

Разработка оценки локальной поляризации загрязнений

Л. С. Братченко, Г. А. Гаврилов, В. В. Гульванский, И. Н. Рожин

Санкт-Петербургский государственный электротехнический университет
«ЛЭТИ» им. В.И. Ульянова (Ленина)

IamOnyfriy@gmail.com, koteyka269@gmail.com, vvgulvanskiy@etu.ru, rozinila5@gmail.com

Аннотация. В статье предложен способ оценки загрязнения участков кадра для фото- и видеокамер. Оценка загрязнённой области производится на основе обработки данных поляризованных снимков. Приведены экспериментальные данные снятые с несколькими разными типами загрязнений и при разном фоновом освещении. Описаны алгоритм и способ расчёта.

Ключевые слова: компьютерное зрение, поляризация, загрязнения, обработка изображений, обработка сигналов, камеры, оптические датчики, *Shape from Polarization*

I. ВВЕДЕНИЕ

Фото- и видеокамеры являются неотъемлемой частью нашей жизни. [1] Нет, наверное, области в которой человечество еще не ведет постоянную съемку. От камер в смартфонах и профессиональной киноаппаратуры до камер видеонаблюдения и визуальных сенсоров беспилотных аппаратов – в любой предметной области критически важно качество получаемых данных. [2]

В зависимости от предметной области съемка отягощается различными факторами. В первую очередь на ум приходят погодные условия (снег, дождь, грязь и т. д.), от них в первую очередь страдают сенсоры беспилотных аппаратов (транспорт, роботы доставщики, автопилот и т. д.) [3] и камеры наружного непрерывного наблюдения. Не менее весома угроза намеренного загрязнения сенсоров (краской, грязью, перекрытия области посторонними предметами и т. д.) со злым умыслом или в целях вандализма.

Частичная или полная потеря «зрения» грозит в лучшем случае ухудшением качества работы perception-модулей системы, а в худшем ложными срабатываниями, травмами и выходом из строя всей системы. В области автономного транспорта, например, существует ряд стандартов обеспечения Функциональной Безопасности в области беспилотного транспорта [4], которые обязывают разработчиков включать в систему специализированные сенсоры, отслеживающие качество поступаемых данных в реальном времени, и если по тем или иным причинам данные признаются неподходящими для дальнейшего анализа – система может эксплуатироваться безопасно.

Существует множество подходов и методов к определению качества входных данных по камерам, ниже описана разработка подхода к определению и

локализации внешних загрязнений на линзах объективов и защитных стеклах, находящихся вблизи камеры, с применением физических свойств процесса поляризации. Метод призван выделить общие для разных видов загрязнений «фичи» и сделать возможным построение на их базе нового дескриптора.

II. СУЩЕСТВУЮЩИЕ МЕТОДЫ

Как таковые методы определения загрязнения, как правило, строятся на обучении разного рода нейронных сетей на собранном наборе данных [5] или подбором степени резкости для выделения аномальных сегментов [6], поэтому рассматривать каждый частный метод не имеет смысла. Поэтому подробнее будут рассмотрены методы оценки качества изображения, т. к. загрязнение – это фактор, значительно влияющий на качество изображения, загрязнение можно косвенно оценить через качество снимка.

A. Методы оценки качества изображения

Глобально методы оценки качества разделяют на два основных типа: референсные и нереференсные. В первом случае оценка качества происходит в сравнении с неким «эталонным» изображением, во втором мы пытаемся получить оценку обособленно, с единственного кадра. [7–10]

Референсные или Объективные метрики (Full-Reference – FR) требуют наличия исходного (reference), «идеального» изображения, с которым сравнивается оцениваемое (distorted) изображение.

Объективные метрики (No-Reference – NR) или Blind Image Quality Assessment (BIQA) – не требуют никакой информации об исходном изображении. Они пытаются оценить качество изображения, анализируя только его собственные характеристики. Это самый сложный, но и самый практичный подход в большинстве реальных сценариев. Используют Natural Scene Statistics (NSS) – предположение, что изображения реального мира обладают определенными статистическими закономерностями. Искажения нарушают эти закономерности.

Чтобы избежать длительного подробного описания самых популярных методов была собрана сравнительная таблица методов (рис. 1) с выделением основных отличительных особенностей.

