

Картографирование уязвимости лесов к ветровому воздействию на основе спутниковых данных (на примере Пермского края)

А. В. Семакина, А. Н. Шихов, Е. А. Климина

*Пермский государственный национальный исследовательский университет
Пермь, 614990, Россия
E-mail: anastaiasemakina@gmail.com*

Ветровалы являются наиболее значимым видом природных нарушений для темнохвойных и смешанных лесов, занимающих обширные площади на европейской территории России (ЕТР) и, в частности, в Пермском крае. Оценка их риска предполагает определение опасности, подверженности и уязвимости, и ранее для крупных регионов на территории России не проводилась. В рамках настоящей работы на основе открытых спутниковых данных, продуктов их обработки и цифровых моделей рельефа создана обучающая выборка, включающая свыше 102 тыс. объектов, и на её основе обучена модель Random Forest Regressor для оценки уязвимости лесов к ветровому воздействию. Предикторами были 16 характеристик лесного покрова (преобладающие породы, возраст, запас, высота древостоя) и рельефа местности. Наиболее значимыми из них оказались запас древесины по данным проекта GlobBiomass, средняя высота древостоя, доля площади сосновых и темнохвойных лесов. На основе модели случайного леса выполнен расчёт уязвимости лесов Пермского края к ветровому воздействию и создана соответствующая карта. Показано, что модель не позволяет корректно оценить пространственное распределение повреждения леса на локальном уровне (для отдельного ветровала), поскольку не учитывает неоднородное распределение скорости ветра. Однако для территории Пермского края в целом полученная оценка хорошо согласуется с наблюдаемым пространственным распределением ветровалов за последние 40 лет. Также созданная модель может быть использована для решения аналогичной задачи в других регионах с похожими характеристиками лесных насаждений, прежде всего в лесной зоне ЕТР.

Ключевые слова: ветровалы, уязвимость, подверженность, риск, предикторы, характеристики насаждений, картографирование, машинное обучение, случайный лес

Одобрена к печати: 20.05.2025
DOI: 10.21046/2070-7401-2025-22-4-236-252

Введение

Ветровалы являются значимым фактором нарушений лесного покрова в лесах Северной и Центральной Европы (Senf, Seidl, 2021), а также на европейской территории России (ЕТР) (Шихов и др., 2023). Они наносят значительный ущерб лесному хозяйству, который может увеличиться на фоне изменения климата (Saad et al., 2017). В связи с этим оценке риска ветровалов посвящено множество исследований во многих странах мира. Согласно рекомендациям Международной группы экспертов по изменению климата (IPCC..., 2022), оценка климатически-обусловленных рисков предполагает расчёт трёх составляющих: опасности, подверженности и уязвимости. Применяя эти составляющие к ветровалам, в качестве опасности рассматривают повторяемость и интенсивность сильных ветров, шквалов и смерчей, вызывающих ветровалы. Подверженность — это присутствие или распространённость объекта, который может подвергаться негативному воздействию (в данном случае лесов); а уязвимость — совокупность характеристик лесов и условий их произрастания, которые определяют предрасположенность к воздействию ветра.

В свою очередь, уязвимость лесов к воздействию ветра определяется свойствами самих насаждений, факторами местоположения и особенностями лесопользования (Mitchell, 2013; Seidl et al., 2011; Suvanto et al., 2019). Среди первых наиболее значимы породный состав, высота деревьев, возраст, особенности крон и корневой системы, полнота древостоя (Dobbertin, 2002; Hanewinkel et al., 2014; Peltola et al., 1999; Seidl et al., 2011). Темнохвойные

и сосновые леса подвержены ветровалам значительно сильнее, чем лиственные. Также высокая уязвимость характерна для насаждений с однородной возрастной структурой (Mitchell, 2013) и для участков, где искусственно снижена полнота древостоя (Suvanto et al., 2019). Ключевыми факторами местоположения, влияющими на возникновение ветровалов, выступают рельеф, мощность почвенного профиля, механический состав и влажность почвы (Dobbertin, 2002; Schindler et al., 2012), близость открытых пространств и водоёмов (Peltola et al., 1999; Suvanto et al., 2016). Ветровалы чаще происходят на участках с маломощными каменистыми почвами или с высокой влажностью. Также они часто возникают на границах новых открытых пространств внутри лесного массива, которые появляются при сплошных или выборочных рубках (Peltola et al., 1999). Деревья, оказавшиеся вблизи границы такого открытого участка, не адаптированы к сильным ветрам, в связи с чем вероятность их вывала увеличивается.

