

## Введение

Леса играют важнейшую роль в поддержании глобального биоразнообразия Земли и сохранении экологического баланса. В целом, лесные покровы во всем мире имеют решающее значение и являются важным показателем общего уровня здоровья на планете. Хорошо известно, что леса должным образом очищают воздух, сохраняют водосборные бассейны, предотвращают эрозию, улучшают качество воды и обеспечивают природные ресурсы. Кроме того, леса помогают перед лицом глобального потепления и поглощают много углекислого газа, который является основным парниковым газом, таким образом, помогают защитить земной шар от изменения климата.

Многие факторы влияют на существование и устойчивость лесов. Основными угрозами являются незаконные рубки, которые могут привести к неконтролируемой и непоправимой вырубке леса и естественные лесные пожары. Данные угрозы являются самыми большими для биоразнообразия, поскольку именно леса поддерживают почти 90 % наземного биоразнообразия. Также они представляют большую угрозу для устойчивости лесных экосистем и могут привести к масштабному обезлесению, что оказывает существенное негативное воздействие на атмосферу. Основными последствиями исчезновения лесных массивов являются внезапные наводнения, оползни, засухи, а также изменение климата и глобальное потепление. Незаконные лесозаготовки затрагивают богатые лесами округа, а также многие страны, которые импортируют и используют различные древесные продукты из стран-производителей древесины.

Во многих случаях диапазон или масштабы незаконных рубок невозможно точно рассчитать, в основном из-за характера деятельности. По оценкам, незаконная лесная деятельность во всем мире приводит к потере примерно 10–15 миллиардов долларов США ежегодных государственных доходов [30, 32]. В середине 1990-х годов незаконная торговля составляла почти 15 % мировой торговли [33]. Кроме того, было указано, что в наиболее уязвимых лесных регионах более половины всех лесозаготовительных работ выполнялись незаконно [34]. Несмотря на недавнюю работу по экологическим инициативам и разработку различных инструментов мониторинга экспортной лесной продукции, более чем когда-либо прежде, необходимо использовать системы для обнаружения незаконных рубок [35].

Многие органы, отвечающие за управление лесным хозяйством, приняли меры по наблюдению и сбору информации о лесной среде, направленные на борьбу с незаконными рубками и обезлесением. Как правило, наблюдение проводится в основном наземными методами, в которых используются подходы к мониторингу на основе датчиков и используются усовершенствования существующих технологий [30]. Наземные методы включают мониторинг на месте персоналом и патрулирование для наблюдения за лесом [35]. Кроме того, наблюдательные вышки часто используются специализированным персоналом для визуального обнаружения незаконной деятельности и пожаров. Однако эти подходы очень дороги, требуют много времени и в большинстве случаев требуют много ресурсов. Следовательно, необходимо использовать основанные на технологиях методы и решения.

В течение последних десятилетий развитие технологий дистанционного зондирования, а также достижения в области информационных и коммуникационных технологий (ИКТ) позволили использовать автоматизированные или полуавтоматические решения для наблюдения в обширных областях, таких как леса. Используются такие технологии, как видеонаблюдение, беспроводные системы наблюдения, аэрофотоснимки и спутниковые снимки.

В январе 1997 г. Государственная дума приняла Лесной кодекс России, закрепивший за лесным хозяйством принципиальные позиции государственного управления в области использования, охраны, защиты лесного фонда и воспроизводства лесов, запретив органам управления лесным хозяйством осуществлять рубки главного пользования и переработку полученной при этом древесины на всей территории России [1].

В соответствии с новым Лесным кодексом РФ арендатор является стратегическим партнером государства в ведении лесного хозяйства. Однако в организации аукционов по продаже права аренды лесных участков имеются серьезные проблемы. Современное лесное законодательство в организации арендных отношений все еще не обеспечивает достаточный контроль деятельности частных организаций, что является главным фактором низкой эффективности арендных отношений в лесопользовании [2]. Наиболее значительно этот фактор проявляется на границе с Китаем (*рис. 1*) [3], где ущерб от недостаточного контроля коммерческой деятельности сопоставим с результатами незаконных вырубок.



