Картографирование классов бонитета лесов Приморского края на основе спутниковых изображений и данных о характеристиках рельефа

Е. Н. Сочилова[1], Н. В. Сурков[1,3], Д. В. Ершов[1,2], В. А. Егоров[2], С. С. Барталев[2], С. А. Барталев[2]

[1] *Центр по проблемам экологии и продуктивности лесов РАН Москва, 117997, Россия*
E-mail: elena@ifi.rssi.ru

[2] *Институт космических исследований РАН, Москва, 117997, Россия*
E-mail: ershov@ifi.rssi.ru

[3] *Московский государственный университет имени М. В. Ломоносова, Москва, 119991, Россия*
E-mail: nick_surkov@list.ru

В работе представлены результаты исследования возможности картографирования бонитетов лесов с использованием их спектральных характеристик и параметров цифровой модели рельефа. Тестовым регионом выбран Приморский край, леса которого характеризуются большим разнообразием видов древесных пород из-за особенностей климата и рельефа местности. Использовались шестнадцать различных характеристик (признаков). Спектральные характеристики лесов извлекались из очищенных от влияния облаков композитных изображений, полученных в летний и зимний периоды по данным измерений в красном, ближнем и среднем инфракрасных каналах инструмента дистанционного зондирования Proba-V. Параметры рельефа (высота, крутизна и ориентация склона) и производные от них индексы (солнечная радиация, глубина залегания грунтовых вод, кривизна поверхности) использовались для описания лесорастительных условий. С помощью наземных данных формировалась выборка для обучения и оценки точности классификации преобладающих древесных пород и классов бонитета леса. Качество отбора эталонов для бонитета лесов контролировалось анализом взаимосвязи среднего возраста и высоты древостоя для каждой породы. Для обучения классификатора использовалось 4465 сегментов изображений с классами бонитетов лесов для таких древесных пород, как ель, пихта, кедр, лиственница, берёзы белая и жёлтая, дуб, осина, берёза каменная, липа, ясень, кедровый стланик. Классификация данных выполнялась алгоритмом Random Forest, позволяющим предварительно оценивать обучающую выборку и информативность признаков. Для классификации пород использовались все шестнадцать признаков. Общая точность классификации древесных пород составила 89,0 %. Вклад каждого признака при классификации бонитетов определялся с помощью матрицы ошибок распознанных классов. В результате было отобрано двенадцать информативных признаков для классификации бонитетов леса. Точность распознавания бонитетов леса составила 84,8 %. В основном ошибки распознавания при классификации происходят между соседними классами бонитетов леса. Таким образом, комплексное использование спектральных характеристик лесов в сочетании с параметрами рельефа позволяет с удовлетворительной точностью классифицировать бонитеты лесных пород в условиях горной местности. Полученный опыт и результаты могут быть полезны для труднодоступных лесных регионов Сибири и Дальнего Востока. Однако для этого требуется большая выборка наземных или лесотаксационных данных, обеспечивающих статистическую основу для подготовки и обучения классификатора.

Ключевые слова: древесная порода, бонитет, данные дистанционного зондирования, Proba-V, цифровая модель рельефа, классификация, Random Forest

Одобрена к печати: 23.08.2018
DOI: 10.21046/2070-7401-2018-15-5-96-109

Введение

Продуктивность и биологическое разнообразие лесов определяется, в частности, климатическими и почвенными условиями их произрастания. В отечественном лесоводстве для оценки потенциальной продуктивности лесов применяются классы бонитета М. М. Орлова, определяемые по средней высоте насаждения данной породы в зависимости от его среднего возраста (Лесоведение..., 2012). Несмотря на то что бонитировочная шкала часто не всегда точно отражает фактический ход роста и продуктивность отдельной породы, т. е. в росте отдельных пород возможны отклонения, этот подход значительно упрощает лесотаксационные работы. В мировой практике лесной таксации для определения бонитета (английский перевод: site index) тоже используются аналогичные шкалы, полученные экспериментальным путём (How to..., 1999).

С появлением современных систем дистанционного зондирования Земли из космоса и ГИС-технологий построения и анализа пространственных моделей земной поверхности встаёт вопрос изучения возможности оценки и картографирования характеристик потенциальной продуктивности лесов и, в частности, их классов бонитета.

Литературный анализ показал, что исследования возможностей дистанционной оценки и картографирования бонитета лесов проводятся в разных странах, но значительно менее активно по сравнению с другими их биометрическими характеристиками, такими как породный состав и возраст лесов, объём их зелёной биомассы и стволовой древесины (Барталев и др., 2016). Это связано с большой сложностью организации сбора наземных данных о продуктивности лесов для различных лесорастительных условий, влиянием на рост древостоя внешних воздействий, а также неустойчивостью связи возраста и высоты конкретной лесной породы на разных этапах лесообразовательного процесса. В литературе встречаются региональные исследования возможностей оценки бонитета и потенциальной продуктивности лесов на основе моделирования скорости роста некоторых древесных пород. Для определения высоты и возраста насаждения используются данные лазерного сканирования и многоспектральной спутниковой съёмки (Landsat и др.), калибруемые по выборочным наземным измерениям или материалам лесоустройства (Sharma et al., 2011; Socha et al., 2017). Исследования взаимосвязи бонитета с типом леса проводятся на локальном и региональном уровнях (Curt et al., 2001). Методы регрессионного статистического анализа используются для параметризации связи бонитета лесов с их продуктивностью с учётом климатических, почвенных и топографических условий местности (Brandl et al., 2014; Hamel et al., 2004; Monserud et al., 2006; Sharma et al., 2012; Wang, Klinka, 1996). Авторы работы (Huang et al., 2017) предложили использовать спутниковые изображения Landsat в комбинации с экологическими переменными и интегрированным биосферным симулятором (IBIS-модель) для картографирования бонитета Национального парка в Тахое с пространственным разрешением 30 м. Известны примеры картографирования бонитета в пихтовых лесах (Douglas-fir) тихоокеанского побережья США с использованием вегетационного индекса EVI по данным MODIS (Waring et al., 2006). Ряд российских исследователей (Данилова и др., 2010; Korets et al., 2016) используют спутниковые изображения Landsat и топографические параметры (высота, уклон и кривизна поверхности) на основе данных цифровой модели рельефа (ЦМР) для картографирования типологического разнообразия и возрастных стадий лесной растительности Среднего Приангарья. С помощью методов контролируемой и неконтролируемой классификации совмещённых спутниковых изображений и данных ЦМР проводится пространственная оценка возрастной и породной структуры лесов.

Целью проведённых нами исследований стала оценка возможностей картографирования бонитетов лесных пород Приморского края с использованием алгоритма классификации Random Forest (Liaw, Wiener, 2002) на основе комбинации разносезонных спутниковых данных инструмента Proba-V (Wolters et al., 2018) и характеристик рельефа местности.

