

DOI: 10.15593/2499-9873/2021.4.06

УДК 303

**Ю.А. Леонов, А.А. Кузьменко, Р.А. Филиппов,
Л.Б. Филиппова, А.С. Сазонова**

Брянский государственный технический университет, Брянск, Россия

МОДЕЛИ И МЕТОДЫ АВТОМАТИЗАЦИИ АНАЛИЗА ПОДСЧЕТА ПЛОТНОСТИ НАСАЖДЕНИЙ ЛЕСОВ ДЛЯ ЗАДАЧ ТЕРРИТОРИАЛЬНО РАСПРЕДЕЛЕННЫХ СОЦИАЛЬНО-ЭКОНОМИЧЕСКИХ СИСТЕМ

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 играют важную роль в борьбе с глобальным потеплением, поглощают много углекислого газа, который является основным парниковым газом, благодаря чему помогают защитить земной шар от изменения климата.

Во многих случаях диапазон или масштабы незаконной вырубki лесов невозможно точно рассчитать, в основном из-за характера деятельности. По оценкам, незаконная лесная деятельность во всем мире приводит к потере примерно 10–15 млрд долл. США ежегодных государственных доходов. В середине 1990-х гг. незаконная торговля составляла почти 15 % мировой торговли. Кроме того, установлено, что в наиболее уязвимых лесных регионах более половины всех лесозаготовительных работ выполнялись незаконно. 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.

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

Рассматриваются основные подходы к анализу изменения площади вырубki лесов. Данные методы можно использовать в режиме реального времени при изучении и сравнении изменения площадей лесных насаждений.

Ключевые слова: дистанционное зондирование вырубki, модели и методы анализа лесных насаждений, интеллектуальные системы.

**Ju.A. Leonov, A.A. Kuzmenko, R.A. Filippov,
L.B. Filippova, A.S. Sazonova**

Bryansk State Technical University, Bryansk, Russian Federation

MODELS AND METHODS FOR AUTOMATING THE ANALYSIS OF LOGGING FOR THE TASKS OF GEOGRAPHICALLY DISTRIBUTED SOCIO-ECONOMIC SYSTEMS

Abstract. Forests play a crucial role in maintaining the Earth's global biodiversity and preserving the ecological balance. In general, forest cover around the world is crucial and is an important indicator of the overall level of health on the planet. It is well known that forests properly purify the air, preserve watersheds, prevent erosion, improve water quality and provide natural resources. In addition, forests help in the face of global warming and absorb a lot of carbon dioxide, which is the main greenhouse gas, thus helping to protect the globe from climate change.

In many cases, the range or extent of illegal logging cannot be accurately calculated, mainly due to the nature of the activity. It is estimated that illegal forest activities worldwide lead to the loss of approximately 10-15 billion US dollars in annual government revenues. In the mid-1990s, illicit trade accounted for almost 15% of world trade. In addition, it was pointed out that in the most vulnerable forest regions, more than half of all logging operations were carried out illegally. Despite recent work on environmental initiatives and the development of various tools for monitoring export forest products, more than ever before, it is necessary to use systems to detect illegal logging.

Over the past decades, the development of remote sensing technologies, as well as advances in information and communication technologies (ICT), have made it possible to use automated or semi-automatic surveillance solutions in vast areas such as forests. Technologies such as video surveillance, wireless surveillance systems, aerial photographs and satellite images are used.

The article discusses the main approaches for analyzing changes in the area of logging. These methods can be used in real time by studying and comparing changes in the areas of forest stands.

Keywords: remote sensing of logging, models and methods of analysis of forest stands, intelligent systems.

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 играют важную роль в борьбе с глобальным потеплением, они поглощают много углекислого газа, который является основным парниковым газом, благодаря чему помогают защитить земной шар от изменения климата.

Многие факторы влияют на существование и устойчивость лесов. Основной угрозой является незаконная вырубка лесов, которая может привести к неконтролируемой и непоправимой потере леса и естест-

венным лесным пожарам. Данная угроза является самой большой для биоразнообразия, поскольку именно леса поддерживают почти 90 % наземного биоразнообразия. Также вырубка лесов представляет большую угрозу для устойчивости лесных экосистем и может 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 масштаб незаконной вырубки невозможно точно рассчитать в основном из-за характера деятельности. По оценкам, незаконная лесная деятельность во всем мире приводит к потере примерно 10–15 млрд долл. США ежегодных государственных доходов [3, 4]. В середине 1990-х гг. незаконная торговля составляла почти 15 % мировой торговли [5]. Кроме того, установлено, что в наиболее уязвимых лесных регионах более половины всех лесозаготовительных работ выполнялись незаконно [6]. 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 незаконной вырубки лесов [7].

Многие органы, отвечающие за управление лесным хозяйством, приняли меры по наблюдению и сбору информации о лесной среде, направленные на борьбу с незаконной вырубкой и обезлесением. Как правило, наблюдение проводится в основном наземными методами, в которых используются подходы к мониторингу на основе датчиков и достижений существующих технологий [3]. Наземные методы включают мониторинг на месте персоналом и патрулирование для наблюдения за лесом [7]. 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 методы и решения, основанные на новых технологиях.