Количественная оценка перечисленных факторов представляется основой статистического подхода к оценке риска ветровалов (Seidl et al., 2011), в рамках которого эти факторы рассматриваются как независимые переменные. При решении этой задачи применяются логистическая регрессия (Krejci et al., 2018; Lindemann, Baker, 2002; Suvanto et al., 2016, 2019), деревья решений (Dobbertin, 2002; Kupfer et al., 2008), модели случайного леса (*англ.* Random Forest) и нейронные сети (Albrecht et al., 2019; Hart et al., 2019). Для повышения точности и пространственного разрешения в моделях используются данные о характеристиках насаждений, полученные посредством воздушного лазерного сканирования (Saarinen et al., 2016; Suvanto et al., 2019), или высокодетальные данные о скорости ветра.

Альтернативный подход предполагает оценку риска для каждого отдельного дерева на основе механистических моделей (Gardiner et al., 2008). Одна из первых подобных моделей была разработана в Финляндии (Peltola et al., 1999) и применяется до настоящего времени. Она позволяет определить критическую скорость ветра, при которой происходит падение деревьев и риск ветровала для определённой территории. Механистические модели физически более обоснованы, но их практическое применение пока ограничивается насаждениями, однородными по структуре (плантациями).

Практическая реализация любого из перечисленных подходов для обширной территории требует получения детальных пространственных данных о характеристиках насаждений и условиях их произрастания. Для территории России эти данные часто являются недоступными. В связи с этим оценки риска ветровалов на уровне всей страны или крупных регионов ранее не проводились, хотя факторы, определяющие уязвимость лесов к ветровому воздействию, рассматривались многими авторами (Петухов, 2016; Скворцова и др., 1983; Шихов, Дремин, 2021; Lässig, Močalov, 2000; Ulanova, 2000).

В рамках настоящей работы представлена оценка важнейшей составляющей риска — уязвимости лесов к ветровому воздействию — на примере территории Пермского края, которая характеризуется высокой долей лесопокрытой площади (свыше 75 %) и является одной из основных сырьевых баз лесного хозяйства на ЕТР.

Материалы и методы

Данные о случаях ветровалов

Для формирования обучающего набора данных выбраны семь случаев крупных ветровалов, которые произошли в разных частях лесной зоны ЕТР — от северной тайги до смешанных и широколиственных лесов. Контуры ветровалов получены из базы данных ветровалов в лесной зоне России (Шихов и др., 2023). Их пространственное расположение показано на *рис. 1* (см. с. 238). Выбраны только ветровалы, вызванные шквалами, так как смерчевые ветровалы по площади значительно меньше и их общий вклад составляет около 13 %, по данным исследования (Шихов и др., 2023). Также предпочтение отдавалось случаям, которые произошли после 2015 г., т. е. после начала работы спутниковой миссии Sentinel-2, что позволяло использовать эти снимки для выделения преобладающих лесообразующих пород на участках, под-

вергавшихся воздействию ветровала. Общая площадь ветровалов, включённых в выборку, составляет 60,6 тыс. га или 15 % от всей известной площади ветровалов в лесной зоне ЕТР за период с 1985 по 2024 г.