Объект исследований и исходные данные

Объектом исследований являются леса Приморского края, большая часть территории которого располагается на юге горной системы Сихотэ-Алинь и отрогах Восточно-Маньчжурских гор (Атлас..., 2005). Сихотэ-Алинь — среднегорная область (абсолютные высоты — 500–1000 м; относительные превышения — 200–400 м; максимальные отметки: г. Облачная — 1855 м, г. Аник — 1933 м над уровнем моря). Леса края обладают наибольшим в России разнообразием древесных видов из-за особенностей местного климата, геологического строения (горный рельеф), каменистых типов почв и гидрологического режима территории. По данным лесного плана Приморского края (Об утверждении..., 2009), в лесах относительно высокую долю площади занимают такие породы, как ель и пихта (26 %), кедр (19 %), дуб высокоствольный (18 %), лиственница (11 %), берёза белая (9 %), берёза каменная (6 %). Присутствуют также мягколиственные виды берёзы, ясень и липа. Среди хвойных пород на долю IV класса бонитета приходится около 67 % площади насаждений. Относительно высокая доля хвойных лесов представлена III классом бонитета (24,8 %), встречаются также и насаждения V класса бонитета (7,4 %). Условия произрастания спелых и перестойных твёрдолиственных и мягколиственных лесов различаются. У твердолиственных древостоев на IV класс бонитета приходится 55,6 % площади лесов, на III — 25,8 %, на V — 16,1 %. У мягколиственных на III класс бонитета приходится 43,5 % площади лесов, на IV — 42,0 %, на II и I (в сумме) — 12,8 %.

Для исследования возможностей классификации преобладающих лесных пород Приморского края и их бонитета использовались следующие исходные данные (*рис. 1*, см. с. 99):

- очищенные от влияния облаков композитные изображения в красном (610–690 нм), ближнем (777–893 нм) и среднем (1570–1650 нм) инфракрасных (ИК) каналах инструмента Proba-V, полученные по данным съёмки в летний период 2014 г. (Лупян и др., 2016);
- очищенные от влияния облаков композитные изображения в красном (610–690 нм) и ближнем ИК (777–893 нм) каналах инструмента Proba-V, полученные по данным съёмки в зимний период 2014 г. (Жарко и др., 2018);
- цифровая модель рельефа SRTM, пространственное разрешение 90 м (Jarvis et al., 2008);
- база наземных данных с характеристиками отдельных лесных участков Приморского края.

Пространственное разрешение используемых данных инструмента Proba-V в красном и ближнем ИК-каналах составляет 100 м, а в среднем ИК-канале — 200 м.

На основе цифровой модели рельефа SRTM рассчитывались следующие морфометрические характеристики местности (*рис. 2*, см. с. 99):

- крутизна склона, град;
- ориентация склона относительно направления на север, град;
- индекс глубины залегания грунтовых вод (Depth-to-Water index, DTW), м;
- прямая солнечная радиация (инсоляция) на единицу площади, Вт·ч/м^2;
- рассеянная солнечная радиация (инсоляция) на единицу площади, Вт·ч/м^2;
- общая (прямая и рассеянная суммарно) солнечная радиация, Вт·ч/м^2;
- продолжительность прямой солнечной радиации в течение года, ч;
- интегральная кривизна поверхности, м;
- кривизна поверхности по направлению склона, м;
- кривизна поверхности перпендикулярно направлению склона, м.

Для создания растровых изображений крутизны склона и его ориентации использованы стандартные алгоритмы, входящие в состав программного продукта ArcGIS 9 (Burrough, McDonell, 1998).

