

## Исследование влияния тумана на системы машинного зрения

*М.Г. Городничев, М.С. Мосева*

*Московский технический университет связи и информатики, Москва*

**Аннотация:** В данной работе было проведено исследование влияния тумана на системы машинного зрения, в частности, на корректность работы алгоритма распознавания образов. В рамках данной работы реализован фильтр, который устраняет искажения, вызванные туманом. Разработан корректирующий фильтр, осуществлен анализ работы нейронной сети с изображениями различной четкости, на основании которого были даны рекомендации по улучшению точности распознавания образов.

**Ключевые слова:** обработка изображений, фильтрация изображений, системы машинного зрения, распознавание образов.

### Введение

В настоящее время использование систем видеонаблюдения внедрено во многие сферы жизнедеятельности. При помощи анализа видеопоследовательности решаются такие задачи как детектирование, трекинг объектов, сегментация и т.д. Если говорить о системах видеонаблюдения, расположенных вне помещения, большую роль играют погодные условия, которые могут значительно снизить качество работы алгоритмов машинного зрения. Одним из атмосферных явлений, значительно снижающих качество детектирования и распознавания, является туман. Изображения, сделанные в туманную погоду, малонасыщенные и неконтрастные. Из-за наличия тумана и дымки свет рассеивается в атмосфере, не достигнув до камеры. Известно, что туман воздействует на восприятие расстояния между камерой и объектом. Следовательно, удаление тумана требует оценки карты глубины или карты рассеивания света. Если входными данными является только одно туманное изображение, то оценка карты глубины является задачей с ограничениями. Стереоскопическая оценка глубины требует двух изображений. Поэтому было предложено много методов, использующих несколько изображений. В [1] Шехнер и др. предложили метод, основанный на поляризации. Этот метод удаляет туман с помощью двух или более изображений, сделанных с разной степенью

---

поляризации. В [2] Fattal предложил метод, основанный на анализе независимых компонент (independent component analysis). Этот метод оценивает оптическое пропускание на туманных изображениях. Основываясь на этой оценке, рассеянный свет устраняется, чтобы улучшить видимость и устранить дымку. Восстановление основано на информации о цвете, поэтому этот метод неприменим для серого изображения. Также этот метод не работает, когда есть густой туман, потому что густой туман часто бесцветен. В [3] Тан предложил метод, основанный на пространственной регуляризации по одноцветному или полутоновому изображению. В работе удаляется туман, за счет увеличения локального контраста изображения, но восстановленное изображение выглядит слишком насыщенным. Также существуют методы, основанные на использовании 3D-модели сцены [4], сегментации изображения на основе графа [5] и др. В данной работе предложен алгоритм фильтрации туманного изображения для повышения точности детектирования объектов.

### **Туман как фактор, искажающий изображение**

Туман – это скопление продуктов конденсации у поверхности земли и возникающее вследствие этого сильное помутнение воздуха, при этом горизонтальная видимость становится менее 1 км [6]. При положительных температурах воздуха туман состоит из небольших капель воды, а при температурах около  $-10^{\circ}\text{C}$  и ниже в тумане появляются кристаллы, т. е. он становится смешанным. В рамках данной работы будет рассматриваться туман, состоящий только из капель.

Теперь необходимо пояснить, каким образом снижается видимость при наличии тумана. Как было сказано выше, туман состоит из капель воды, при прохождении через каждую каплю свет рассеивается, вследствие чего изображение получается размытым. Следовательно, для восстановления образов необходимо использовать такой фильтр, который устраняет

---

рассеяние, вызванное туманом. Известно, что в тумане происходит упругое рассеяние излучения.

Упругое рассеяние характеризуется тем, что не сопровождается внутренними изменениями состояний рассеивающей частицы и действующего на нее излучения, что наблюдается, в частности, и при тумане. Наиболее характерные виды упругого рассеяния: рассеяние (эффект) Тиндаля, рассеяние Рэлея, рассеяние Ми.