*Рис. 1.* Пример вырубок в Иркутской области, Google Earth Timelapse

Над лесным фондом нависла серьезная угроза. Лесхозы ликвидированы, а вместо них создан «корпус лесничих», численностью 40 тыс. человек [1]. При этом средняя площадь лесничеств измеряется сотнями тысяч гектаров, а численность персонала составляет в среднем 13 человек, что приводит к перегрузке занятости бумагооборотом (до 75 % всего времени) и недостатке времени для обеспечения государственного контроля непосредственно в лесу за деятельностью лесопользователей и лесонарушителей [3].

Недостаток персонала и технического оснащения — лишь один аспект сложившейся ситуации. Незаконные вырубки приобретают все более организованный характер. На заготовку отправляются крупные группы, снаряженные специальной техникой, что значительно сокращает промежуток времени, достаточный для обнаружения и предупреждения такого рода деятельности [3]. Немаловажную роль в этом процессе играет патрулирование с воздуха, однако авиатехника дорога в эксплуатации и требует специально обученного персонала, что обуславливает небольшой объем ее применения. В рамках такой задачи гораздо большие перспективы имеет съемка со спутниковых аппаратов, которые не требуют обслуживания и могут покрывать значительные территории за небольшие промежутки времени.

Россия является мировым лидером по объему запасов древесины — 82 млрд м<sup>3</sup>. Бразилия по запасам древесины занимает второе место 81 млрд м<sup>3</sup>. В США произрастает 35 млрд м<sup>3</sup> древесины, в Канаде — 33, Китае — 13, Швеции — 3, Финляндии — 2 млрд м<sup>3</sup>. Однако, по объемам ежегодной заготовки древесины Россия лишь на четвертом месте в мире — 176 млн м<sup>3</sup>. США, имея запасы насаждений в 2,5 раза меньше, чем Россия, ежегодно заготавливает древесины в 3 раза больше (541 млн м<sup>3</sup>) [2].

При этом вектор развития ситуации нельзя охарактеризовать, как исключительно деструктивный. Лесные пожары 2010 года инициировали ряд положительных изменений, в числе которых восстановление лесной охраны. Для мониторинга лесных пожаров и контроля вырубок внедряются современные автоматизированные средства, например, системы обнаружения лесных пожаров с использованием камер на пожарных вышках, которые распознают столб дыма и определяют координаты источника возгорания. Не были оставлены без внимания и средства дистанционного зондирования земной поверхности — в данной работе поднимается тема обработки и интерпретации данных из таких источников.

# Глава 1. Методы анализа изображений

## 1.1. Методы фильтрации изображения

Программная фильтрация изображений — это процесс модификации изображения для блокировки или пропуска определенного набора частотных компонентов. Когда речь идет о звуке, коммуникации и передаче, инженеры легко понимают термин «частота». Однако инженерам часто труднее осмыслить закономерности в изображениях как частотных компонентах. При визуализации фильтрация чаще всего используется для улучшения пространственных или геометрических узоров, вызванных интенсивностью света, а не частотой.

Например, на *рис. 2* серия рисунков в виде шахматной доски используется для иллюстрации различных прямоугольных волн разной частоты. Для каждой прямоугольной волны частота рассчитывается как  $C / X$ , где  $C$  — количество циклов в интервале  $X$ -пространства. Этот подход фактически является операционной основой для преобразования Адамара, при котором изображение преобразуется в репрезентативную серию прямоугольных функций. Напротив, преобразование Фурье использует синусоидальные волны в качестве основы или функции выборки.



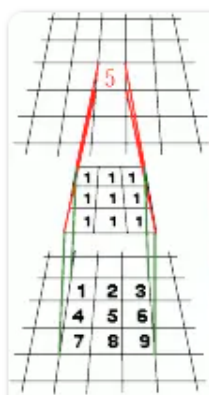
*Рис. 2.* Серия рисунков в виде шахматной доски

Основываясь на понимании того, что изображение содержит набор частотных компонентов, следующим шагом будет определение того, как фильтрация изображения может реализовать функции формирования изображения, которые пропускают, фильтруют, повышают или подавляют различные частоты. Цель фильтрации изображений — найти нужную интересующую информацию в определенных частях частотного спектра или удалить нежелательные частоты.