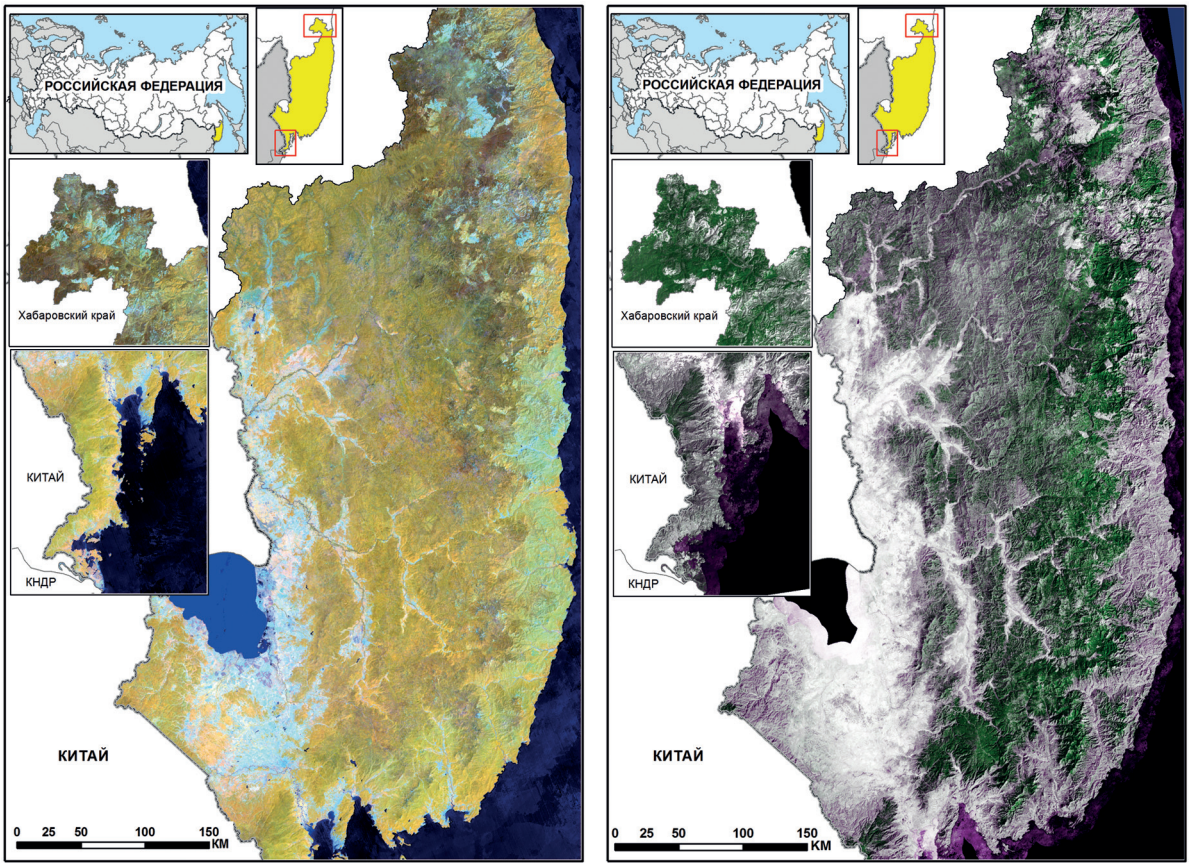


Рис. 1. Летний (*а*) и зимний (*б*) безоблачные композитные изображения Proba-V

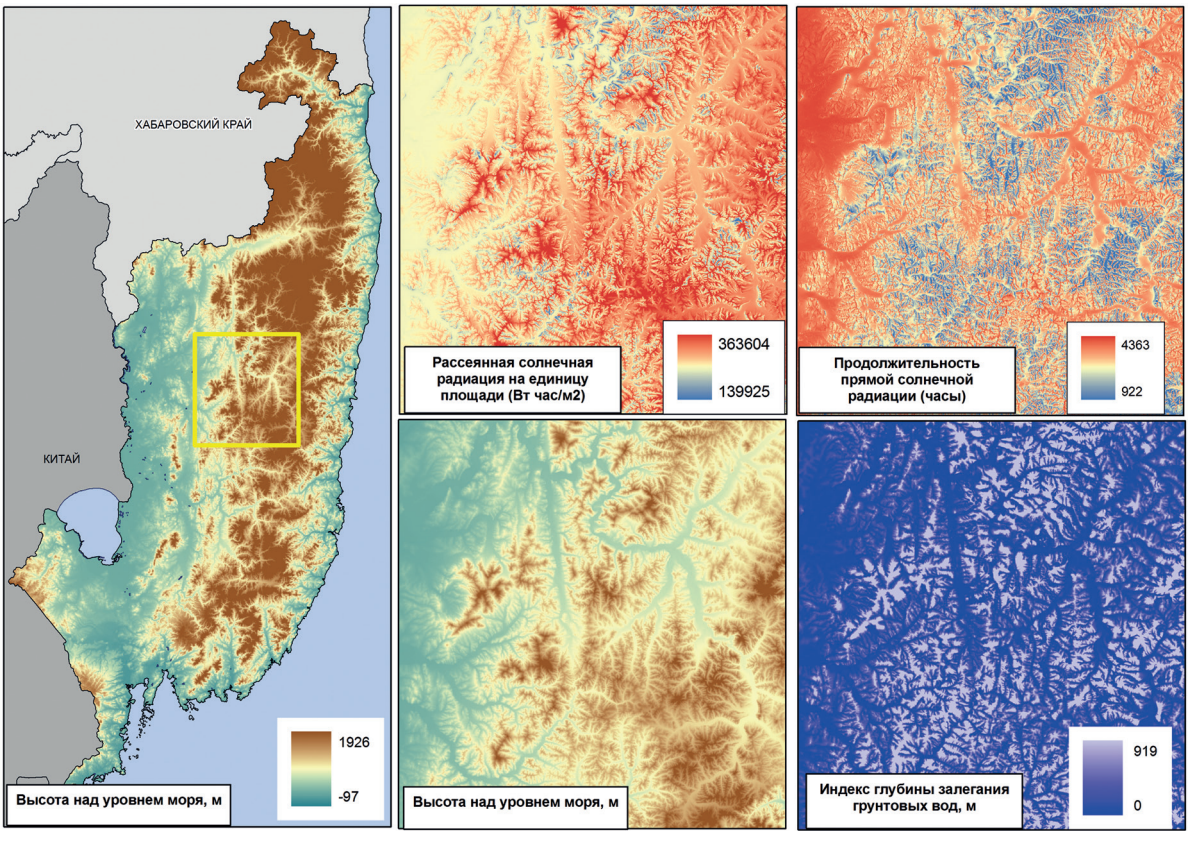


Рис. 2. Морфометрические характеристики рельефа тестового региона

Индекс глубины залегания грунтовых вод представляет собой смоделированное расстояние между высотами земной поверхности над уровнем моря и поверхностью водной глади внутренних водоёмов (White et al., 2012). По утверждению авторов, этот индекс более тесно связан с типом почвы и её дренажом, а также типом растительности, чем ранее разработанный влажностный индекс рельефа (Murphy et al., 2009). Для создания карты DTW использовались цифровая модель рельефа SRTM и слой с изображением рек, полученный по картам масштаба 1:200 000. Вокруг изображений рек формировался буфер шириной, соответствующей размеру пиксела цифровой модели рельефа SRTM. Затем каждому пикселу присваивались значения отметок высот рельефа, используемые для интерполяции методом Spline при помощи модуля ArcGIS Spatial Analyst. Разница между отметками высот поверхности рельефа и восстановленными высотами грунтовых вод является индексом глубины залегания грунтовых вод.

Следующие четыре характеристики земной поверхности являются результатом моделирования потока солнечной радиации (инсоляции) на земную поверхность (Rich et al., 1994). Инсоляция зависит от высоты Солнца над горизонтом, ориентации освещаемой поверхности, высоты над уровнем моря, времени года, географической широты, а также от прозрачности атмосферы и облачности. Это позволяет за счёт естественной освещённости косвенно учитывать различия в тепловых условиях склонов с разной экспозицией. От этого показателя зависят биофизические и биохимические процессы в растительных сообществах.

Последние три параметра являются результатом моделирования кривизны земной поверхности с помощью полинома четвёртого порядка в скользящем окне размером 3×3 пиксела изображения высоты над уровнем моря. Данная характеристика используется для описания физических свойств дренажа речного бассейна. Характеристика кривизны поверхности вдоль склона используется для оценки ускорения или торможения потока, а следовательно, возможности осаждения грунта или эрозии почвы. Кривизна поверхности перпендикулярно направлению склона влияет на сходимость или расходимость водного потока (Moore et al., 1991). Эти параметры используются в классификации с целью учёта приуроченности лесных пород к формам рельефа.

Методика исследований

Исследование возможности картографирования лесных пород и их бонитета с использованием спутниковых изображений и характеристик рельефа включает несколько последовательных этапов:

- сегментация композитных изображений Proba-V на спектрально-однородные участки земной поверхности;
- анализ зависимости средней высоты насаждения от его среднего возраста для отдельных пород и классов бонитета на основе наземных данных;
- отбор сегментов изображений для обучения классификатора и оценки точности результатов классификации;
- анализ информативности спектральных и морфометрических признаков для классификации бонитета лесов;
- классификация преобладающих пород и классов бонитетов лесов и оценка точности полученных карт.

Процедура анализа и оценки информативности спектральных и морфометрических признаков предварялась построением спектрально-однородных участков земной поверхности по сезонным композитным изображениям Proba-V методом пространственной сегментации Lambda Schedule (FLS) Segmentation, входящим в состав ERDAS Imagine 2014 (Crisp et al., 2003). Параметры сегментации подбирались экспериментально с целью получения размеров сегментов, сопоставимых со средней площадью таксационных выделов в лесах региона.

Анализ зависимости средней высоты насаждений от их возраста для различных пород и классов бонитета выполнялся с использованием наземных данных, полученных из литературных источников и выборочных материалов лесной таксации. При этом рассматривались лесные участки площадью более 5 га с преобладанием по запасу одной древесной породы не менее семи единиц породного состава насаждения. Для каждого класса бонитета лесов одной преобладающей породы проводилась аппроксимация зависимости средней высоты насаждений от его возраста с помощью функции натурального логарифма. В качестве эталонных участков для обучения классификатора и оценки точности классификации были отобраны сегменты, хорошо согласующиеся с полученными зависимостями средней высоты насаждений от его возраста. Критерием для такого отбора являлось попадание соответствующего сегмента в границы интервала, определяемого величиной стандартного отклонения σ от аппроксимированного значения μ. Дополнительно проводилась визуальная экспертная оценка эталонов для фильтрации возможных грубых ошибок с использованием информации о типах условий местопроизрастания лесов (Атлас..., 2005).

Анализ информативности спектральных и морфометрических характеристик для задачи классификации преобладающих пород и классов бонитета лесов выполнялся с использованием метода Random Forest (Breiman, 2001), предполагающего построение большого числа деревьев решений на основе обучающей выборки. Для каждого дерева используется фиксированное число случайно отбираемых признаков, а каждый лист дерева содержит наблюдения только одного класса. Классификация осуществляется с помощью простого голосования классификаторов, определяемых отдельными деревьями (Чистяков, 2013).

Исследования проводились в несколько шагов: 1) классификация лесов различных преобладающих пород, а также нелесных и непокрытых лесом земель с использованием всех признаков; 2) выбор информативных спектральных и морфометрических признаков для классификации классов бонитета различных преобладающих пород; 3) классификация и оценка точности результатов на основе контрольной выборки и матрицы ошибок.

Перед анализом информативности и классификацией проводилось нормирование значений каждого признака в диапазон от 0 до 1 с сохранением их относительных различий (Тюрин, Макаров, 1998).

Метод Random Forest позволяет оценивать информативность признаков с помощью предложенной Л. Брейманом «меры важности» признака для классификации (Breiman, 2001). Для каждого признака строится случайный лес и оценивается вероятность ошибочной классификации OOB (Out-Of-Bag). Затем в OOB-выборках производится случайная перестановка значений признака и проводится оценка вероятности ошибочной классификации по модифицированным OOB-выборкам. Информативность признака оценивается методом усреднения по всем деревьям разности значений вероятности ошибок до и после перемешивания этих значений. При этом значения таких ошибок нормируются на величину стандартного отклонения (Чистяков, 2013). Этот параметр условно называется «среднее уменьшение точности» (mean decrease accuracy, MDA). Чем информативнее признак для классификации, тем к большему значению MDA приведёт случайное перемешивание OOB-выборки (Guyon, Elisseeff, 2003).