Эффект Тиндаля возникает при рассеянии света на взвешенных частицах, размеры которых малы по сравнению с размерами длин волн излучения. Рассеяние Тиндаля является упругим, т. е. при попадании на частицу фотон поглощается и переизлучается в любом направлении, а размеры взвешенных частиц в разы больше размеров атомов [7]. Оно характерно для коллоидных систем, например, дыма, тумана, гелей и т.д. В качестве примера эффекта Тиндаля можно привести голубой цвет глаз. Как известно, при голубом цвете глаз наблюдается небольшое количество меланина, вследствие этого, при прохождении через радужную оболочку красная часть спектра не рассеивается и поглощается меланином, а синяя часть спектра рассеивается на молекулах меланина и волокнах коллагена, благодаря этому можно наблюдать голубой цвет.

Рассеяние Рэлея имеет дифракционную природу и поэтому проявляется на частицах, размеры которых меньше длины волны. В процессе рассеяния частота света не изменяется [7]. Следует уточнить, что интенсивность рассеяния возрастает с уменьшением длины волны: чем волна короче, тем интенсивнее рассеяние. Самым распространенным примером рассеяния Рэлея является цвет неба, который формируется при прохождении волн различной длины и интенсивности (солнечный свет) через атмосферу (смесь различных газов).

---

Рассеяние Ми наблюдается в случае, когда длина волны излучения больше размеров рассеивающих частиц [8]. Данный вид рассеяния характерен для тумана и, кроме того, максимально точно описывает процесс отклонения лучей света при прохождении через капли тумана. Такая точность достигается за счет представления рассеяния в виде медленно сходящегося ряда, но использование такого ряда на практике достаточно проблематично, поэтому его принято представлять в виде следующей формулы, которая представляет собой свертку бесконечного ряда Ми:

$$\chi(\gamma) = \frac{1 - g^2}{(1 + g^2 - 2g \cos \gamma)^{3/2}}$$

При значении  $g=0$  имеем изотропную индикатрису, при  $g \sim 0,8-0,9$  – сильно вытянутую вперед (например, в облачной атмосфере). Параметр  $g$  определяется размером рассеивающих частиц  $r_0$ , длиной волны излучения и распределением частиц по размерам.

Можно сделать вывод, что рассеяние Тиндаля и Рэлея характерно для размеров частиц, намного меньших капель тумана. Таким образом, рассеяние Ми оптимально подходит в качестве основы для разработки фильтра.

### Постановка задачи

Изображение представляет собой тензор, состоящий из трех матриц, описывающих интенсивности красного, зеленого и синего цветов [9].

$$I = \left\| \left\| x_{ij} \right\| \right\|,$$

где  $(\forall i, j)[x_{ij} = \langle r, g, b \rangle_{ij} \vee x_{ij} = \langle r_{ij}, g_{ij}, b_{ij} \rangle \wedge (r, g, b \in \{0, \dots, 255\})]$

Необходимо реализовать фильтр изображения, представленный как процедурное преобразование реализации изображения  $I_f$  с параметром  $\mu$ .

$$O_T^{filter}(\cdot; \mu): I_f \rightarrow I_g,$$

где  $f$  и  $g$  – полноцветные изображения,  
 $\mu$  – характеристика операции фильтрации.

Влияние тумана на значения интенсивности пикселей с учетом процесса отклонения лучей света при прохождении через капли тумана будем рассчитывать при помощи фазовой функции рассеяния Ми

$$X(\gamma) = \frac{1 - g^2}{(1 + g^2 - 2g \cos \gamma)^{\frac{3}{2}}}$$

где  $X(\gamma)$  – доля света, отраженная в направлении угла  $\gamma$ ,

$\gamma$  – угол, под которым виден пиксель  $x_{ij}$ ,

$g$  – фактор анизотропии.

Фактор анизотропии определяется размером рассеивающих частиц, длиной волны и распределением частиц по размерам.