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 на таких обширных территориях, как леса. Используются такие технологии, как видеонаблюдение, беспроводные системы наблюдения, аэрофотоснимки и спутниковые снимки.

1. Теория

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 в частотных компонентах. При визуализации фильтрация чаще всего используется для улучшения пространственных или геометрических узоров, вызванных интенсивностью света, а не частотой.

Например, на рис. 1 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. 1. Серия рисунков в виде шахматной доски

С основой на понимание 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 изображений. 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, содержащие обработку, зависящую от параметров данных.

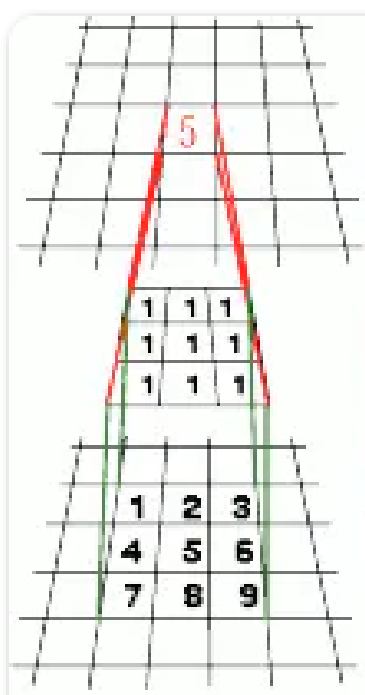


Рис. 2. Ядро обработки изображений, все элементы которого равны единице

На рис. 2 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, т.е. 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. Ввиду этого нелинейный процесс формирования изображения, называемый медианной фильтрацией, является предпочтительным выбором для удаления шума при сохранении качества гра-

ниц. Медианную фильтрацию, которая является нелинейным процессом, лучше рассматривать как принадлежащую к классу операторов расширения. Это похоже на фильтрацию нижних частот; хотя операция усреднения обеспечивает однородность, медианный фильтр позволяет управлять большинством значений пикселей. Иными словами, 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. Она может устранить всплески шума на изображениях, сохраняя края, но 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 далее.

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.

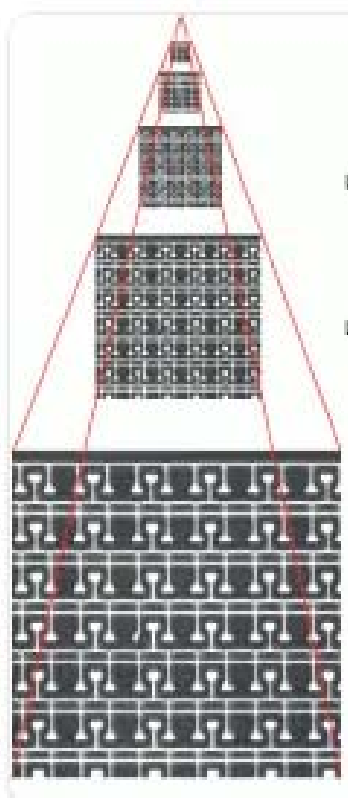


Рис. 3. Пирамида уровней

офльтрованного изображения того же размера, что и исходное изображение, требует процесса интерполяции.

Если изображение содержит только очень низкочастотные компоненты и эти компоненты вычтены из исходного изображения, то эф-

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. 3). 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 от-

факты неравномерного освещения в изображении будут подавлены или остановлены.

Все описанные методы фильтрации могут использоваться изолированно для улучшения качества просмотра изображений или в качестве этапов обработки для получения лучших результатов на последующих этапах обработки. Например, на рис. 4 низкоуровневая фильтрация гарантирует, что все элементы обрабатывающей 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.

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. Расчет

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.

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, 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. 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.

2. Данные и методы

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 вектором 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:

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

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

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 три соседних строки и столбца. Для оператора Прюитта фильтр H по осям x и y имеет вид

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

Для оператора Собела фильтр H по осям x и y имеет вид

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

Можем получить оценочную составляющую локального градиента путем соответствующего масштабирования для оператора Прюитта и оператора Собеля соответственно:

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

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

Подводя итог, процесс этих фильтров покажем на рис. 5.

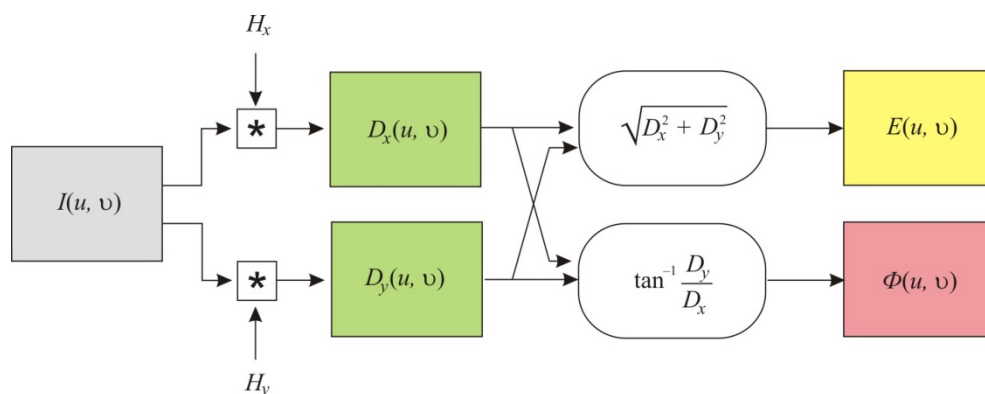


Рис. 5. Процесс работы фильтров

3. 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», т.е. категории, к которой принадлежит изображение. Изображение может иметь только один класс.