Классификатор позволяет также провести оценку точности классификации на основе предварительно отобранных (случайным образом) контрольных пикселей из обучающей выборки. Обучающая выборка делится на две равные части при обучении и контроле точности классификации. Результатом данного анализа является матрица перепутывания классов, обеспечивающая интегральную точность классификации.

С помощью описанных выше методов выполняется анализ информативности признаков на этапе классификации, включая выявление сильно коррелированных признаков, и затем их ранжирование по степени важности. Далее проводится классификация групп признаков, из которых последовательно исключаются признаки с наименьшим значением MDA. После этого строится матрица перепутывания и оценивается количество правильно распознанных пикселей и ошибка классификации первого и второго рода. На основе полученных ошибок строится график зависимости точности классификации от количества использованных

признаков. График позволяет определить по максимальному значению правильно распознанных пикселей (точности классификации) наилучшую комбинацию информативных признаков для распознавания классов бонитета лесов.

На завершающем этапе формируются карты пород (групп пород) и классов бонитета лесов.

Результаты и обсуждения

На основе анализа лесного плана и литературных источников было выделено для исследования двенадцать преобладающих древесных пород в лесах Приморского края, а именно: ель, пихта, кедр, лиственница, кедровый стланик, дуб, берёза белая, берёза жёлтая, берёза каменная, осина, липа, ясень. Для каждой породы и класса бонитета была подготовлена выборка участков для обучения классификатора и оценки точности результатов классификации. Для различных классов бонитета лесов отдельных пород были восстановлены зависимости средней высоты древостоя от его возраста и определены границы интервалов этих биометрических параметров. Примеры графиков зависимости значений высоты и возраста ели, лиственницы и осины до и после фильтрации приводятся на *рис. 3*. Эталонная выборка лесных пород была дополнена сегментами для нелесных классов, включая луговую растительность, сельскохозяйственные земли, гари, вырубки, выходы скальных пород, открытые грунты, болота и водоёмы. В результате эталонная выборка для обучения и контроля точности классификации составила 4465 и 6409 сегментов соответственно для лесных (породы и классы бонитета) и нелесных классов.

На основе эталонной выборки была проведена классификация преобладающих лесных пород и нелесных земель алгоритмом Random Forest с использованием всех признаков. При этом интегральная точность классификации лесных пород составила 89,0 %.

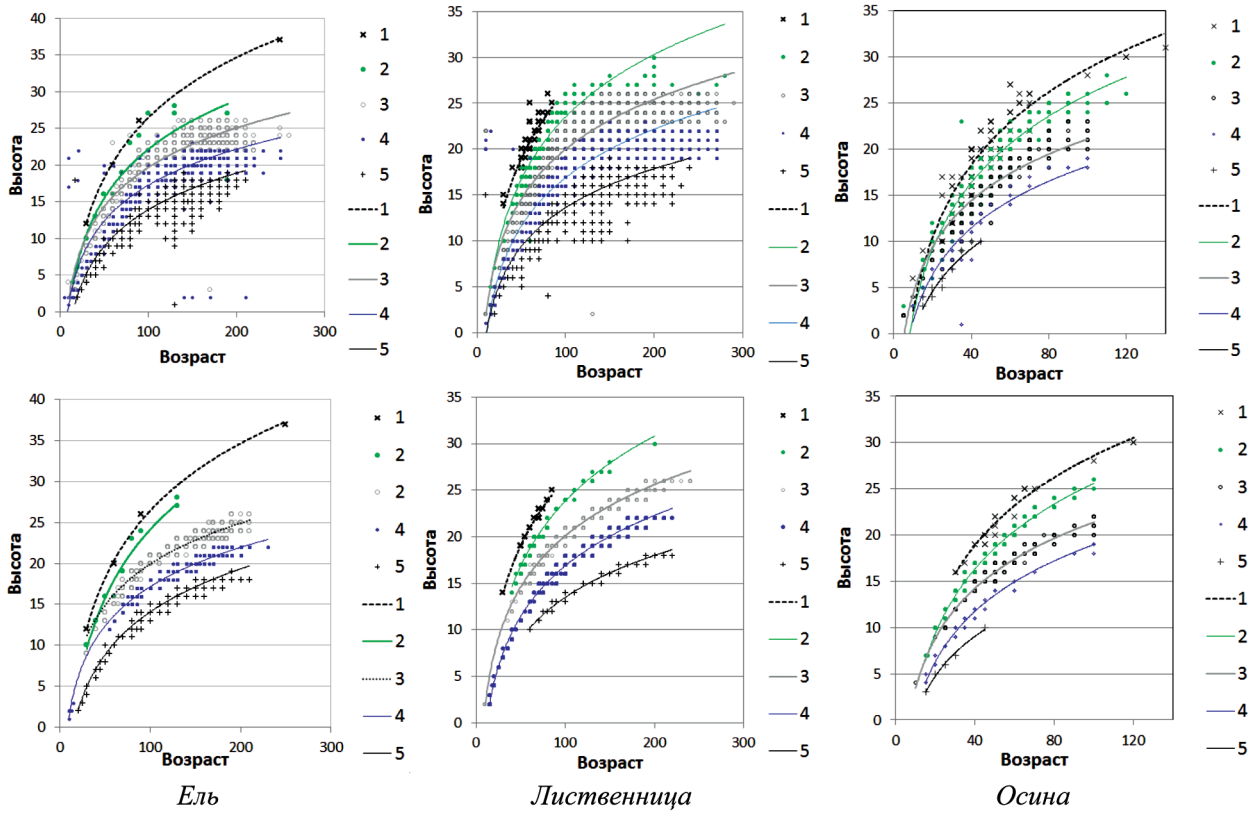
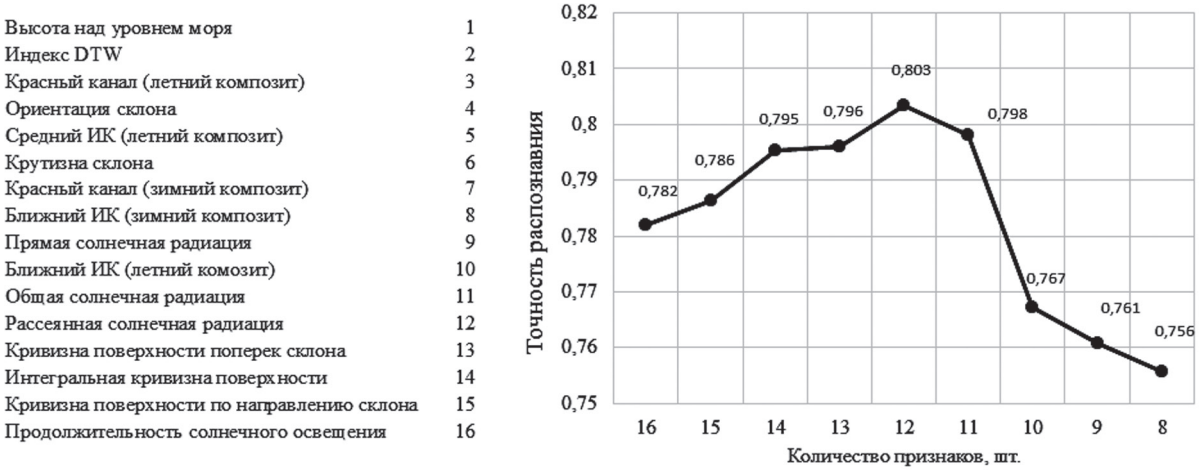


Рис. 3. Пример зависимости высоты деревьев от возраста до фильтрации выделов (*верхний ряд*) и после неё (*нижний ряд*). Цифрами обозначены классы бонитета

Наибольшие ошибки классификации, связанные с пропуском класса, приходятся на такие породы, как берёза каменная (14,9 %), берёза жёлтая (15,7 %) и липа (15,3 %). Наибольшие ошибки ложной классификации по отношению к данным контрольной выборки наблюдаются для пихты (23,4 %), осины (19,9 %), берёзы каменной (36 %) и берёзы жёлтой (21,7 %). Для остальных пород сумма ошибок первого и второго рода не превышает 15 %.