Для расчета влияния рассеяния и угла, под которым виден пиксель будем использовать следующие обозначения. При размытии пиксель преобразовывается по определенному правилу, таким образом, вместо одного пикселя формируется множество пикселей различной интенсивности. Красным цветом на рисунке обозначен пиксель с наибольшей интенсивностью, далее в порядке уменьшения интенсивности следуют пиксели, условно выделенные зеленым, желтым и синим цветами. Рисками отмечены центры пикселей,  $y$  – расстояние между двумя соседними центрами. Условно размер пикселя составляет 1, пиксель представляет собой квадрат  $1 \times 1$ , соответственно,  $y = 1$ . Угол, под которым центр пикселя виден из оптического центра системы обозначен  $\gamma$ . Фокусное расстояние ( $d$ ) в рамках исследования принято 8 относительных единиц.

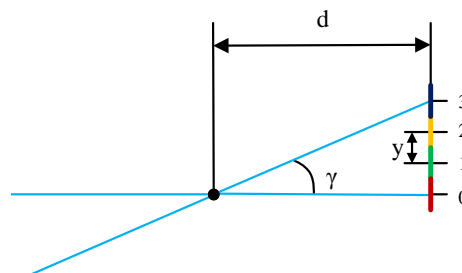


Рисунок 1 - Схема формирования изображения точки

Итак, теперь необходимо вычислить углы  $\gamma$  следующим образом:

$$\gamma = \arctg\left(\frac{y}{d}\right)$$

И далее рассчитывается интенсивность для каждого угла по формуле. Таким образом, получаем следующее распределение пикселей (окружностями обозначены вычисленные области интенсивности):

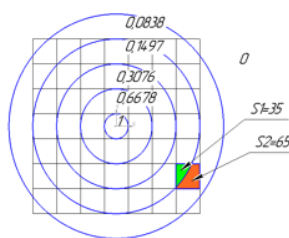


Рисунок 2 - Расположение пикселей в полях интенсивности

Теперь можно рассчитать энергию излучения для каждого пикселя. Для этого вычисляем интенсивность, падающую на один пиксель. Пиксель делится на две области, входящие в зоны разной интенсивности. Далее находится средневзвешенное значение:

$$I_{\text{ср}} = \frac{S_1 * I_1 + S_2 * I_2}{S_1 + S_2}$$

### Разработка фильтра

Для достижения наилучшего результата сначала необходимо реализовать фильтр размытия по Ми, а затем на его основе синтезировать обратный фильтр для устранения рассеяния.

Разработка фильтра осуществляется в несколько этапов:

1. Построение индикатрисы и определение минимальной величины угла, которую целесообразно учитывать при расчете интенсивности для каждого пикселя.
2. Определение величины углов, под которыми центры пикселей видны из оптического центра системы.

3. Вычисление интенсивности для каждого пикселя и построение матрицы размытия.
4. Тестирование матрицы размытия.
5. Преобразование матрицы размытия с целью получения фильтра.

Итак, реализуем вышеперечисленные этапы синтеза фильтра.

Массив значений интенсивности формируется путем вычисления каждого элемента по формуле  $n$ . Интенсивность рассчитывается для углов  $0 - 90^\circ$  (шаг –  $1^\circ$ ), после чего значения нормируются, т. е. каждый элемент массива делится на максимальный.

Далее необходимо построить индикатрису рассеяния для того, чтобы определить максимальное значение угла, которое целесообразно учитывать при расчете интенсивности для каждого пикселя. Заметим, что при расчете углы выражаются в радианах.

