1. Построение линии регрессии $M[y/x]$

Таким образом, в общем виде задача регрессионного анализа ставится так: по результатам наблюдений $\{x_i, y_i\}_{i=1, \dots, n}$ найти уравнение приближенной регрессии и оценить ошибку.

При этом стремление построить уравнение регрессии, проходящее через все точки (x_i, y_i) , приведет к отысканию текущей стохастической зависимости, но не искомой функциональной зависимости, что в корне не верно.

Для построения регрессионной функции $f(x)$, которая приближенно описывает функциональную связь между переменными x и y на практике чаще всего применяется метод наименьших квадратов (МНК) реализующий принцип наименьших квадратов для полиномов [7, 8].

Для построения распределения яркости $f(i, j)$ эталона Q данная методология построения регрессии неприемлема, поскольку входное изображение, как правило, содержит большое число изображений объектов различных типов.

Поэтому построить одно уравнение регрессии, которое бы выражало собой распределение яркости эталона на известном классе функций невозможно.

Однако для решения поставленной в работе задачи этого и не нужно делать. Достаточно найти локальные условные математические ожидания $M[f/(i, j)]$ яркости f в пикселях $d(i, j)$ для устранения значимого влияния случайных факторов.

В таких условиях будем применять следующий метод для построения распределения яркости $f(i, j)$ эталона Q .

Шаг 1. После получения снимков множества $P = \{P_\xi\}_\xi, \xi = 1, \dots, N$, для сочетаний координат (i, j) пикселей $d(i, j)$ по соответствующим им яркостям $\{f(i, j)_\xi\}_\xi, \xi = 1, \dots, N$, построим условные законы распределения яркости $M[f/(i, j)]$.

Эти законы распределения могут быть представлены в дискретном виде гистограммой, или в непрерывном виде одним из известных статистических законов распределения, построенным с применением метода максимального правдоподобия [7].

В большинстве практически значимых случаев рассматриваемые ряды $\{f(i, j)_\xi\}_\xi, \xi = 1, \dots, N$, имеют распределения близкие к нормальному закону распределения, поэтому для целей последующего анализа эти распределения не аппроксимируют.

Шаг 2. На основе рассмотрения распределения яркости $\{f(i, j)_\xi\}_\xi, \xi = 1, \dots, N$, для каждого сочетания координат (i, j) находится условное математическое ожидание $M[f/(i, j)]$ яркости

$$f(i, j) = M[f/(i, j)] = \frac{1}{N} \sum_{\xi=1}^N f(i, j)_\xi. \quad (2)$$

Эти значения определяют распределение яркости $f(i, j)$ эталона Q , имеющего такие же линейные размеры, как и изображения $\{P_\xi\}_\xi, \xi = 1, \dots, N$.

Шаг 3. Конец.

В результате применения предложенного метода будет локально оптимально построено распределение яркости $f(i, j)$ эталона Q рассматриваемого поля зрения. Особенность построения эталона Q состоит в том, чтобы устранить лишь воздействие факторов случайного характера. Воздействия факторов детерминированного характера останутся, то есть точечные и малоразмерные объекты на эталонном изображении останутся.

Полученный эталон теперь может быть использован для сравнения распределений яркости эталона и отфильтрованных выборочных изображений множества

$$P = \{P_\xi\}_\xi, \xi = 1, \dots, N,$$

для возможности адекватного оценивания качества фильтрации внутренности и границ изображений объектов и, следовательно, выбора наилучшего фильтра шума.

В этом отношении следует заметить, что фильтр шума может значимо сглаживать не только шумы, но также границы объектов и точечные объекты, которые присутствуют в рамках эталона Q .

Так, если для некоторого пикселя наблюдается большое отклонение $|f(i, j) - \hat{f}(i, j)_\xi|$, яркость пикселя $d(i, j)$ эталона Q может быть проанализирована с применением заданного критерия исключения экстремальных наблюдений [9, 10]. В результате будет определен тип этого пикселя и принято адекватное решение об адекватности применения фильтра шума. Так, если это пиксель, отвечающий точечному объекту, сходный по своим параметрам с импульсным шумом, применение фильтра шума можно признать адекватным. Если же это пиксель границы изображения объекта, применение выбранного фильтра следует признать неадекватным.

Применение такого подхода к анализу адекватности фильтрации на основе рассмотрения эталона Q , а не выборочного изображения продиктовано тем, что эталон, очищен от влияния случайных факторов, от шумов, от ветвей границ, а распределения яркости изображений объектов (и, что важнее, – их границ) на эталоне максимально приближенно к истинному значению в регрессионном смысле.

Исходные данные, используемые для оценивания яркостей $f(i, j)$ пикселей $d(i, j)$ эталонного изображения соответственно (2), а также для построения ряда иных моделей изображений, могут содержать значимые нетиповые отклонения, ошибки и неточности, которые могут существенным образом повлиять на результаты моделирования.