С помощью меры важности Бреймана для каждого признака была определена вероятность ошибки классификации до и после перемешивания случайных выборок, позволившая ранжировать их в общем списке. На *рис. 4а* видно, что наибольшее значение среднего уменьшения точности классификации при перемешивании случайных OOB-выборок наблюдается для показателя высоты над уровнем моря. Почти в два раза меньше этот показатель для индекса глубины залегания грунтовых вод. Далее располагаются спектральные признаки и характеристики рельефа. Наименьшую изменчивость демонстрируют характеристики кривизны поверхности и продолжительность солнечной освещённости поверхности.

а



б

Рис. 4. Оценка информативности признаков: *а* — график с оценкой информативности признаков для классификации на основе меры важности Бреймана; *б* — график изменения точности распознавания бонитета с использованием опорной выборки и контрольной классификации в зависимости от количества использованных признаков

На основе этих данных выполнялась оценка информативности признаков методом последовательного исключения их из классификации и сравнения результатов с контрольной выборкой (*рис. 4б*). Для первой итерации классификации использовались все 16 признаков. Перекрёстная проверка результатов классификации с контрольной выборкой составила 0,782. По мере последовательного исключения из анализа признаков продолжительности освещённости поверхности, кривизны поверхности по направлению склона, интегральной кривизны поверхности и интегральной кривизны поверхности поперёк направления склона значения точности возрастали соответственно до 0,786, 0,795, 0,796 и 0,803.

После исключения из анализа признака рассеянной солнечной радиации точность классификации уменьшилась до 0,798, а дальнейшее исключение признаков не изменило значения точности. Таким образом, для классификации классов бонитета лесов исследуемой территории в качестве наиболее информативных были отобраны двенадцать признаков, а именно:

- коэффициенты спектральной яркости земной поверхности в красном, ближнем и среднем ИК-диапазонах, соответствующие летнему периоду наблюдений;
- коэффициенты спектральной яркости земной поверхности в красном и ближнем ИК-диапазонах, соответствующие зимнему периоду наблюдений;
- ЦМР признаки — высота над уровнем моря, крутизна склона, ориентация склона относительно направления на север, индекс глубины залегания грунтовых вод и три признака, характеризующие солнечную радиацию.

Эти признаки использовались для классификации лесов Приморского края по их бонитету. На *рис. 5* представлены карты классов бонитета лесов различных преобладающих пород на территории исследуемого региона.

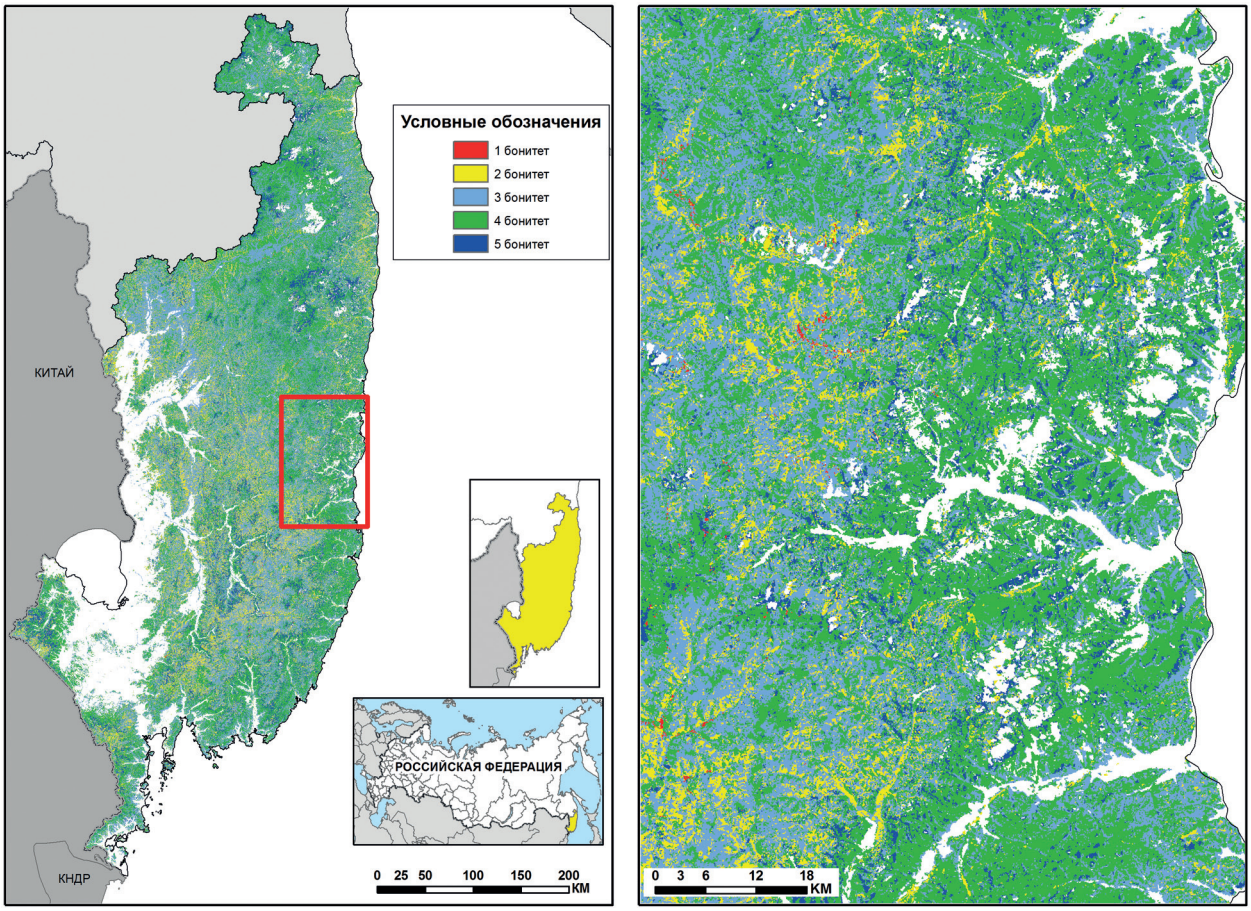


Рис. 5. Карта классов бонитета лесов Приморского края

Оценка точности классификации проводилась на основе матрицы ошибок (*таблица*), полученной с использованием контрольной выборки сегментов, не участвовавших в обучении классификатора. В анализе использовалось 30 004 контрольных пиксела, из которых 25 442 были правильно отнесены к различным классам бонитета лесов. В среднем точность распознавания всех классов составила 84,8 %. При распознавании классов бонитета лесов доля пропущенных контрольных пикселей составила 7,4 %. При этом наибольшая величина ошибок данного типа наблюдается для III и IV классов бонитета, т. е. 16,9 и 17,2 % соответственно. Значительная переоценка, или ложная классификация, приходится на классы бонитета лесов I (36,5 %), II (22,7 %) и V (18,7 %). При этом основное перепутывание происходит между соседними классами. Большой процент ошибок определения класса бонитета I связан с малыми объёмами обучающей и контрольной выборок, поскольку, как отмечалось ранее, в лесах региона доминируют III и IV классы бонитета для большинства древесных пород.