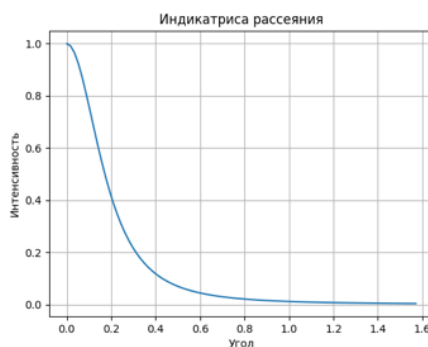


Рисунок 1 - Индикатриса рассеяния

По графику видно, что при дальнейших расчетах целесообразно учитывать углы, величина которых составляет менее 0.5 рад, т. к. по мере роста значений интенсивность практически равна нулю. Искомая матрица размытия представлена в таблице 1.

Заметим, что интенсивность центрального (исходного) пикселя равна 1, т. е. не изменяется, но при размытии должна уменьшаться и его интенсивность, поэтому необходимо нормировать полученную матрицу

путем деления каждого элемента на сумму всех элементов матрицы. Нормированная матрица размытия представлена в таблице 2.

Таблица 1 - Ненормированная матрица размытия

0,066202	0,106865	0,139156	0,1497	0,139156	0,106865	0,066202
0,106865	0,171806	0,271283	0,3076	0,271283	0,171806	0,106865
0,139156	0,271283	0,502108	0,6678	0,502108	0,271283	0,139156
0,1497	0,3076	0,6678	1	0,6678	0,3076	0,1497
0,139156	0,271283	0,502108	0,6678	0,502108	0,271283	0,139156
0,106865	0,171806	0,271283	0,3076	0,271283	0,171806	0,106865
0,066202	0,106865	0,139156	0,1497	0,139156	0,106865	0,066202

Таблица 2 - Нормированная матрица размытия

0,005254	0,008482	0,011045	0,011882	0,011045	0,008482	0,005254
0,008482	0,013636	0,021532	0,024414	0,021532	0,013636	0,008482
0,011045	0,021532	0,039852	0,053003	0,039852	0,021532	0,011045
0,011882	0,024414	0,053003	0,07937	0,053003	0,024414	0,011882
0,011045	0,021532	0,039852	0,053003	0,039852	0,021532	0,011045
0,008482	0,013636	0,021532	0,024414	0,021532	0,013636	0,008482
0,005254	0,008482	0,011045	0,011882	0,011045	0,008482	0,005254

Перед началом преобразований матрицы размытия необходимо учесть, что резкость изображения возрастает за счет увеличения контраста между центральным пикселем и его соседями. Для достижения этой цели необходимо, чтобы все коэффициенты в новой матрице, кроме центрального, принимали отрицательные значения, а значение центрального элемента было больше, чем его значение в матрице размытия. Таким образом, преобразование центрального элемента выполняется путем деления единицы на него же, остальные коэффициенты умножаются на  $-1$ . Ненормированная матрица четкости представлена в таблице 3.

При тестировании фильтра возникает ситуация, когда исходное изображение преобразуется в полностью белое. Это может происходить при выходе максимального для модели RGB значения за верхнюю границу –



(255, 255, 255) – белый цвет. В этом случае необходимо умножить центральный элемент матрицы на коэффициент, принимающий значение меньше единицы. В результате подбора было найдено оптимальное значение множителя – 0,148. Нормированная матрица четкости представлена в таблице 4.

Таблица 3 - Ненормированная матрица четкости

-0,005254	-0,008482	-0,011045	-0,011882	-0,011045	-0,008482	-0,005254
-0,008482	-0,013636	-0,021532	-0,024414	-0,021532	-0,013636	-0,008482
-0,011045	-0,021532	-0,039852	-0,053003	-0,039852	-0,021532	-0,011045
-0,011882	-0,024414	-0,053003	12,599296	-0,053003	-0,024414	-0,011882
-0,011045	-0,021532	-0,039852	-0,053003	-0,039852	-0,021532	-0,011045
-0,008482	-0,013636	-0,021532	-0,024414	-0,021532	-0,013636	-0,008482
-0,005254	-0,008482	-0,011045	-0,011882	-0,011045	-0,008482	-0,005254