В таких условиях предварительно построению модели регрессии (2) необходимо произвести исключение экстремальных наблюдений.

Если факт наличия таких отклонений зафиксирован, для их исключения из ряда яркостей $\{f(i, j)_\xi\}_\xi$ будем применять заданный критерий исключения экстремальных наблюдений.

По умолчанию для этой цели (в конце шага 1 метода построения распределения яркости эталона Q) будем применять $k \cdot \sigma$ -метод, описанный в [9].

Выводы

В работе предложен метод построения эталона входного изображения, основанный на обработке результатов накопления изображений, применение которого позволяет обеспечить возможность адекватного решения следующих актуальных задач.

Во-первых, использование предложенного метода формирования эталона позволяет адекватно построить статистическую модель локальных вариаций яркости изображения случайного характера, включая шумовую составляющую [5] на основе сравнения распределений яркости $f(i, j)$ и $\{f(i, j)_\xi\}_\xi$, $\xi = 1, \dots, N$, эталона и выборочных изображений $\{P_\xi\}_\xi$, $\xi = 1, \dots, N$, соответственно.

Во-вторых, использование предложенного метода, совместно с применением критериев исключения экстремальных наблюдений [9, 10], позволяет адекватно оценивать результаты фильтрации в отношении проявления эффектов сглаживания шума, малоразмерных и точечных объектов, границ объек-

тов и линий, за счет сравнения распределений яркости $f(i, j)$ и $\{f(i, j)_\xi\}_\xi$ эталона и отфильтрованных выборочных изображений $\{P_\xi\}_\xi$, $\xi = 1, \dots, N$, соответственно.

Список литературы

1. Шапиро Л. Компьютерное зрение / Л. Шапиро, Дж. Стокман. – М.: БИНОМ, 2006. – 752 с.
2. Гонсалес Р. Цифровая обработка изображений / Р. Гонсалес, Р. Вудс. – М.: Техносфера, 2005. – 1072 с.
3. Sonka M. Image processing, analysis and machine vision / M. Sonka, V. Hlavak, R. Boyle. – California (USA): Cole Publishing Company, 1999. – 770 p.
4. Форсайт Д. Компьютерное зрение. Современный подход / Д. Форсайт, Ж. Понс. – М.: Вильямс, 2004. – 928 с.
5. Смяляков К.С. Анализ эффективности применения пространственных фильтров шума / К.С. Смяляков, И.В. Рубан, С.В. Осиевский, О.В. Водолажко // Наука і техніка Повітряних Сил Збройних Сил України. – 2013. – № 1 (10). – С. 181-188.
6. Смяляков К.С. Модели и методы сегментации границ изображений нерегулярного вида на основе адаптивных масок: дис. ... канд. техн. наук: 01.05.02 / Смяляков Кирилл Сергеевич. – Х., 2005. – 162 с.
7. Лямец В. И. Методы статистического анализа / В. И. Лямец. – Х.: ХВВКИУРВ, 1988. – 227 с.
8. Дрейпер Н. Прикладной регрессионный анализ. Т.1 / Н. Дрейпер, Г. Смит. – 2-е изд. – М.: Финансы и статистика, 1986. – 366 с.
9. Смяляков К.С. Построение статистических методов исключения экстремальных наблюдений для обеспечения адекватного применения пространственных фильтров шума зображень / Смяляков К.С., Водолажко О.В., Смяляков С.В., Осиевский С.В. // Системи обробки інформації. – 2013. – № 4 (111). – С. 35-41.
10. Смяляков К.С. Построение унифицированного метода исключения импульсного шума для обеспечения адекватного применения пространственных фильтров шума изображений / К.С. Смяляков, И.В. Рубан, С.В. Осиевский, О.В. Водолажко // Системи озброєння і військова техніка. – 2013. – № 1 (33). – С. 129-132.

Поступила в редколлегию 12.08.2013

Рецензент: д-р техн. наук проф. И.В. Рубан, Харьковский университет Воздушных Сил им. И. Кожедуба, Харьков.

ПОБУДОВА ЕТАЛОНУ ДЛЯ ОЦІНЮВАННЯ ЯКОСТІ ФІЛЬТРАЦІЇ ВХІДНОГО ЗОБРАЖЕННЯ

К.С. Смяляков

У статті пропонується метод побудови еталона вхідного зображення, заснований на обробці результатів накоплення зображень, застосування якого дозволяє забезпечити можливість побудови адекватної моделі зашумлення зображення і адекватного оцінювання результатів фільтрації шуму зображень.

Ключові слова: зображення, еталон, екстремальне спостереження, шум, фільтр.

DEVELOPMENT OF ETALON FOR ESTIMATING THE QUALITY OF INPUT IMAGE FILTERING

K.S. Smelyakov

A method is proposed for development of input image etalon, which is based on processing of a stored series of images. Making use of this method permits to obtain an adequate model for noising an image, and to provide adequate estimating of the result of image noise filtering.

Keywords: image, etalon, outlier, noise, filter.