Матрица ошибок распознавания классов бонитета лесов

		Классы бонитета лесных пород (контрольная выборка, пикселы)					Всего пикселей	Вероятность ложной классификации
		Класс 1	Класс 2	Класс 3	Класс 4	Класс 5		
Результаты классификации	Класс 1	**186**	17	57	28	5	293	0,365
	Класс 2	2	**2424**	343	323	42	3134	0,227
	Класс 3	8	122	**7879**	1276	104	9389	0,161
	Класс 4	10	162	994	**10 981**	157	12304	0,108
	Класс 5	3	46	209	654	**3972**	4884	0,187
Всего пикселей		209	2771	9482	13 262	4280	30 004	0,078
Вероятность пропуска класса		0,110	0,125	0,169	0,172	0,072	0,074	

На основе результатов исследований можно сделать вывод, что комплексное использование спутниковых изображений и цифровой модели рельефа позволяет с удовлетворительной погрешностью классифицировать классы бонитета лесов различных пород в условиях горной местности. Однако для применения метода требуется достаточно большая выборка наземных данных, обеспечивающая статистически репрезентативную основу для обучения классификатора.

Разработка методики исследований проводилась в рамках государственного задания ЦЭПЛ РАН по направлению «Концепция спутникового мониторинга состояния и динамики лесных экосистем» (№ 0110-2018-0001) и программе Президиума РАН «Разработка методических подходов к оценке экосистемных функций и услуг лесов» (№ 0110-2018-005).

Сбор и тематическая обработка всех наборов данных выполнялась в рамках темы научно-исследовательских работ «Мониторинг» (государственная регистрация № 01.20.0.2.00164) с использованием инфраструктуры Центра коллективного пользования системами архивации, обработки и анализа спутниковых данных ИКИ РАН для решения задач изучения и мониторинга окружающей среды (Лупян и др., 2015).

Литература

1. Атлас лесов Приморского края. Владивосток: ДВО РАН, 2005. 76 с.
2. *Барталев С. А.*, *Егоров В. А.*, *Жарко В. О.*, *Лупян Е. А.*, *Плотников Д. Е.*, *Хвостиков С. А.*, *Шабанов Н. В.* Спутниковое картографирование растительного покрова России. М.: ИКИ РАН, 2016. 208 с.
3. *Данилова И. В.*, *Рыжкова В. А.*, *Корец М. А.* Алгоритм автоматизированного картографирования современного состояния и динамики лесов на основе ГИС // Вестник НГУ. Серия: Информационные технологии. 2010. Т. 8. Вып. 4. С. 15–24.

4. *Жарко В. О.*, *Барталев С. А.*, *Егоров В. А.* Исследование возможностей оценки запасов древесины в лесах Приморского края по данным спутниковой системы Proba-V // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. 2018. Т. 15. № 1. С. 157–168.
5. Лесоведение: Методические указания к лабораторным работам / сост. Рогозин М. В. Пермь: Пермский гос. нац. исследоват. ун-т, 2012. 36 с.
6. *Лупян Е. А.*, *Прошин А. А.*, *Бурцев М. А.*, *Балашов И. В.*, *Барталев С. А.*, *Ефремов В. Ю.*, *Кашницкий А. В.*, *Мазуров А. А.*, *Матвеев А. М.*, *Суднева О. А.*, *Сычугов И. Г.*, *Толпин В. А.*, *Уваров И. А.* Центр коллективного пользования системами архивации, обработки и анализа спутниковых данных ИКИ РАН для решения задач изучения и мониторинга окружающей среды // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. 2015. Т. 12. № 5. С. 263–284.
7. *Лупян Е. А.*, *Барталев С. А.*, *Балашов И. В.*, *Барталев С. С.*, *Бурцев М. А.*, *Егоров В. А.*, *Ефремов В. Ю.*, *Жарко В. О.*, *Кашницкий А. В.*, *Колбудаев П. А.*, *Крамарева Л. С.*, *Мазуров А. А.*, *Оксюкевич А. Ю.*, *Плотников Д. Е.*, *Прошин А. А.*, *Сенько К. С.*, *Уваров И. А.*, *Хвостиков С. А.*, *Ховратович Т. С.* Информационная система комплексного дистанционного мониторинга лесов «Вега-Приморье» // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. 2016. Т. 13. № 5. С. 11–28.
8. Об утверждении лесного плана Приморского края на 2009–2018 годы. Распоряжение Губернатора Приморского края № 45-рг от 10.03.2009 (с изменениями на: 10.10.2016). URL: http://docs.cntd.ru/document/430623554.
9. *Тюрин Ю. Н.*, *Макаров А. А.* Статистический анализ данных на компьютере / Под ред. Фигурнова В. Э. М.: ИНФРА-М, 1998. 528 с.
10. *Чистяков С. П.* Случайные леса: Обзор // Труды Карельского науч. центра РАН. 2013. № 1. С. 117–136.
11. *Brandl S.*, *Falk W.*, *Klemmt H.*, *Stricker G.*, *Bender A.*, *Rotzer T.*, *Pretzsch H.* Possibilities and Limitations of Spatially Explicit Site Index Modelling for Spruce Based on National Forest Inventory Data and Digital Maps of Soil and Climate in Bavaria (SE Germany) // Forests. 2014. V. 5. Iss. 11. P. 2626–2646.
12. *Breiman L.* Random forests // Machine Learning. 2001. V. 45. No. 1. P. 5–32.
13. *Burrough P. A.*, *McDonell R. A.* Principles of Geographical Information Systems. Oxford University Press, 1998. P. 332.
14. *Crisp D. J.*, *Perry P.*, *Redding N. J.* Fast Segmentation of Large Images // Proc. 26th Australasian Computer Science Conf. Adelaide, Australia, 2003. P. 87–93.
15. *Curt T.*, *Bouchaud M.*, *Agrech G.* Predicting site index of Douglas-fir plantations from ecological variables In the Massif central area of France // Forest Ecology and Management. 2001. V. 149. P. 61–74.
16. *Guyon I.*, *Elisseeff A.* An Introduction to Variable and Feature Selection // J. Machine Learning Research. 2003. V. 3(1). P. 1157–1182.
17. *Hamel B. T.*, *Belanger N.*, *Pare D.* Productivity of black spruce and Jack pine stands in Quebec as related to climate, site biological features and soil properties // Forest Ecology and Management. 2004. V. 191. P. 239–251.
18. How to Determine Site Index in Silviculture. Participant's Workbook. Forest Renewal BC. British Columbia, Ministry of Forests, Forest Practices Branch, 1999. 117 p. URL: https://www.for.gov.bc.ca/hfp/training/00011/acrobat/sicourse.pdf.
19. *Huang S.*, *Ramirez C.*, *Conway S.*, *Kennedy K.*, *Kohler T.*, *Liu J.* Mapping site index and volume increment from forest inventory, Landsat, and ecological variables in Tahoe National Forest, California, USA // Canadian J. Forest Research. 2017. V. 47. Iss. 1. P. 113–124.
20. *Jarvis A.*, *Reuter H. I.*, *Nelson A.*, *Guevara E.* Hole-filled seamless SRTM data V4: Tech. rep. / Intern. Centre for Tropical Agriculture (CIAT). 2008. URL: http://srtm.csi.cgiar.org.
21. *Korets M. A.*, *Ryzhkova V. A.*, *Danilova I. V.*, *Prokushkin A. S.* Vegetation cover mapping based on remote sensing and digital elevation model data // Intern. Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Science. 2016. V. XLI-B8. P. 699–704.
22. *Liaw A.*, *Wiener M.* Classification and Regression by randomForest // R news. 2002. V. 2(3). P. 18–22.
23. *Monserud R. A.*, *Huang S.*, *Yang Y.* Predicting lodgepole pine site index from climatic parameters in Alberta // The Forestry Chronicle. 2006. V. 82(4). P. 562–571.
24. *Moore I. D.*, *Grayson R. B.*, *Landson A. R.* Digital Terrain Modelling: A review of hydrological, geomorphological, and biological applications // Hydrological Processes. 1991. V. 5. Iss. 1. P. 3–30.
25. *Murphy P. N. C.*, *Ogilvie J.*, *Arp P.* Topographic modelling of soil moisture conditions: a comparison and verification of two models // European J. Soil Science. 2009. V. 60. Iss. 1. P. 94–109.
26. *Rich P. M.*, *Dubayah R.*, *Hetrick W. A.*, *Saving S. C.* Using viewshed models to calculate intercepted solar radiation: applications in ecology // American Society for Photogrammetry and Remote Sensing Technical Papers. 1994. P. 524–529.