Таблица 4 - Нормированная матрица четкости

-0,005254	-0,008482	-0,011045	-0,011882	-0,011045	-0,008482	-0,005254
-0,008482	-0,013636	-0,021532	-0,024414	-0,021532	-0,013636	-0,008482
-0,011045	-0,021532	-0,039852	-0,053003	-0,039852	-0,021532	-0,011045
-0,011882	-0,024414	-0,053003	1,864696	-0,053003	-0,024414	-0,011882
-0,011045	-0,021532	-0,039852	-0,053003	-0,039852	-0,021532	-0,011045
-0,008482	-0,013636	-0,021532	-0,024414	-0,021532	-0,013636	-0,008482
-0,005254	-0,008482	-0,011045	-0,011882	-0,011045	-0,008482	-0,005254

Результат применения полученного фильтра к фотографии представлен на рисунке 4. На рисунке 4 видно, что ветви дерева визуальнo стали четче, возникает эффект легкого рассеивания тумана.



Рисунок 4. Изображение до и после применения фильтра

Данный фильтр можно применять несколько раз подряд для усиления эффекта, однако нежелательно это делать более двух-трех раз, т. к. дальнейшее преобразование ведет к значительному зашумлению изображения (рис.5 и 6).



Рисунок 5. Изображение до и после применения фильтра



Рисунок 6. Изображение после двукратного и трехкратного применения фильтра

Исследуем, как данный фильтр влияет на качество распознавания объектов в условиях тумана. В первую очередь стоит рассмотреть изображения, на которых нейронная сеть [10] не находит некоторые объекты без применения фильтра.

Результат работы нейронной сети на рисунке 7 показывает, что использование фильтра позволяет сети найти образы, которые до его применения невозможно было обнаружить.

Применение фильтра также приводит к улучшению идентификации некоторых объектов, что показано на рисунках 8 и 9.



Рисунок 7. Входное и восстановленное изображение и результат работы нейронной сети

На рисунке 9 обнаружен человек. На изображении слева (без фильтра) процентная вероятность составляет 93,950%, а на изображении справа (с фильтром) - 96,220%,



Рисунок 8. Входное и восстановленное изображение и результат работы нейронной сети

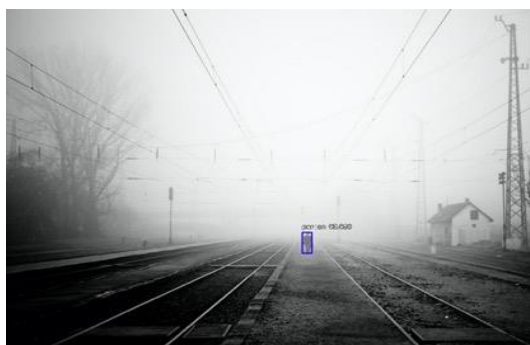


Рисунок 9. Входное и восстановленное изображение и результат работы нейронной сети

Результаты распознавания представлены в таблице 5.

Таблица 5. Результаты распознавания образов нейронной сетью с применением фильтра и без применения фильтра

Без фильтра	С фильтром
Человек: 60,018%	Человек: 58,385%
Человек: 55,794%	-
Человек: 75,330%	Человек: 65,480%
Человек: 57,852%	Человек: 60,370%
Велосипед: 82,867%	Велосипед: 81,449%
Велосипед: 68,566%	Велосипед: 78,024%
Велосипед: 50,111%	Велосипед: 68,697%

### Заключение

В рамках работы было проведено исследование влияние тумана на систему машинного зрения, в частности, на обнаружение объектов. В процессе работы были решены следующие задачи:

- рассмотрены существующие технологии, предназначенные для устранения помех на изображении, возникающих при наличии тумана;
- исследованы искажения, вносимые туманом в изображение;
- разработан фильтр, устраняющий эти искажения;
- выбран алгоритм для исследования и выполнен сравнительный анализ его работы как с использованием разработанного фильтра, так и без него;

При распознавании объектов на улучшенных изображениях возникали ошибки идентификации или некоторые объекты не были найдены. В перспективе данную проблему можно решить несколькими способами:

- разработка новой нейронной сети, обученной с учетом фильтрации изображений;
- использование одной из существующих нейронных сетей, но при возникновении описанной выше ситуации проводить сравнение двух полученных изображений;
- исследование зависимости точности распознавания от качества восстановленного изображения;
- модификация одной из существующих нейронных сетей.