- **Разметка.** Это тоже задача классификации, но с более высокой степенью точности. 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, т.е. 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.

4. Модель

Снимки с высоким пространственным разрешением помогают получить качественную и подробную информацию об особенностях земной поверхности вместе с их географическим соотношением. Пространственное разрешение определяет размер пикселя изображения дистанционного зондирования, покрывающего поверхность земли. Внутренняя изменчивость в пределах однородных единиц земного покрова увеличивается с увеличением разрешения. Повышенная изменчивость снижает статистическую делимость классов земного покрова в пространстве спектральных данных. Эта уменьшенная делимость имеет тенденцию к снижению точности алгоритмов классификации на основе пикселей, таких как k -средние (Хартиган и Вонг 1979), нечеткие C -средние (Бездек, Эрлих и Фулл 1984) и классификаторы минимального расстояния (Ричардс 1995). Эти методы классификации на основе пикселей присваивают пиксель области в соответствии со сходством спектральной сигнатуры. Они учитывают только один пиксель за раз (Чакраборти, Сен и Хазра 2012). Спектральные сигнатуры представляют собой особую комбинацию испускаемого, отраженного или поглощенного электромагнитного (ЭМ) излучения на различных длинах волн, которые могут однозначно идентифицировать объект (Chakraborty, Sen, and Hazra 2012).

Спектральное разрешение изображений дистанционного зондирования с высоким пространственным разрешением относительно низкое по сравнению с датчиками Landsat TM. Спектральное разрешение описывает способность датчика определять точные интервалы длин волн. Чем точнее спектральное разрешение, тем уже длина волны для конкретного канала или диапазона. Таким образом, существует компромисс между пространственным и спектральным разрешением. В частности, это верно для панхроматических изображений с высоким пространственным разрешением (PAN), а именно CARTOSAT-II 1 м и IKONOS 1 м. Существует необходимость учитывать пространственные отношения между значениями пикселей, также известные как «текстура» объектов сцены, для классификации изображений с высоким пространственным разрешением из-за большого разнообразия пространственной структуры в этих изображениях (Харалик, Шанмугам и Динштейн 1973; Цай и Чжоу 2006; Tsai, Chou, and Wang 2005). Модель марковского случайного поля (MRF) (Clausi and Yue 2004), инвариант вращения шкалы серого (Klema 2009) были разработаны для класси-

фикации изображений с высоким пространственным разрешением. Однако оказалось, что эти методы хорошо применимы в текстурированной области изображений с высоким пространственным разрешением. Область текстурирована, где изменение интенсивности между соседними пикселями является незначительным называется нетекстурированной (Чакраборти др. 2013; Вэна 2012). Однако методы классификации на основе текстур не работают в нетекстурированной области изображения с высоким пространственным разрешением, так как не обнаруживается больших вариаций в пространственном шаблоне этих областей изображения (Chakraborty, Sen, and Hazra 2009). Таким образом, из более ранних исследований мы можем сделать вывод, что классификация изображений с высоким пространственным разрешением по пиксельным или текстурным алгоритмам может не дать желаемых результатов.

Еще несколько методов, а именно подход водораздела (Мативанан и Сельвараджан 2012; Ван, Чжао и Чен 2004), подход к выращиванию региона (Карлир, Дебейр и Вольф 2005; Чакраборти, Сен и Хазра 2012), подход среднего сдвига (Чакраборти и др. 2008; Su et al. 2015), подход слияния регионов (Zhang et al. 2014), используются для классификации изображений дистанционного зондирования с высоким пространственным разрешением. Применение этих подходов для классификации изображений приводит либо к недостаточной, либо к чрезмерной сегментации (Chen et al. 2015; Wang et al. 2014). Подход к индексированию структурных изображений (Xia et al. 2010), полууправляемый подход к изучению функций (Ян, Инь и Ся 2015) и многомасштабный подход с использованием подхода SVM (Хуанг и Чжан 2013) также используются и оказываются весьма полезными при классификации изображений дистанционного зондирования с высоким пространственным разрешением. Изображения дистанционного зондирования с высоким пространственным разрешением включают текстурированные и нетекстурированные области. Следовательно, классификация изображений с высоким пространственным разрешением по алгоритму на основе пикселей или текстуры не дает желаемого результата. Этот тип исследований по классификации изображений с высоким пространственным разрешением очень популярен. Метод мультикруговых локальных бинарных шаблонов (MCLBP) и variance (ВДП) (Чакраборти и др. 2013) был использован для индивидуальной классификации текстурированной и нетекстурированной областей изо-

бражения с высоким разрешением. Однако недостатком этого подхода является то, что оператор MCLBP чувствителен к шуму, поскольку он рассматривает точное значение центрального пикселя движущегося окна как порог для измерения пространственной структуры вокруг центрального пикселя.