27. *Sharma R. P.*, *Brunner A.*, *Eid T.*, *Oyen B-H.* Modelling dominant height growth from national forest inventory individual tree data with short time series and large age errors // Forest Ecology and Management. 2011. V. 262 (12). P. 2162–2175.
28. *Sharma R. P.*, *Brunner A.*, *Eid T.* Site index prediction from site and climate variables for Norway spruce and Scots pine in Norway // Scandinavian J. Forest Research. 2012. V. 27. P. 619–636.
29. *Socha J.*, *Pierzchalski M.*, *Bałazy R.*, *Ciesielski M.* Modelling top height growth and site index using repeated laser scanning data // Forest Ecology and Management. 2017. V. 406. P. 307–317.
30. *Wang G. G.*, *Klinka K.* Use of synoptic variables in predicting white spruce site index // Forest Ecology and Management. 1996. V. 80. P. 95–105.
31. *Waring R. H.*, *Milner K. S.*, *Jolly W. M.*, *Phillips L.*, *McWethy D.* Assessment of site index and forest growth capacity across the Pacific and Inland Northwest USA with a MODIS satellite-derived vegetation index // Forest Ecology and Management. 2006. V. 228(1–3). P. 285–291.
32. *White B.*, *Ogilvie J.*, *Campbell D. M. H.*, *Hiltz D.*, *Gauthier B.*, *Chisholm H. K. H.*, *Wen H. K.*, *Murphy P. N. C.*, *Arp P. A.A.* Using the Cartographic Depth-to-Water Index to Locate Small Streams and Associated Wet Areas across Landscapes // Canadian Water Resources J. 2012. V. 37. Iss. 4. P. 333–347.
33. *Wolters E.*, *Dierckx W.*, *Iordache M.-D.*, *Swinnen E.* PROBA-V Products User Manual v3.01. 2018. 110 p. URL: http://www.vito-eodata.be/PDF/image/PROBAV-Products_User_Manual.pdf.

Mapping of forest site index classes in Primorskiy Krai based on satellite images and terrain characteristics

E. N. Sochilova[1], N. V. Surkov[1,3], D. V. Ershov[1,2], V. A. Egorov[2], S. S. Bartalev[2], S. A. Bartalev[2]

[1] *Center for Forest Ecology and Productivity RAS, Moscow 117997, Russia*
E-mail: elena@ifi.rssi.ru
[2] *Space Research Institute RAS, Moscow 117997, Russia*
E-mail: ershov@ifi.rssi.ru
[3] *Lomonosov Moscow State University, Moscow 119991, Russia*
E-mail: nick_surkov@list.ru

The paper presents the results of the study of the possibility of forest sites index mapping using their forest spectral reflectance and parameters of digital elevation model. Primorskiy Krai was selected as a test region. It is characterised by high diversity of tree species due to local climate and terrain specifics. Sixteen different features were generated. The spectral characteristics of the forests from the red near and middle infrared channels of cloud free winter and summer composite images of the Proba-V instrument were extracted. The parameters of the relief (height, slope and aspect) and relief-derived indices (solar radiation, deep-to-water index, relief curvatures) were used to describe the forest growing conditions. We used also ground data of forest stand parameters for classification training and validation of dominated forest spices and site indices maps. The quality of sampling data was controlled via the relationship between the average age and height of a stand for each specie. We selected 4465 etalons for such tree species as spruce, fir, cedar, larch, birches white and yellow, oak, aspen, birch stone, linden, ash and mountain pine (pinus pumila). Random Forest algorithm was used for classification data, which allows to preliminary estimate the training sample and the informative features. We used all sixteen features for recognition of dominated forest species. Total accuracy of dominated species classification was 89.0 %. The contribution of each feature in site index classification was determined using the confusion matrix of the recognised classes. As a result, twelve informative features for the site indices classification were selected. The classification accuracy of forest site indices was 84.8 %.

Recognition mistakes occur mostly between adjacent classes. Thus, combination of the spectral characteristics of forests and parameters of digital elevation model can be used with a satisfactory accuracy for classification of forest site indices in mountainous regions. The obtained experience and results is useful for hard-to-reach forest regions of Siberia and the Far East. However, this requires a large sample of ground or forest inventory data to provide a statistical basis for the preparation and training of the classifier.

Keywords: tree species, site index, remote sensing data, Proba-V, digital elevation model, classification, Random Forest