Низкочастотная фильтрация полезна для сглаживания изображения. Это часто достигается путем применения основного оператора свертки, который широко используется при обработке сигналов

и изображений. Этот линейный оператор выполняет функции сдвига, умножения и интегрирования. В линейных процессах упорядоченный набор этапов обработки выполняется идентичным образом для каждого пикселя изображения. Напротив, нелинейные операторы содержат логику принятия решений, которая часто разветвляется на подоперации, которые содержат обработку, которая зависит от параметров данных.

На *рис. 3* ядро обработки изображений, все элементы которого равны «единицам», свернуто с исходным изображением; результирующий эффект «усреднения» подавляет высокочастотную информацию в изображении. В результате низкочастотная информация проходит без изменений. Фильтрация нижних частот часто используется для устранения ложных артефактов в изображении, вызванных шумом, обнаруженным в процессе получения изображения. С инженерной точки зрения то, что часто называют фильтрацией нижних частот, по сути, является фильтрацией верхних частот; то есть пропускаются и низкочастотные, и среднечастотные компоненты, а высокочастотные компоненты подавляются.



При удалении высокочастотных компонентов, содержащихся в изображении, важная информация изображения, такая как края, сглаживается или полностью теряется. Поэтому нелинейный процесс формирования изображения, называемый медианной фильтрацией, является предпочтительным выбором для удаления шума при сохранении качества границ. Медианную фильтрацию, которая является нелинейным процессом, лучше рассматривать как принадлежащую к классу операторов расширения. Это похоже на фильтрацию нижних частот, хотя операция усреднения обеспечи-

вает однородность, медианный фильтр позволяет управлять большинством значений пикселей. То есть при усреднении очень высокая или низкая интенсивность пикселей может сильно исказить результаты операции свертки, вынуждая значения выходить за пределы нормы для окружающих пикселей.

Медианная фильтрация гораздо менее чувствительна к влиянию этих «выбросов», поскольку она упорядочивает интенсивность, а затем выбирает среднюю интенсивность для представления своего окружения пикселей. Он может устранить всплески шума на изображениях, сохраняя края, но он скругляет углы на объектах, а также удаляет очень тонкие линии.

Полосовая фильтрация полезна, когда желательно сохранить в изображении только определенный диапазон промежуточных частот, блокируя при этом как высокие, так и низкие частоты. Этот тип фильтрации полезен, потому что некоторые особенности изображения проявляются в виде пиков на промежуточных частотах. Еще одно применение полосовой фильтрации — удаление структурного шума, который может возникнуть в процессе оцифровки или передачи. В этом случае изображение с полосовой фильтрацией будет вычтено из исходного изображения для удаления или подавления структурного шума.

Полосовая фильтрация чаще всего реализуется с помощью фильтрации с преобразованием Фурье. В этом процессе фильтрации изображение сначала преобразуется из геометрического представления  $(x, y)$  в представление частотной составляющей. В случае преобразования Фурье изображение представляется серией синусоидальных волн различных частот и фаз. После преобразования частотное представление изменяется путем ослабления или повышения определенных частот. Затем вычисляется обратное преобразование для создания результирующего отфильтрованного изображения. Этот метод обработки Фурье часто используется для реализации фильтров, которые в противном случае предполагали бы использование больших ядер свертки, поскольку он требует меньшего количества вычислений.

Фильтрация верхних частот используется для улучшения быстро меняющихся областей изображения, чаще всего связанных с краями изображения. С улучшением границ связаны различные методы свертки, которые будут подробно описаны в следующей колонке.

Другой тип фильтра, фильтр нижних частот, часто называют фильтром верхних частот. Фильтр нижних частот подавляет,

а не усиливает низкочастотную информацию в изображении, и поэтому может уменьшить эффекты неравномерного освещения или затемнения. Низкоуровневая фильтрация может быть реализована либо с помощью фильтрации с преобразованием Фурье, либо с помощью пирамидальной фильтрации; в результате передаются средне- и высокочастотные компоненты изображения.