В последние несколько лет показатель Гёльдера не использовался для измерения пространственной структуры изображений (Lucieer, Stein, and Fisher 2005; Маллады, Касилингам и Коста 2003; Тахири, Фарсси и Тузани 2005). Он также использовался для сегментации изображений с высоким разрешением (Чакраборти, Сен и Хазра 2009). Он не дает представление о пространственной структуре изображения и не очень чувствителен к шуму. Помимо пространственной структуры, контраст локального изображения имеет важное свойство для измерения текстуры вокруг пикселя.

Предлагаемый в работе подход для классификации изображения с высоким пространственным разрешением состоит из четырех основных этапов: улучшение качества, преобразование изображения (предварительная обработка изображения), сегментация и извлечение и классификация. Сначала каждый пиксель изображения преобразуется в текстуру или отсутствие текстуры вокруг пикселя. Далее преобразованное изображение сегментируется и извлекает нетекстурированные и текстурированные области из исходного изображения с использованием маски сегментированного изображения. На третьем этапе эти две текстурированные области классифицируются независимо. Настоящее исследование проводится с конкретной целью сегментирования текстурированной и нетекстурированной областей изображения с высоким пространственным разрешением с использованием подхода на основе индивидуальной классификации текстурированных и нетекстурированных областей.

5. Результаты

Спутниковые изображения имеют низкий уровень яркости. Это свидетельствует о важности улучшения изображения с сохранением важных деталей без потери информации. Контрастность – важный параметр, который учитывается при субъективной оценке изображения с точки зрения его качества. Контраст от человеческого восприятия – это

то, что отличает объект от объекта с фоном. Другими словами, это разница в цвете и яркости между объектами и фоном.

Многие алгоритмы были спроектированы и разработаны для повышения контрастности и решения различных проблем, связанных с яркостью, при обработке изображений. Кроме того, это один из основных шагов, выполняемых перед тем, как приступить к любым другим методам обработки изображений, таким как сегментация, идентификация объекта и т.д.

Автоматизация процесса выявления деревьев на фотографии для снимков низкого разрешения осложнена нечеткостью границ деревьев, перпендикулярных направлению солнечного света (рис. 6) [1].

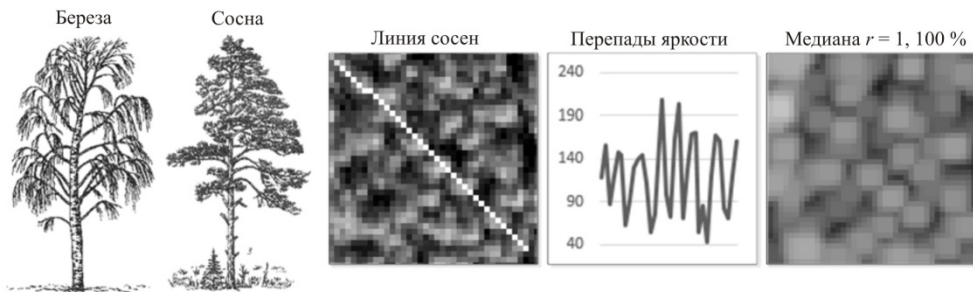


Рис. 6. Выделение крон как экстремумов яркости

Как показано на рис. 6, пятно, образуемое макушкой кроны, имеет сложную форму, что затрудняет установление его границ. Для приведения пятна к форме, близкой к кругу, можно воспользоваться методом медианной фильтрации [2].

Медианный фильтр удаляет из сигнала фрагменты с размерами, меньшими чем половина размера окна, и при этом мало или почти совсем не искажает остальные участки сигнала.

Общая формула усредняющего фильтра, предназначенного для фильтрации изображения с размерами $M \times N$, имеет вид [2]

$$\text{med} = \arg \min_{f_i \in W} \sum_{f_j \in W} |f_i - f_j|,$$

где W – множество пикселей, среди которых ищется медиана; f – значения яркостей пикселей [1].

Выделить лес и найти максимумы яркости мало – для решения поставленной задачи их необходимо четко локализовать и преобразо-

вать в пригодный для обработки вид. Базовый ЛБШ можно адаптировать к выделению линий, точек и пятен, отфильтровывая бины с числом переходов 1–0/0–1 менее трех. Тогда формулы примут следующий вид [2]:

$$LBPS(N, R, F, D) = I_d \sum_{i=0}^N I_2(f_i - f_0) \cdot 2^i;$$

$$I_D(f_0) = \begin{cases} 1, f_0 \geq D; \\ 0, f_0 < D; \end{cases}$$

$$I_2(m) = \begin{cases} 1, m > 0; \\ 0, m \leq 0, \end{cases}$$

где F – минимально допустимая яркость центрального пикселя; D – минимально допустимый перепад яркости пятна; I_D – индикатор условия по яркости; I_2 – индикатор условия по перепаду.

