Deblurring image is a long-standing area of research interest. It is one of the key parts of the image processing realm focused on restoring an image by recreating blurred images into decipherable ones. Digital images are likely to exhibit blur due in the form of motion blur, gaussian blur and average blur. Motion blur results from relative motion between the image-capturing system and the image, and its restoration requires an estimation of the motion path. Gaussian blur involves the mathematical function applied to an image to cause a blur. Gaussian blur is mostly applied in reducing noise and details by unifying pixels. Average blur results from the set of pixels equal to the value of the average pixel in a particular box neighborhood. The average filter can reduce noise in an average blur. Because of the image degradations from different blur scenarios, the non-readability of blurred images often affects the algorithmic output. Image restoration is a field focused on reducing the degradation of input images. In this field, different techniques are applied to restore the degraded images into clear versions. Although there is not a sole generic model of deblurring images, this is a well-established field in literature. A plausible explanation for the absence of a single deblurring model is that deblurring can exist in different forms. Deriving an equation from the multiple forms is a challenge that is yet to manifest in the extant literature. Similar to the blur types, noise also contributes to image degradation due to different contributing factors such as lighting, and poor calibration of image-capturing systems, among others.

To address the image-blurring challenge, several deblurring methods have emerged over the years. This paper provides an overview of the literature on image deblurring techniques as revealed by researchers. The paper summarizes 34 references on image deblurring and explores opportunities for development in the future of the image deblurring field.

Two broad classifications of deblurring techniques are blind deblurring (BD) and non-blind deblurring (NBD). While BD mainly focuses on recovering the exact estimate of the blur kernel, NBD aims to restore the original image from a known blur image and give the blur estimate. The methods are explored below. BD is a classical method of restoring an image where there is no information about the blurring and noise that cause image degradation. Deblurring images using this method is achieved without a known point of spread function (PSF). PSF is a “point input, represented as a single pixel in the “ideal” image, which will be reproduced as something other than a single pixel in the “real” image”. The application of blind methods is broader than non-blind methods. In most cases, the PSF is known not to provide accuracy. Because NBD techniques are sensitive to incongruities between the point of spread function in BD and the actual blurring point of spread, lack of blurring PSF knowledge often results in poor deblurring outcomes.

Two techniques can be categorized in BD. The first involves the making of initial estimations in restoring the true blurred image and PSF. It follows an iterative process until predefined match criteria are achieved. The advantage of this approach is that it is not sensitive to noise. It follows a synchronized evaluation of the image output and PSF, leading to a more complex computational algorithm. The second approach is based on the maximum likelihood of restoration. The approach involves an estimation of the indicators such as covariance and PSF matrices. Estimations of PSF use simple algorithms with minimal computational sophistication to obtain the blur and noise of the original image. A representative approach for BD is ‘deep unrolling for blind deblurring (DUBLID)’ a neural network architecture. Blind deconvolution algorithm is also applied in deblurring images when there is no known information about distortion.

Shan et al. suggested the deblurring method using a unified probabilistic equation to estimate the kernel and restoration image. The proposed algorithm included terms such as spatial noise randomness and smoothness prior that limited contrasts in the unblurred image when the blurred image exhibited low contrast. One of the assumptions made in this model is that the input kernel is largely inaccurate and thus the maximum a posteriori estimation (MAP) is applied.

Research in different deblurring methods is provided. Removing motion blur is a major problem of BD, and it is solved through linear and non-linear processing. Non-linear processing is a classical technique that uses the Local Radon Transform to estimate bur kernel and image restoration for a clearer and sharp image. BD takes into account the blur kernel in learning the deblurring of event-based images. Non-linear processing is used to recover images degraded by motion. The authors started with a formulation of sequential event-based motion deblurring, then demonstrated how end-to-end deep architecture can help in the optimization. The proposed nonlinear model utilized a recurrent neural network with knowledge of visual and temporal aspects of the image at the local and global scales. Experimental results showed that deep learning architecture is a novel approach to achieving a superior performance of image deblurring using real-world datasets.