Другой оператор фильтрации, называемый пирамидой изображений, представляет собой иерархическое представление данных в изображении с разным разрешением. Он состоит из пирамиды уровней, каждый из которых в два раза меньше уровня ниже (рис. 4). Каждый уровень создается одним и тем же вычислением, например функцией усреднения. В этом примере различные уровни пирамиды представляют эффекты, которые были бы получены, если бы ядра свертки различных размеров использовались для усреднения исходного изображения. Поскольку при усреднении уменьшается высокочастотное содержание изображения, изображения в пирамиде становятся версиями исходного изображения, прошедшими фильтр нижних частот. Чем выше по уровням пирамиды продвигается процесс фильтрации, тем больше высокочастотной информации он удаляет. Создание отфильтрованного изображения того же размера, что и исходное изображение, требует процесса интерполяции.

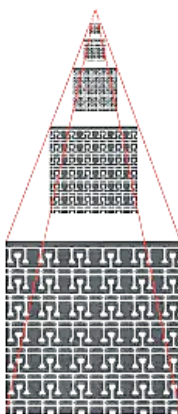


Рис. 3. Пирамида уровней

Если изображение содержит только очень низкочастотные компоненты и эти компоненты вычтены из исходного изображения, то эффекты неравномерного освещения в изображении будут подавлены или остановлены.



Все описанные методы фильтрации могут использоваться изолированно для улучшения качества просмотра изображений или их можно использовать в качестве этапов обработки для получения лучших результатов на последующих этапах обработки. Например, на *рис. 4* низкоуровневая фильтрация гарантирует, что все элементы обрабатываемой сетки сегментируются с помощью пороговой обработки. В этом процессе пиксели с интенсивностью ниже пороговой устанавливаются на «0»; эти пиксели, равные или превышающие пороговую интенсивность, устанавливаются на «1».

Существует два типа пространственной фильтрации изображений:

1. Линейный пространственный фильтр.
2. Нелинейный пространственный фильтр.

#### **Линейная и медианная фильтрация.**

Медианный фильтр обычно используется для уменьшения шума в изображении, что-то вроде среднего фильтра. Однако часто он работает лучше, чем средний фильтр, сохраняя полезные детали изображения.

Медианный фильтр рассматривает каждый пиксель изображения по очереди и смотрит на его ближайших соседей, чтобы решить, является ли он репрезентативным для своего окружения. Вместо того чтобы просто заменять значение пикселя средним значением соседних пикселей, он заменяет его на медианное значение этих значений. Медиана вычисляется путем сортировки всех значений пикселей из окружающей окрестности в числовом порядке, а затем замены рассматриваемого пикселя на среднее значение пикселя. (Если рассматриваемая окрестность содержит четное количество пикселей, используется среднее значение двух средних пикселей). На *рис. 4* показан пример расчета.

123	125	126	130	140
122	124	126	127	135
118	120	150	125	134
119	115	119	123	133
111	116	110	120	130

*Рис. 4*

В общем, медианный фильтр позволяет передавать большое количество деталей с высокой пространственной частотой, оставаясь при этом очень эффективным при удалении шума на изображениях, где было обработано менее половины пикселей в окрестности сглаживания. (Как следствие этого, медианная фильтрация может быть менее эффективной при удалении шума из изображений, поврежденных гауссовым шумом).

Одна из основных проблем с медианным фильтром заключается в том, что его относительно дорого и сложно вычислить. Чтобы найти медиану, необходимо отсортировать все значения в окрестностях в числовой порядок, и это происходит относительно медленно даже при быстрой сортировке алгоритмов, таких как быстрая сортировка. Однако основной алгоритм может быть несколько улучшен для увеличения скорости. Распространенный метод состоит в том, чтобы заметить, что когда окно соседства скользит по изображению, многие пиксели в окне остаются одинаковыми от одного шага к другому, и их относительный порядок относительно друг друга, очевидно, не изменится. Умные алгоритмы используют это для повышения производительности.

### **Контурная фильтрация.**

Края и контуры играют важную роль в системе зрения человека. Край возникает из-за локального изменения интенсивности вдоль определенной ориентации. Процесс контурной фильтрации складывается из ряда этапов:

- Обнаружение границ градиента.
- Пограничный оператор.
- Обнаружение второй производной кромки.