На рис. 7 демонстрируется необходимость постобработки полученного изображения. Предметом выделения является пятно целиком, размер которого может варьироваться. Очевидный путь решения проблемы – сведение пятна к точке (центру пятна) (рис. 8) [2].

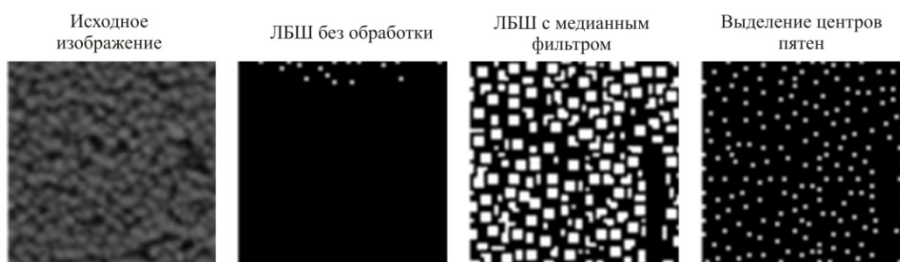


Рис. 7. Пример выделения пятен с фильтром и без

На рис. 9 представлен алгоритм обработки окрестности пикселя.

Для описанных алгоритмов:

$brMat$ – матрица яркости точек изображения $w \times h$ (канал B);

chm – хеш-таблица обработанных точек;

cl – список точек текущего пятна для определения центров;

$xMed, yMed$ – медианные координаты точек пятна (центр пятна);

d – направление обхода (R – направо, L – налево, B – вниз, RB – направо-вниз, LB – налево-вниз).

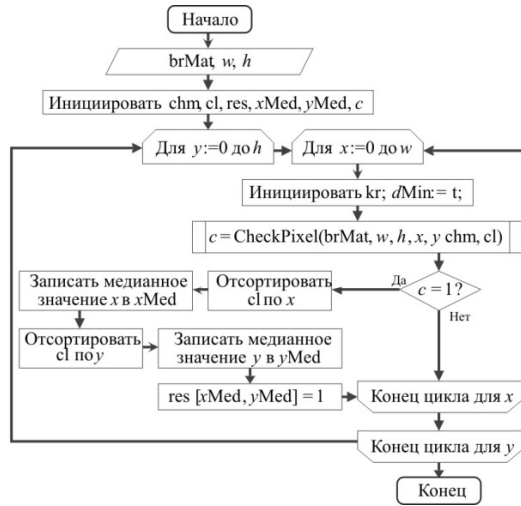


Рис. 8. Алгоритм определения центров пятен

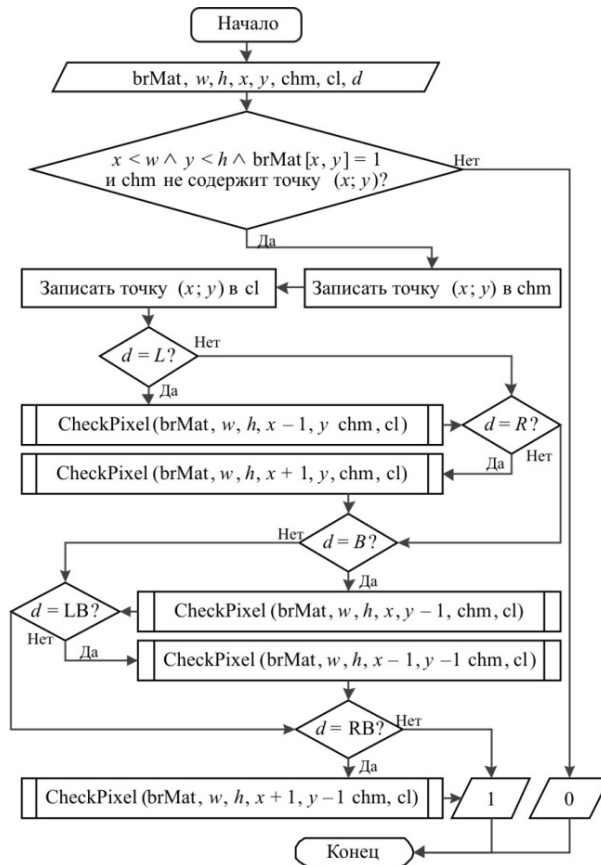


Рис. 9. Алгоритм функции CheckPixel

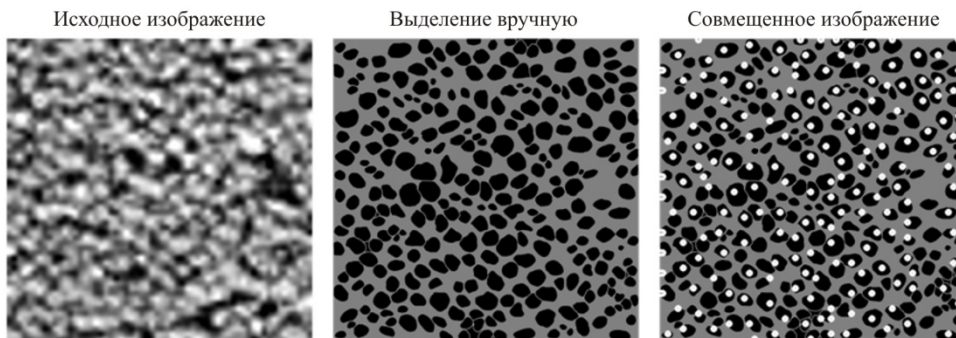


Рис. 10. Тестирование алгоритма (изображение растянуто до 600×600)

На рис. 10 представлено тестирование алгоритма на примере текстуры сосняка размером 60×60 px, 1 px/м [1].