Метрика	Тип	Требуется исходное изображение	Простота вычисления	Корреляция с субъективным восприятием	Чувствительность к искажениям
MSE	FR	Да	Очень простая	Низкая	Высокая
PSNR	FR	Да	Простая	Низкая	Высокая
SSIM	FR	Да	Средняя	Высокая	Средняя
MS-SSIM	FR	Да	Сложная	Очень высокая	Средняя
FSIM	FR	Да	Средняя	Высокая	Средняя
BRISQUE	NR	Нет	Средняя	Средняя - Высокая	Средняя
NIQE	NR	Нет	Сложная	Высокая	Высокая
Deep Learning	NR	Нет	Очень сложная	Очень высокая	Очень высокая

Рис. 1. Сравнительная таблица методов оценки качества изображения

Выбор подходящего метода оценивания зависит от множества факторов:

- Наличия исходного изображения: Если есть исходное изображение, используются FR метрики (SSIM, MS-SSIM, FSIM). Если нет, используются NR метрики (BRISQUE, NIQE, Deep Learning).
- Типа искажений: Некоторые метрики лучше работают для определенных типов искажений (например, SSIM для сжатия, BRISQUE для шума).
- Требований к точности и скорости: SSIM и MS-SSIM точнее, но требуют больше вычислительных ресурсов.
- Доступных ресурсов (данных, вычислительной мощности): Deep Learning требует больших наборов данных и вычислительной мощности.

B. Shape from Polarization

Основным способом извлечения информации об объектах в кадре выступает метод «Shape from Polarization» (SfP) [11] (https://www.researchgate.net/publication/369532109_Event-based_Shape_from_Polarization) – это техника, используемая в компьютерном зрении и оптике для восстановления трехмерной формы объектов на основе анализа поляризации света, отраженного от поверхности. Этот метод основывается на том, что поляризация света изменяется в зависимости от угла отражения и свойств поверхности.

Принцип метода заключается в том, что когда свет отражается от поверхности, его поляризация изменяется в зависимости от угла падения и свойств материала. Измеряя степень и направление поляризации отраженного света, можно извлечь информацию о нормалях поверхности и, следовательно, восстановить ее форму. Мы воспользуемся свойством грязи в качестве препятствия на пути отраженного света. От свойств самой грязи – плотности, прозрачности, вязкости и т. д. – будет зависеть характер искажения.

III. ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНЫЕ ДАННЫЕ

Для работы с методом SfP необходимо сделать несколько снимков одной статичной сцены под разными углами поляризации (не менее 4 углов). Для эксперимента были сняты 2 набора изображений: с поляризованным источником освещения и естественным.

Алгоритм сбора данных следующий: между камерой и источником света устанавливается прозрачное стекло, оно делится на равные сегменты, в текущем эксперименте было 5 сегментов, 4 из которых были обработаны различными по составу и текстуре типами грязи: смесью воды и земли, клеем, машинным маслом и фломастером (рис. 2). Набор экспериментальных данных состоит из 30 изображений для проверки гипотез.



Рис. 2. Примеры снимков из датасета

IV. ПРЕДЛОЖЕННЫЙ МЕТОД

A. Физический принцип

Как известно любой отраженный свет состоит из двух компонент: зеркальной и диффузной (рис. 3). Зеркальное отражение возникает в случаях, когда свойства материала отражающей поверхности в некоторой области позволяют обеспечить полное отражение света, такое возможно на гладких поверхностях. Диффузное отражение свойственно любым «шероховатым» поверхностям, это тип отражения при котором лучи света преломляются о различные неровности поверхности и хаотично переотражаются.

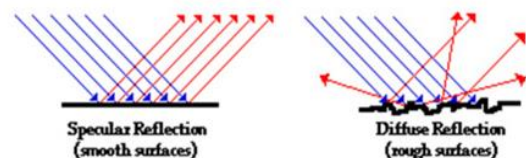


Рис. 3. Схематичное изображение зеркального и диффузного отражения.

Благодаря такому разложению отраженного света и применению метода Shape from Polarization мы можем выдвинуть предположение о сдвиге восстановленной нормали поверхности в зашумленных местах изображения. Так как нормаль поверхности это вектор мы можем предположить, что свет, отражённый от

одной и той же плоскости, проходя через грязь на стекле, приобретает дополнительную «шумовую» компоненту разложения. Здесь применяется классический принцип ЦОС, где полученный сигнал представляется как сумма полезного сигнала и приобретённого шума. Переключив этот принцип на обращение с нормалью, выдвигаем гипотезу, что восстановленная нормаль поверхности состоит из полезного вектора нормали и «вектора загрязнения», приобретенного при прохождении загрязненной поверхности.

В. Алгоритм проверки гипотезы

Для проверки гипотезы взят простейший случай оценки загрязнения, когда мы имеем плоский ровный источник поляризованного света находящийся вблизи загрязненного стекла. Стекло в данном случае имитирует защитное стекло объектива или кожуха камеры.