*Обнаружение границ градиента.*

Этот метод обнаружения края обнаруживает изменения интенсивности вдоль одной линии изображения или профиля интенсивности. В основном, он рассчитывается из первой производной функции. На изображении необходимо оценить первую производную функцию, которую можно представить как наклон касательной в позиции  $u$ .

$$\frac{df}{du}(u) \approx \frac{f(u+1) - f(u-1)}{(u+1) - (u-1)} = \frac{f(u+1) - f(u-1)}{2}$$

Производная многомерной функции по одной оси называется «частной производной». Таким образом, частная производная функции изображения  $I(u, v)$  по осям  $u$  и  $v$  выполняет функцию, указанную ниже.

$$\nabla I(u, v) = \begin{bmatrix} \frac{\partial I}{\partial u}(u, v) \\ \frac{\partial I}{\partial v}(u, v) \end{bmatrix}$$

Функция называется «вектор градиента», и величина градиента может быть рассчитана по уравнению

$$|\nabla I|(u, v) = \sqrt{\left(\frac{\partial I}{\partial u}(u, v)\right)^2 + \left(\frac{\partial I}{\partial v}(u, v)\right)^2}$$

Первую производную функцию по осям  $x$  и  $y$  можно реализовать как линейный фильтр с матрицей коэффициентов

$$H_x^D = [-0,5 \quad \mathbf{0} \quad 0,5] = [-1 \quad \mathbf{0} \quad 1],$$

$$H_y^D = \begin{bmatrix} -0,5 \\ \mathbf{0} \\ 0,5 \end{bmatrix} = 0,5 \cdot \begin{bmatrix} -1 \\ \mathbf{0} \\ 1 \end{bmatrix}.$$

*Пограничный оператор.*

Основной принцип многих граничных операторов основан на функции первой производной. Они отличаются только способом комбинирования компонентов в фильтре.

Оператор Прюитта и Собела.

В этих методах используется линейный фильтр, охватывающий 3 соседних строки и столбца. Для оператора Прюитта фильтр  $H$  по осям  $x$  и  $y$  имеет вид

$$H_x^P = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -1 & \mathbf{0} & 1 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad \text{and} \quad H_y^P = \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ 0 & \mathbf{0} & 0 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

и оператор Собела, фильтр  $H$  по осям  $x$  и  $y$  имеют вид

$$H_x^S = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & \mathbf{0} & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad \text{and} \quad H_y^S = \begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & \mathbf{0} & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}$$

Мы можем получить оценочную составляющую локального градиента путем соответствующего масштабирования для оператора Превитта и оператора Собеля соответственно.

$$\nabla I(u, v) \approx \frac{1}{6} \cdot \begin{bmatrix} (I * H_x^P)(u, v) \\ (I * H_y^P)(u, v) \end{bmatrix}$$

$$\nabla I(u, v) \approx \frac{1}{8} \cdot \begin{bmatrix} (I * H_x^S)(u, v) \\ (I * H_y^S)(u, v) \end{bmatrix}$$

Подводя итог, процесс этих фильтров показан как

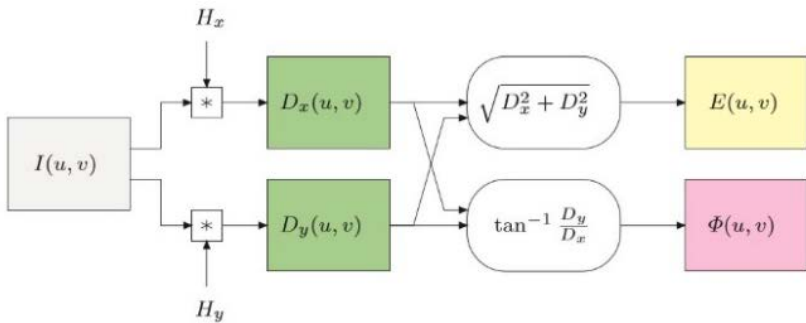


Рис. 5. Процесс работы фильтров

## 1.2. Методы распознавания образов

Распознавание изображений, подкатегория компьютерного зрения и искусственного интеллекта, представляет собой набор методов обнаружения и анализа изображений, позволяющих автоматизировать конкретную задачу. Это технология, которая способна определять места, людей, объекты и многие другие типы элементов на изображении и делать на их основе выводы, анализируя их.