На рис. 11 представлен результат применения алгоритма в составе действующей системы [1].

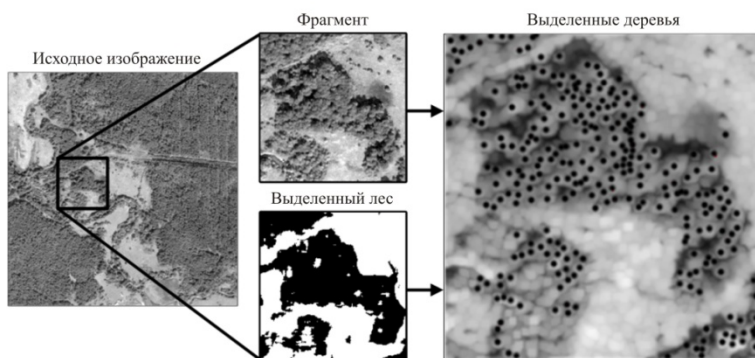


Рис. 11. Выделение деревьев на изображении. $D = 0$, $I = 50$

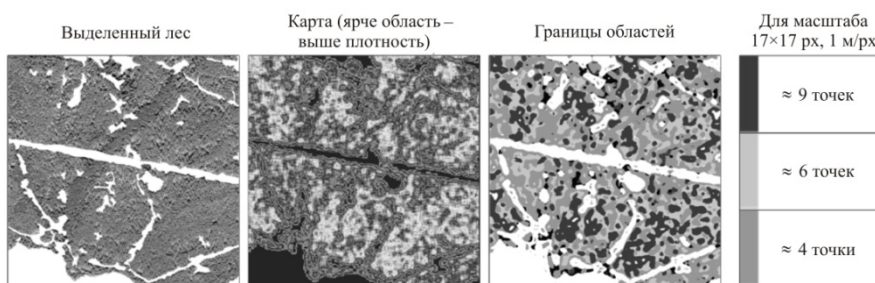


Рис. 12. Карта плотности насаждений

Как видно из рис. 11, качество обработки напрямую зависит от результатов выделения леса. Алгоритм точно выделил пятна, но там, где лес не был выделен или выделен фон вместо леса, были допущены ошибки [1].

Описанный алгоритм дает возможность составления карт плотности насаждений, пример которой представлен на рис. 12 [1].

Заключение

Хотя эта работа не является исчерпывающей, она охватывает ряд практических подходов и выявляет некоторые ограничения, связанные с дистанционным зондированием и мониторингом деградации лесов. Доступные методы анализа предоставляют хорошую возможность понять историю землепользования и установить исходные уровни лесов и уровни выбросов, по которым можно отслеживать изменения и определять соответствующие временные масштабы, в течение которых происходит деградация. За изменением растительного покрова можно следить с использованием плотных временных рядов (включающих оптические наблюдения или наблюдения SAR или их комбинацию), в то время как спектральные фракции, несмешивание или классификация могут использоваться для разделения деградировавших и нетронутых лесов. Изменения на уровне деревьев (например, просветы в кронах деревьев) могут быть обнаружены с использованием данных от высокого до VHR. Прокси, в том числе лесозаготовительные дороги и бревенчатые настилы, также оказались полезными для определения области, подвергающейся изменениям. Своевременное и регулярное обнаружение деградации требует частого наблюдения соответствующих спутниковых данных. Оценка AGB затруднена в национальном масштабе, а современные методы, использующие спутниковые данные, не соответствуют уровню точности. Временное решение может включать отбор проб с помощью использования данных в L-диапазоне для получения обзора слоев биомассы в лесах с низкой биомассой и деградированных лесах.

Деградация может быть постепенным процессом, и для разработки оптимальной стратегии мониторинга, определения областей с целью возможного восстановления необходимо твердое понимание движущих сил и последствий изменений. Удовлетворение вышеупомяну-

тых потребностей в НИОКР и мощности, полномасштабное внедрение системы позволит перейти к совершенствованию управления лесным хозяйством и сокращению незаконной вырубке лесов.

Исследование не имело спонсорской поддержки. Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Список литературы

1. Кузьменко А.А., Кондрашов Д.Е. Моделирование изменения границ лесных насаждений в задачах распределенных экономических систем // Автоматизация и моделирование в проектировании и управлении. – Брянск, 2020. – С. 12–20.

2. Кузьменко А.А., Паринов А.В. Интеллектуальная система распознавания объектов окружающей среды для задач управления территориально распределенными экономическими системами // Вестник Воронежского института ФСИН России. – 2020. – № 2. – С. 105–114.