### Литература

1. Schechner Y. Y., Narasimhan S. G., Nayar S. K., "Instant dehazing of images using polarization", IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 325-332, 2001.
2. Fattal R., "Single image dehazing", International Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques archive ACM SIGGRAPH, pp. 1-9, 2008.
3. Tan R. T. "Visibility in bad weather from a single image", IEEE conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 1-8, 2008.
4. Kopf J., Neubert B., Chen B., Cohen M., Cohen-Or D., Deussen O., Uyttendaele M., Lischinski D., "Deep photo: Model-based photograph enhancement and viewing", ACM Transactions on Graphics, Vol. 27, No. 5, pp. 116:1-116:10, 2008.
5. Fang S., Zhan J., Cao Y., Rao R. "Improved Single Image Dehazing Using Segmentation", IEEE International Conference on Image Processing (ICIP), 2010, pp. 3589-3592.
6. Матвеев Л. Т. Курс общей метеорологии. Физика атмосферы. – Л.: Гидрометеиздат, 1984. – 752 с.



7. Лобанова М. А., Владимирович В. А. Зависимость параметра асимметрии индикатрисы рассеяния от характеристик среды // Современные проблемы дистанционного зондирования земли из космоса. – 2010. – № 4. – С. 147-157.
8. Мак-Картни Э. Оптика атмосферы. Рассеяние света молекулами и частицами, Мир, Москва, 1979, 424 с.
9. Исхаков А.Р., Маликов Р.Ф. Моделирование систем технического зрения в модифицированных дескриптивных алгебрах изображений: Монография. – Уфа: Изд-во БГПУ, 2015. – 160 с.
10. Xie S., Girshick R., Dollár P., Tu Z., He K. Aggregated residual transformations for deep neural networks // Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. – 2017. – pp. 1492-1500.

### References

1. Schechner Y. Y., Narasimhan S. G., Nayar S. K., IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 325-332, 2001.
  2. Fattal R., International Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques archive ACM SIGGRAPH, pp. 1-9, 2008.
  3. Tan R. T., IEEE conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 1-8, 2008.
  4. Kopf J., Neubert B., Chen B., Cohen M., Cohen-Or D., Deussen O., Uyttendaele M., Lischinski D., ACM Transactions on Graphics, 2008, Vol. 27, No. 5, pp. 116:1-116:10.
  5. Fang S., Zhan J., Cao Y., Rao R., IEEE International Conference on Image Processing (ICIP), 2010, pp. 3589-3592.
-

6. Matveev L. T. Kurs obshchej meteorologii. Fizika atmosfery [Course of general meteorology. Physics of the atmosphere]. L.: Gidrometeoizdat, 1984. – pp. 752.
7. Lobanova M. A., Vladimirovich V. A. Sovremennye problemy distancionnogo zondirovaniya zemli iz kosmosa. 2010. № 4. pp. 147-157.
8. Mak-Kartni E. Optika atmosfery. Rasseyanie sveta molekulami i chasticami [Optics of the atmosphere. Scattering of light by molecules and particles], Mir, Moskva, 1979, p. 424.
9. Iskhakov A.R. Modelirovanie sistem tekhnicheskogo zreniya v modificirovannyh deskriptivnyh algebrakh izobrazhenij: Monografiya [Modeling of vision systems in modified descriptive image algebras]. A.R. Iskhakov, R.F. Malikov. Ufa: Izd-vo BGPU, 2015. pp. 160.
10. Xie S., Girshick R., Dollár P., Tu Z., He K. Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 2017. pp. 1492-1500.