Распознавание фото или видео может выполняться с разной степенью точности, в зависимости от типа информации или требуемой концепции. Действительно, модель или алгоритм способны обнаруживать определенный элемент, точно так же, как они могут просто отнести изображение к большой категории.

Итак, распознавание изображений может выполнять разные «задачи»:

– **Классификация.** Это определение «класса», то есть категории, к которой принадлежит изображение. Изображение может иметь только один класс.

– **Разметка.** Это тоже задача классификации, но с более высокой степенью точности. Он может распознавать присутствие нескольких концептов или объектов в изображении. Таким образом, одному изображению можно присвоить один или несколько тегов.

– **Обнаружение.** Способ, при котором необходимо найти объект на изображении.

– **Сегментация.** Задача обнаружения. Сегментация позволяет определить местонахождение элемента на изображении с точностью до ближайшего пикселя. В некоторых случаях необходимо быть предельно точным, как при разработке автономных автомобилей.

Теоретически распознавание изображений основано на глубоком обучении. Глубокое обучение, подкатегория машинного обучения, относится к набору методов и технологий автоматического обучения, основанных на искусственных нейронных сетях.

Каждая сеть состоит из нескольких слоев нейронов, которые могут влиять друг на друга. Сложность архитектуры и структуры нейронной сети будет зависеть от типа необходимой информации.

На практике, чтобы нейронные сети могли распознавать одну или несколько концепций на изображении, их необходимо обучать. Для этого необходимо собрать первый набор визуальных данных, который послужит основой для обучения.

После того, как набор данных был создан, важно аннотировать его, то есть сообщить модели, присутствует ли на изображении элемент, который вы ищете, а также его местоположение. Обратите внимание, что существуют разные типы меток (теги, ограничивающие рамки или многоугольники) в зависимости от выбранной вами задачи.

Только после того, как весь набор данных аннотирован, можно переходить к обучению. Как и человеческий мозг, нейронную сеть необходимо научить распознавать концепцию, показывая ей множество различных примеров.

Конечная цель обучения состоит в том, чтобы алгоритм мог делать прогнозы после анализа изображения. Другими словами, он должен иметь возможность назначать класс изображению или указывать, присутствует ли конкретный элемент.

## **Глава 2. Современные подходы к анализу спутниковых изображений. Картографирование растительности**

Растущий спрос на природные ресурсы нанес серьезный ущерб окружающей среде, поскольку спровоцировал повсеместное изменение ландшафтов. Преобразование земного покрова в результате использования человеком является одним из ключевых факторов выбросов парниковых газов и утраты биоразнообразия. Пространственная количественная оценка изменения землепользования и земного покрова позволяет обществу понять степень этих воздействий. Спутники необходимы для анализа изменений земного покрова, поскольку они обеспечивают постоянный анализ глобального покрытия поверхности планеты. Таким образом, спутниковые данные о растительном покрове имеют важное значение для поддержки научно обоснованной политики, способствующей формированию устойчивого развития.

В настоящее время существует обширный объем данных наблюдения Земли, собранных с помощью растущего числа спутников. Наряду с принятием политики открытых данных. Это поставило перед исследователями и разработчиками геопространственных технологий серьезную проблему: как проектировать и создавать технологии, которые позволят сообществу ученых анализировать большие наборы данных?

Появление сервисов облачных вычислений, способных хранить и обрабатывать большие наборы данных ЕО, позволяет исследователям разрабатывать инновационные методы извлечения информации [3, 4]. Одна из актуальных тенденций — работа с временными рядами спутниковых изображений, которые представляют собой откалиброванные и сопоставимые измерения одного и того же места на Земле в разное время. Эти меры могут поступать от одного датчика (например, MODIS) или путем объединения различных датчиков (например, Landsat 8 и Sentinel-2). В сочетании с частыми повторными посещениями временные ряды изображений могут фиксировать значительные изменения в землепользовании и земном покрове [5]. По этой причине разработка методов анализа временных рядов изображений стала актуальной областью исследований в дистанционном зондировании [6, 7, 8].

Конец ознакомительного фрагмента.

Приобрести книгу можно

в интернет-магазине

«Электронный универс»

[e-Univers.ru](http://e-Univers.ru)