BD involves weak assumptions about the filter, to address this problem, the approach focuses on image edges, a process called edge estimation. The estimation of the kernel is initialized by utilizing the edge information. The MAP and the Total Variation (TV) approaches provide techniques for kernel estimation. The MAP approach minimizes the problem to estimate the kernel, assuming that there is a fixed combination of ununified segmentation masks. The TV framework is also applied thanks to its superior ability to preserve edges. The TV approach makes it possible to achieve a deblurring algorithm faster and with better quality. The two frameworks are associated with the Maximum Likelihood method of estimation. Above all, the BD methods lack the ability to estimate preliminary data about the image scene.

Literature also shows the use of loss functions such as multi-scale frequency reconstruction (MSFR) and multi-scale Charbonnier (MSC) loss, and multi-scale edge (MSED) loss functions used the loss functions for blur removal due to raindrop. The authors incorporated a non-local operator (Global Context Network) to capture long-range dependencies. They also included loss functions applied in the training stage by adding models for recovering important components for high-frequency details. They also included a multiscale loss to train smaller-scale processing blocks.

As this suggests the BD approaches are suitable where there is no information about SPF. The deconvolution function helps to deblur and restore PSF and image concurrently. The method requires that initial parameters are assumed to initiate deblurring through the iterative phases. An example of a motion image deblurred using the method is shown in Figures 1 below. Jiang et al. proposed a deep learning model to deblur images in Figure 1 by learning to recover details from the degraded image and the motion event.

Размытие изображений - давняя область исследовательского интереса. Это одна из ключевых частей обработки изображений, направленная на восстановление изображения путем воссоздания размытых изображений в дешифруемые. Цифровые изображения могут иметь размытие в виде размытия при движении, гауссова размытия и среднего размытия. Размытие при движении возникает в результате относительного движения между системой захвата изображения и изображением, и для его восстановления требуется оценить траекторию движения. Гауссово размытие – это математическая функция, применяемая к изображению, чтобы вызвать размытие. Гауссово размытие чаще всего применяется для уменьшения шума и деталей путем объединения пикселей. Среднее размытие приводит к тому, что набор пикселей равен значению среднего пикселя в окрестности определенного блока. Средний фильтр может уменьшить шум при среднем размытии. Из-за ухудшения качества изображения при различных сценариях размытия нечитаемость размытых изображений часто влияет на результат работы алгоритма. Восстановление изображений – это область, направленная на уменьшение деградации входных изображений. В этой области применяются различные методы для восстановления деградированных изображений в четкие версии. Несмотря на то, что не существует единственной общей модели размытия изображений, эта область хорошо развита в литературе. Правдоподобное объяснение отсутствия единой модели размытия заключается в том, что размытие может существовать в различных формах. Вывести уравнение из множества форм - задача, которую еще предстоит решить в существующей литературе. Как и размытие, шум также способствует ухудшению качества изображения из-за различных факторов, таких как освещение, плохая калибровка систем захвата изображения и др.

Для решения проблемы размытия изображений за последние годы появилось несколько методов размытия. В данной статье представлен обзор литературы по методам размытия изображений, выявленным исследователями. В статье обобщены 34 ссылки по размытию изображений и рассмотрены возможности для развития в будущем области размытия изображений.

Существует две широкие классификации методов размытия: слепое размытие (BD) и неслепое размытие (NBD). Если BD в основном нацелена на восстановление точной оценки ядра размытия, то NBD - на восстановление исходного изображения по известному изображению с размытием и выдачу оценки размытия. Эти методы рассмотрены ниже. BD – это классический метод восстановления изображения, когда отсутствует информация о размытии и шуме, вызывающих деградацию изображения. Размытие изображений с помощью этого метода достигается без известной функции разброса точек (PSF). PSF – это "точечный вход, представленный в виде одного пикселя в "идеальном" изображении, который будет воспроизведен как нечто иное, чем один пиксель в "реальном" изображении". Применение слепых методов шире, чем неслепых. В большинстве случаев известно, что PSF не обеспечивает точности. Поскольку методы NBD чувствительны к несоответствию между функцией точки распространения в BD и фактической точкой распространения размытия, отсутствие знаний о PSF размытия часто приводит к плохим результатам размытия.