3. Tacconi L., Boscolo M., Brack D. National and International Policies to Control Illegal Forest Activities: A Report Prepared for the Ministry of Foreign Affairs of the Government of Japan, July 2003. – Tokyo, Japan, 2003.

4. Hoare A. Energy, Environment and Resources // Illegal Logging and Related Trade – The Response in Ghana / A Chatham House Assessment; Chatman House. – London, UK, 2014. [Google Scholar]

5. Brack D. Briefing Paper: Illegal Logging / Chatham House. – London, UK, 2006. [Google Scholar]

6. Brack D., Hayman G. Intergovernmental Actions on Illegal Logging, Options for Intergovernmental Action to Help Combat Illegal Logging and Illegal Trade in Timber and Forest Products / The Royal Institute of International Affairs. – London, UK, 2001. [Google Scholar]

7. Lawson S., MacFaul L. Illegal Logging and Related Trade – Indicators of the Global Response / Chatham House. – London, UK, 2010. [Google Scholar]

8. Forest Guardian–Monitoring System for Detecting Logging Activities Based on Sound Recognition, Researching Solutions in Artificial Intelligence, Computer Graphics and Multimedia / M. Babis, M. Duricek, V. Harvanova, M. Vojtko // Proceedings of the IIT.SRC 2011, Bratislava, Slovakia, 4 May 2011. Bratislava, Slovakia, 2011. – P. 1–6. [Google Scholar]

9. Intelligent System of Classification and Clusterization of Environmental Media for Economic Systems / A.A. Kuzmenko, L.B. Filippova, A.S. Sazonova, R.A. Filippov // Proceedings of the International Conference on Economics, Management and Technologies 2020 (ICEMT 2020). – Advances in Economics, Business and Management Research. – 2020. – Vol. 139. – P. 583–586.

10. Intellectual subsystems for collecting information from the internet to create knowledge bases for self-learning systems / E.A. Leonov, Y.A. Leonov, Y.M. Kazakov, L.B. Filippova // Proceedings of the Second International Scientific Conference “Intelligent Information Technologies for Industry” (IITI'17). IITI 2017. Advances in Intelligent Systems and Computing / A. Abraham, S. Kovalev, V. Tarassov, V. Snasel, M. Vasileva, A. Sukhanov. – Springer, Cham, 2017. – Vol. 679. – P. 95–103. DOI: 10.1007/978-3-319-68321-8_10

References

1. Kuz'menko A.A., Kondrashov D.E. Modelirovanie izmenenija granic lesnyh nasazhdenij v zadachah raspredelennyh jekonomicheskikh sistem. / Avtomatizacija i modelirovanie v proektirovanii i upravlenii. – Brjansk. – 2020. – S. 12–20.

2. Kuz'menko A.A., Parinov A.V. Intellektual'naja sistema raspoznavanija ob#ektov okružhajushhej sredy dlja zadach upravlenija territorial'no raspredelennymi jekonomicheskimi sistemami. Vestnik voronezhskogo instituta FSIN Rossii. – Voronezh. – 2020. – S. 105-114 Tacconi, L.; Boscolo, M.; Brack, D. National and International Policies to Control Illegal Forest Activities: A Report Prepared for the Ministry of Foreign Affairs of the Government of Japan, July 2003; Government of Japan: Tokyo, Japan, 2003.

3. Tacconi, L.; Boscolo, M.; Brack, D. National and International Policies to Control Illegal Forest Activities: A Report Prepared for the Ministry of Foreign Affairs of the Government of Japan, July 2003; Government of Japan: Tokyo, Japan, 2003.

4. Hoare, A. Energy, Environment and Resources. In Illegal Logging and Related Trade—The Response in Ghana: A Chatham House Assessment; Chatman House: London, UK, 2014. [Google Scholar]

5. Brack, D. Briefing Paper: Illegal Logging; Chatham House: London, UK, 2006. [Google Scholar]

6. Brack, D.; Hayman, G. Intergovernmental Actions on Illegal Logging, Options for Intergovernmental Action to Help Combat Illegal Logging and Illegal Trade in Timber and Forest Products; The Royal Institute of International Affairs: London, UK, 2001. [Google Scholar]

7. Lawson, S.; MacFaul, L. Illegal Logging and Related Trade—Indicators of the Global Response; Chatham House: London, UK, 2010. [Google Scholar]

8. Babis, M.; Duricek, M.; Harvanova, V.; Vojtko, M. Forest Guardian—Monitoring System for Detecting Logging Activities Based on Sound Recognition, Researching Solutions in Artificial Intelligence, Computer Graphics and Multimedia. In Proceedings of the IIT.SRC 2011, Bratislava, Slovakia, 4 May 2011; pp. 1–6. [Google Scholar]

9. Kuzmenko A. A., Filippova L.B., Sazonova A.S., Filippov R.A. Intelligent System of Classification and Clusterization of Environmental Media for Economic Systems // Proceedings of the International Conference on Economics,

Management and Technologies 2020 (ICEMT 2020). – Advances in Economics, Business and Management Research, volume 139. – pp. 583–586.