Алгоритм снятия эксперимента:

1. Зафиксировать сцену: камеру, стекло и источник света, поляризационный фильтр.
2. Зафиксировать освещение, при необходимости удалить весь внешний свет, кроме, поляризованного источника.
3. Определить нулевой градус поляризатора.
4. Произвести съемку на 9 углах поляризатора с шагом в 15 градусов.

Алгоритм обработки данных можно разделить на несколько смысловых блоков.

Вычитание «чистой» нормали. SfP позволяет получить представление поверхности как набора углов, наиболее полезны из них два: угол Φ и угол Θ ; они представляют наклон нормали относительно вертикали к поверхности и угол в плоскости касательной к поверхности соответственно. С точки зрения физики они представляют задержку света в среде по амплитуде и по фазе. Эти углы представлены в двух матрицах в полярных координатах. В первую очередь для проверки гипотезы нужно свести эти углы в один единичный трехмерный вектор. Далее на изображении нужно выделить сегмент «чистого» зеркала и вычесть его из всего изображения оконным методом. Это действие должно минимизировать вектора «чистой» поверхности и выделить более однородные области загрязнения. Обработанное изображение уже можно разделить обратно на представление в виде амплитудной и фазовой задержки (рис. 4).



Рис. 4. Пример масок Φ и Θ с вычитанием «чистой» нормали

Следующий блок уже связан с цифровой обработкой изображения. После получения масок уже имеет смысл приступить к сегментации. На данном этапе логично применить нормирование, выравнивание гистограммы, медианный фильтр для избавления от пылинок и гауссов фильтр для сглаживания. На данном этапе можно проявить свободу экспериментирования и попробовать разную обработку в зависимости от характера загрязнения. В текущем подходе за метрику сегментации была взята вариация лапласиана, но может подойти и другая неререференсная оценка для сегментации изображений.

V. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В работе был рассмотрен подход оценки загрязненности защитных стекол фото-, видеокамер с применением принципа поляризации и восстановления трехмерной формы поверхности. Необходимо было проверить гипотезу применения методов поляризации для этой задачи, способны ли мы выделить загрязнения, основываясь на искажениях нормали поверхности. Был поставлен эксперимент и произведена обработка результатов. Основываясь на результатах исследования можно сказать, что загрязнения разного рода действительно вносят помехи в построение нормалей, и физические свойства поляризации позволяют нам определить нахождение объектов в кадре и их форму, однако установить единую метрику, которая помогла бы однозначно утверждать о наличии объекта непосредственно на стекле перед камерой и идентифицировать его как загрязнение, нет. Это тема для дальнейших исследований.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

- [1] Computer Vision - Worldwide [Электронный ресурс]. - URL: <https://www.statista.com/outlook/tmo/artificial-intelligence/computer-vision/worldwide> (дата обращения 9.03.2025)
- [2] Teh H.Y., Kempa-Liehr A.W., Wang K.I.K. Sensor data quality: A systematic review // Journal of Big Data. 2020. Vol. 7. №. 1(11).
- [3] Кириченко М.В. Влияние метеорологических условий съемки на точность моделей беспилотных летательных аппаратов // Молодой ученый. 2024. № 48 (547). С. 27-29.
- [4] О Концепции обеспечения безопасности дорожного движения с участием беспилотных транспортных средств на автомобильных дорогах общего пользования: распоряжение Правительства РФ от 25 марта 2020 г. № 724-р // Собрание законодательства Российской Федерации. 2020.
- [5] Uricar M. et al. Let's get dirty: Gan based data augmentation for camera lens soiling detection in autonomous driving // Proceedings of the IEEE/CVF winter conference on applications of computer vision. 2021. P. 766-775.
- [6] Dhinakaran K. Manoj Ravindra Phirke P. Dust particles detection on camera lens // International Conference on Industrial Engineering and Operations Management. March. 2020. P. 1495-1503.
- [7] Wang Z., Bovik A.C. Mean Squared Error: Love it or Leave it? // IEEE Signal Processing Magazine. 2006. № 24(4). P. 12-20.
- [8] Wang Z., Bovik A.C., Sheikh H.R., & Simoncelli E.P. Image Quality Assessment: From Error Visibility to Structural Similarity // IEEE Transactions on Image Processing. 2004. № 13(4). P. 600-612.
- [9] Mittal A., Karam L.J., & Cormack L. No-Reference Image Quality Assessment in the Spatial Domain // IEEE Transactions on Image Processing. 2012. № 21(12). P. 4695-4708.
- [10] Vide A., & Karam L.J. VMAF: The Journey to a New Video Quality Metric // Netflix Tech Blog. 2017.