В BD можно выделить две техники. Первая включает в себя проведение начальных оценок для восстановления истинного размытого изображения и PSF. Далее следует итерационный процесс, пока не будут достигнуты заранее заданные критерии соответствия. Преимущество этого подхода заключается в том, что он не чувствителен к шуму. Он предполагает синхронную оценку выходного изображения и PSF, что приводит к более сложному вычислительному алгоритму. Второй подход основан на восстановлении по принципу максимального правдоподобия. Этот подход предполагает оценку таких показателей, как ковариационная матрица и матрица PSF. Для оценки PSF используются простые алгоритмы с минимальными вычислительными сложностями, позволяющие получить размытие и шум исходного изображения. Представительным подходом для BD является нейросетевая архитектура «глубокая развертка для слепого размытия». Алгоритм слепой обратной свертки также применяется для удаления размытия с изображений, когда нет известной информации об искажениях.

Шан и др. предложили метод размытия с использованием единого вероятностного уравнения для оценки ядра и восстановления изображения. Предложенный алгоритм включал такие понятия, как случайность пространственного шума и предварительная гладкость, которые ограничивали контрастность не размытого изображения, когда размытое изображение имело низкую контрастность. Одно из предположений, сделанных в этой модели, заключается в том, что входное ядро является в значительной степени неточным, поэтому применяется максимальная апостериорная оценка (MAP).

Приводятся исследования различных методов размытия. Устранение размытия движения является одной из основных проблем BD, и она решается с помощью линейной и нелинейной обработки. Нелинейная обработка – это классическая техника, которая использует локальное преобразование Радона для оценки ядра размытия и восстановления изображения для получения более четкого и резкого изображения. BD учитывает ядро размытия при обучении размытию изображений, основанных на событиях. Нелинейная обработка используется для восстановления изображений, деградировавших из-за движения. Авторы начали с формулировки последовательного событийного размытия изображений, основанного на движении, а затем продемонстрировали, как сквозная глубокая архитектура может помочь в оптимизации. Предложенная нелинейная модель использует рекуррентную нейронную сеть со знанием визуальных и временных аспектов изображения в локальном и глобальном масштабах. Результаты экспериментов показали, что архитектура глубокого обучения – это новый подход к достижению превосходной производительности размытия изображений на реальных наборах данных.

BD включает в себя слабые предположения о фильтре, для решения этой проблемы подход фокусируется на краях изображения, процесс называется оценкой краев. Оценка ядра инициализируется путем использования информации о краях. Подходы MAP и подход общего отклонения (TV) предоставляют методы оценки ядра. Подход MAP минимизирует проблему оценки ядра, предполагая, что существует фиксированная комбинация унифицированных масок сегментации. Подход TV также применяется благодаря его превосходной способности сохранять края. Подход TV позволяет получить алгоритм размытия быстрее и с лучшим качеством. Оба фреймворка связаны с методом оценки максимального правдоподобия. Прежде всего, в методах BD отсутствует возможность оценки предварительных данных о сцене изображения.

В литературе также встречается использование функций потерь, таких как многомасштабная частотная реконструкция (MSFR) и многомасштабные потери Шарбонье (MSC), а также многомасштабные краевые (MSED) функции потерь, которые используются для устранения размытия из-за дождя. Авторы включили нелокальный оператор (Глобальная сеть контекстов) для учета дальних зависимостей. Они также включили функции потерь, применяемые на этапе обучения, добавив модели для восстановления важных компонентов для высокочастотных деталей. Они также включили многомасштабные потери для обучения блоков обработки меньшего масштаба.

Таким образом, подходы BD подходят для тех случаев, когда нет информации о SPF. Функция обратной свертки помогает одновременно размыть и восстановить PSF и изображение. Метод требует принятия исходных параметров для начала удаления размытия через итерационные фазы. Пример изображения движения, размытого с помощью этого метода, показан на рис. 1 ниже. Цзян и др. предложили модель глубокого обучения для размытия изображений на рис. 1, научившись восстанавливать детали из деградированного изображения и события движения.