10. Leonov E.A., Intellectual subsystems for collecting information from the internet to create knowledge bases for self-learning systems / E.A. Leonov, Y.A. Leonov, Y.M. Kazakov, L.B. Filippova / In: Abraham A., Kovalev S., Tarassov V., Snasel V., Vasileva M., Sukhanov A. (eds) – Text : electronic // Proceedings of the Second International Scientific Conference “Intelligent Information Technologies for Industry” (ITI’17). ITI 2017. Advances in Intelligent Systems and Computing. – 2017 – vol. 679. – Springer, Cham, p. 95-103 – DOI: 10.1007/978-3-319-68321-8_10

Сведения об авторах

Леонов Юрий Алексеевич (Брянск, Россия) – кандидат технических наук, доцент, доцент, кафедра «Компьютерные технологии и системы», Брянский государственный технический университет (241035, Брянск, б-р 50-летия Октября, 7, e-mail: yorleon@yandex.ru).

Кузьменко Александр Анатольевич (Брянск, Россия) – кандидат биологических наук, доцент кафедры «Компьютерные технологии и системы», Брянский государственный технический университет (241035, Брянск, б-р 50-летия Октября, 7, e-mail: alex-af-32@yandex.ru).

Филиппов Родион Алексеевич (Брянск, Россия) – кандидат технических наук, доцент, доцент, кафедра «Компьютерные технологии и системы», Брянский государственный технический университет (241035, Брянск, б-р 50-летия Октября, 7, e-mail: redfil@mail.ru).

Филиппова Людмила Борисовна (Брянск, Россия) – кандидат технических наук, доцент, доцент, кафедра «Компьютерные технологии и системы», Брянский государственный технический университет (241035, Брянск, б-р 50-летия Октября, 7, e-mail: libv88@mail.ru).

Сазонова Анна Сергеевна (Брянск, Россия) – кандидат технических наук, доцент, доцент, кафедра «Компьютерные технологии и системы», Брянский государственный технический университет (241035, Брянск, б-р 50-летия Октября, 7, e-mail: libv88@yandex.ru).

About the authors

Jurii A. Leonov (Bryansk, Russian Federation) – Ph. D. in Engineering, associate professor, associate professor, Department of Computer Technologies and Systems, Bryansk State Technical University (7, b-r 50th anniversary of October, Bryansk, 241035, e-mail: yorleon@yandex.ru).

Aleksandr A. Kuz'menko (Bryansk, Russian Federation)– Ph. D. in Biology, associate professor in the Department of Computer Technologies and Systems,

Bryansk State Technical University (7, b-r 50th anniversary of October, Bryansk, 241035, e-mail: alex-rf-32@yandex.ru).

Rodion A. Filippov (Bryansk, Russian Federation) – Ph. D. in Engineering, associate professor, associate professor, Department of Computer Technologies and Systems, Bryansk State Technical University (7, b-r 50th anniversary of October, Bryansk, 241035, e-mail: redfil@mail.ru).

Liudmila B. Filippova (Bryansk, Russian Federation)– Ph. D. in Engineering, associate professor, associate professor, Department of Computer Technologies and Systems, Bryansk State Technical University (7, b-r 50th anniversary of October, Bryansk, 241035, e-mail: libv88@mail.ru).

Anna S. Sazonova (Bryansk, Russian Federation) – Ph. D. in Engineering, associate professor, associate professor, Department of Computer Technologies and Systems, Bryansk State Technical University (7, b-r 50th anniversary of October, Bryansk, 241035, e-mail: libv88@yandex.ru)

Статья получена: 10.11.2021

Статья принята: 28.11.2021

Опубликовано: 26.01.2022

Библиографическое описание статьи согласно ГОСТ Р 7.0.100–2018:

Модели и методы автоматизации анализа подсчета плотности насаждений для задач территориально распределенных социально-экономических систем / Ю. А. Леонов, А. А. Кузьменко, Р. А. Филиппов, Л. Б. Филиппова, С. А. Сазонова. – текст: непосредственный. – DOI: 10.15593/2499-9873/2021.4.06 // Прикладная математика и вопросы управления = Applied Mathematics and Control Sciences. – 2021. – № 4. – С. 92–115.

Цитирование статьи в изданиях РИНЦ:

Модели и методы автоматизации анализа подсчета плотности насаждений для задач территориально распределенных социально-экономических систем / Ю. А. Леонов, А. А. Кузьменко, Р. А. Филиппов [и др.] // Прикладная математика и вопросы управления. – 2021. – № 4. – С. 92–115. – DOI: 10.15593/2499-9873/2021.4.06

Цитирование статьи в references и международных изданиях

Cite this article as:

Leonov Ju.A., Kuzmenko A.A., Filippov R.A., Filippova L.B., Sazonova A.S. Models and methods for automating the analysis of logging for the tasks of geographically distributed socio-economic systems. *Applied Mathematics and Control Sciences*, 2021, no. 4, pp. 92–115. DOI: 10.15593/2499-9873/2021.4.06 (in Russian)