Accepted: 23.08.2018
DOI: 10.21046/2070-7401-2018-15-5-96-109

References

1. *Atlas lesov Primorskogo kraya* (The Atlas of Forests in Primorskiy Kray), Vladivostok: DVO RAN, 2005, 76 p.
2. Bartalev S.A., Egorov V.A., Zharko V.O., Loupian E.A., Plotnikov D.E., Khvostikov S.A., Shabanov N.V., *Sputnikovoe kartografirovanie rastitel'nogo pokrova Rossii* (Land cover mapping over Russia using Earth observation data), Moscow, IKI, 2016, 208 p.
3. Danilova I.V., Ryzhkova V.A., Korets M.A., Algoritm avtomatizirovannogo kartografirovaniya sovremennogo sostoyaniya i dinamiki lesov na osnove GIS (GIS Algorithm for automatic mapping of current conditions and dynamics in forests), *Vestnik NGU*, *Seriya: Informatsionnye tekhnologii*, 2010, Vol. 8, Issue 4, P. 15–24.
4. Zharko V.O., Bartalev S.A., Egorov V.A., Issledovanie vozmozhnostei otsenki zapasov drevesiny v lesakh Primorskogo kraya po dannym sputnikovoi sistemy Proba-V (Investigation of forest growing stock volume estimation possibilities over Russian Primorsky Kray region using Proba-V satellite data), *Sovremennye problemy distantsionnogo zondirovaniya Zemli iz kosmosa*, 2018, Vol. 15, No. 1, pp. 157–168.
5. *Lesovedenie: metodicheskie ukazaniya k laboratornym rabotam* (Forest Science: instructional guidelines for laboratory work), Rogozin M.V. (ed.), Perm: Permskii gosudarstvennyi natsionalinyi issledovatelskiy universitet, 2012, 36 p.
6. Loupian E.A., Proshin A.A., Burtsev M.A., Balashov I.V., Bartalev S.A., Efremov V.Yu., Kashnitskii A.V., Mazurov A.A., Matveev A.M., Sudneva O.A., Sychugov I.G., Tolpin V.A., Uvarov I.A., Tsentr kollektivnogo pol'zovaniya sistemami arkhivatsii, obrabotki i analiza sputnikovykh dannykh IKI RAN dlya resheniya zadach izucheniya i monitoringa okruzhayushchei sredy (IKI center for collective use of satellite data archiving, processing and analysis systems aimed at solving the problems of environmental study and monitoring), *Sovremennye problemy distantsionnogo zondirovaniya Zemli iz kosmosa*, 2015, Vol. 12, No. 5, pp. 263–284.
7. Loupian E.A., Bartalev S.A., Balashov I.V., Bartalev S.S., Burtsev M.A., Egorov V.A., Efremov V.Yu., Zharko V.O., Kashnitskii A.V., Kolbudaev P.A., Kramareva L.S., Mazurov A.A., Oksyukevich A.Yu., Plotnikov D.E., Proshin A.A., Sen'ko K.S., Uvarov I.A., Khvostikov S.A., Khovratovich T.S., Informatsionnaya sistema kompleksnogo distantsionnogo monitoringa lesov "Vega-Primor'e" (Vega-Primorie: complex remote forest monitoring information system), *Sovremennye problemy distantsionnogo zondirovaniya Zemli iz kosmosa*, 2016, Vol. 13, No. 5, pp. 11–28.
8. http://docs.cntd.ru/document/430623554.
9. Tyurin Yu.N., Makarov A.A., *Statisticheskii analiz dannykh na komp'yutere* (Statistical analysis of data with the computer), Moscow: INFRA-M, 1998, 528 p.
10. Chistiakov S.P., Sluchainye lesa: Obzor (Ramdom Forests: An overview), *Trudy Karel'skogo nauchnogo tsentra RAN*, 2013, No. 1, pp. 117–136.
11. Brandl S., Falk W., Klemmt H., Stricker G., Bender A., Rotzer T., Pretzsch H., Possibilities and Limitations of Spatially Explicit Site Index Modelling for Spruce Based on National Forest Inventory Data and Digital Maps of Soil and Climate in Bavaria (SE Germany), *Forests*, 2014, Vol. 5, Issue 11, pp. 2626–2646.
12. Breiman L., Random forests, *Machine Learning*, 2001, Vol. 45, No. 1, pp. 5–32.
13. Burrough P.A., McDonell R.A., *Principles of Geographical Information Systems*, Oxford University Press, 1998, 332 p.
14. Crisp D.J., Perry P., Redding N.J., Fast Segmentation of Large Images, *Proc. 26th Australasian Computer Science Conference*, Adelaide, Australia, 2003, pp. 87–93.
15. Curt T., Bouchaud M., Agrech G., Predicting site index of Douglas-fir plantations from ecological variables in the Massif central area of France, *Forest Ecology and Management*, 2001, Vol. 149, pp. 61–74.
16. Guyon I., Elisseeff A., An Introduction to Variable and Feature Selection, *J. Machine Learning Research*, 2003, Vol. 3 (1), pp. 1157–1182.
17. Hamel B.T., Belanger N., Pare D., Productivity of black spruce and Jack pine stands in Quebec as related to climate, site biological features and soil properties, *Forest Ecology and Management*, 2004, Vol. 191, pp. 239–251.

18. *How to Determine Site Index in Silviculture*, Participant's Workbook, Forest Renewal BC, British Columbia, Ministry of Forests, Forest Practices Branch, 1999, 117 p., URL: https://www.for.gov.bc.ca/hfp/training/00011/acrobat/sicourse.pdf.
19. Huang S., Ramirez C., Conway S., Kennedy K., Kohler T., Liu J., Mapping site index and volume increment from forest inventory, Landsat, and ecological variables in Tahoe National Forest, California, USA, *Canadian J. Forest Research*, 2017, Vol. 47, Issue 1, pp. 113 124. DOI: 10.1139/cjfr-2016-0209.
20. Jarvis A., Reuter H. I., Nelson A., Guevara E., *Hole-filled seamless SRTM data V4*, International Centre for Tropical Agriculture (CIAT), 2008, URL: http://srtm.csi.cgiar.org.
21. Korets M. A., Ryzhkova V. A., Danilova I. V., Prokushkin A. S., Vegetation cover mapping based on remote sensing and digital elevation model data, *Intern. Archives of the Photogrammetry*, *Remote Sensing and Spatial Information Science*, 2016, Vol. XLI-B8, pp. 699–704.
22. Liaw A., Wiener M., Classification and Regression by randomForest, *R news*, 2002, Vol. 2 (3), pp. 18–22.
23. Monserud R. A., Huang S., Yang Y., Predicting lodgepole pine site index from climatic parameters in Alberta, *The Forestry Chronicle*, 2006, Vol. 82 (4), pp. 562–571.
24. Moore I. D., Grayson R. B., Landson A. R., Digital Terrain Modelling: A review of hydrological, geomorphological, and biological applications, *Hydrological Processes*, 1991, Vol. 5, Issue 1, pp. 3–30.
25. Murphy P. N. C., Ogilvie J., Arp P. A., Topographic modelling of soil moisture conditions: A comparison and verification of two models, *European J. Soil Science*, 2009, Vol. 60, Issue 1, pp. 94–109.
26. Rich P. M., Dubayah R., Hetrick W. A., Saving S. C., Using viewshed models to calculate intercepted solar radiation: applications in ecology, *American Society for Photogrammetry and Remote Sensing Technical Papers*, 1994, pp. 524–529.
27. Sharma R. P., Brunner A., Eid T., Oyen B-H., Modelling dominant height growth from national forest inventory individual tree data with short time series and large age errors, *Forest Ecology and Management*, 2011, Vol. 262 (12), pp. 2162–2175.
28. Sharma R. P., Brunner A., Eid T., Site index prediction from site and climate variables for Norway spruce and Scots pine in Norway, *Scandinavian J. Forest Research*, 2012, Vol. 27, pp. 619–636.
29. Socha J., Pierzchalski M., Bałazy R., Ciesielski M., Modelling top height growth and site index using repeated laser scanning data, *Forest Ecology and Management*, 2017, Vol. 406, pp. 307–317.
30. Wang G. G., Klinka K., Use of synoptic variables in predicting white spruce site index, *Forest Ecology and Management*, 1996, Vol. 80, pp. 95–105.
31. Waring R. H., Milner K. S., Jolly W. M., Phillips L., McWethy D., Assessment of site index and forest growth capacity across the Pacific and Inland Northwest U. S.A. with a MODIS satellite-derived vegetation index, *Forest Ecology and Management*, 2006, Vol. 228(1–3), pp. 285–291.
32. White B., Ogilvie J., Campbell D. M. H., Hiltz D., Gauthier B., Chisholm H. K. H., Wen H. K., Murphy P. N. C., Arp P. A.A., Using the Cartographic Depth-to-Water Index to Locate Small Streams and Associated Wet Areas across Landscapes, *Canadian Water Resources J.*, 2012, Vol. 37, Issue 4, pp. 333–347.
33. Wolters E., Dierckx W., Iordache M.-D., Swinnen E., *PROBA-V Products User Manual v 3.01*, 2018, 110 p., URL: http://www.vito-eodata.be/PDF/image/PROBAV-Products_User_Manual.pdf.