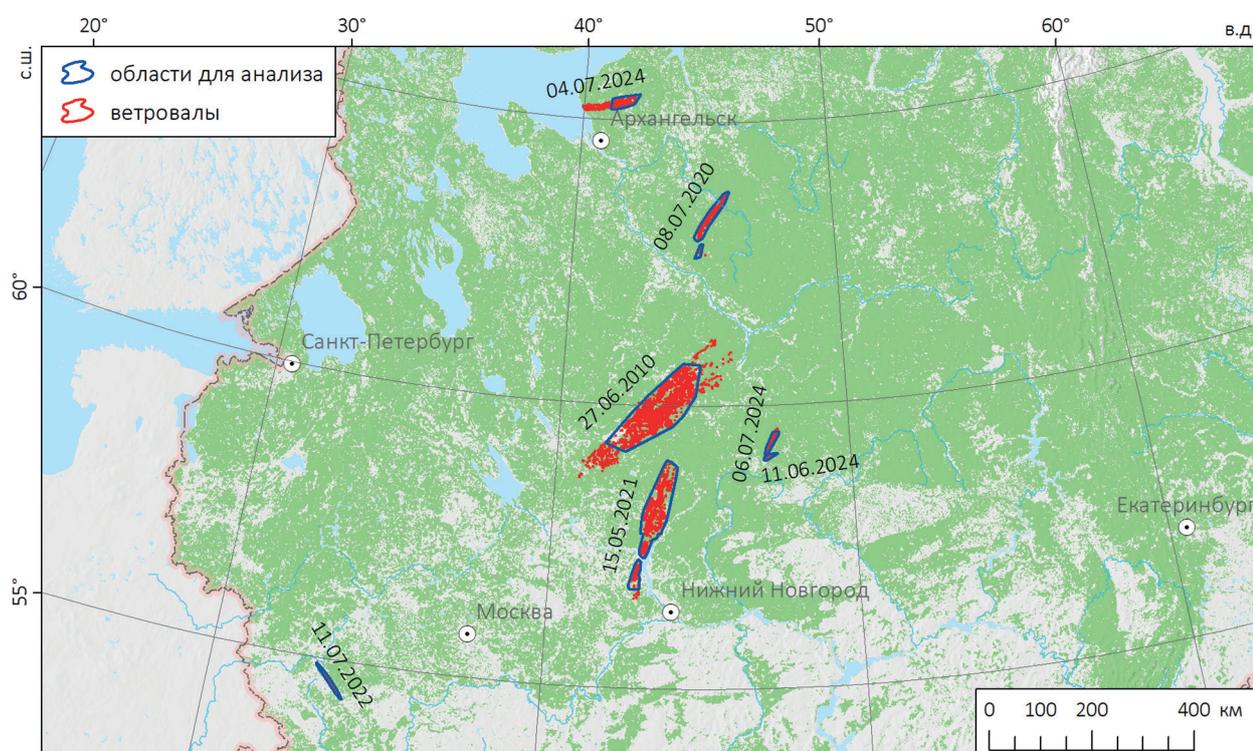


Рис. 1. Случаи ветровалов, включённые в обучающую выборку

Характеристики лесных насаждений

Подготовка данных о характеристиках насаждений в основном выполнена по схеме, аналогичной ранее использованной (Шихов, Дремин, 2021) при анализе факторов, определяющих повреждение лесов ветровалами на ЕТР и на Урале. Преобладающие породы в древостое были определены на основе последнего предшествующего ветровалу безоблачного снимка со спутника Sentinel-2 (в одном случае использованы данные Landsat). Выполнена классификация выбранных сцен Sentinel-2 с применением обучаемого алгоритма Random Forest Classifier в пакете ESA (*англ.* European Space Agency) SNAP 9.0 (*англ.* Sentinel Application Platform). Для классификации были подготовлены изображения, включающие пять наиболее информативных спектральных каналов: зелёный, красный, красный крайний (для данных Sentinel-2), ближний инфракрасный (ИК) и средний ИК, приведённых к пространственному разрешению 20 м. Для данных Landsat использованы четыре спектральных канала (зелёный, красный, ближний ИК и средний ИК). При формировании обучающих выборок применялись известные спектральные характеристики основных лесообразующих пород (Курбанов и др., 2015) и карта растительности России (Барталев и др., 2016). Были выделены классы по преобладающей породе в древостое (темнохвойные, сосновые, смешанные леса с преобладанием лиственных и с преобладанием хвойных пород, мелколиственные леса), аналогично легенде карты (Барталев и др., 2016). Значения метрики Precision для отдельных классов, рассчитанные непосредственно в пакете ESA SNAP при делении выборки на обучающую и тестовую, составляли от 0,8–0,85 для классов, наиболее близких в пространстве признаков (например, для сосновых и сосновых заболоченных лесов), до 1,0 для наиболее хорошо различимого класса водоёмов. Оценка на независимой выборке не проводилась по причине отсутствия таких данных.

Для результатов классификации была реализована процедура постобработки с целью выделения двух классов насаждений по возрасту: молодняков (возраст 30–40 лет и менее) и спелых и перестойных насаждений. По данным продуктов обработки данных Landsat — Global Forest Change (Hansen et al., 2013) и Eastern Europe Forest Cover Change (Potapov et al., 2015) — выделены сравнительно крупные (3 га и более) нарушения лесного покрова, произошедшие за период с 1986 г. до года, когда произошёл ветровал. Все лесопокрытые участки, попадающие в эти области, были классифицированы как молодняки. Также для каждого участка получены наиболее ранние в ряду наблюдений зимние безоблачные снимки Landsat-TM (*англ.* Thematic Mapper), по которым проводилось маскирование лесопокрытых территорий. Все участки, которые в 1985–1987 гг. ещё были не покрыты лесом, а по снимку, полученному до ветровала, классифицированы как лесопокрытые территории, также были отнесены к молоднякам. Все смешанные и темнохвойные леса, не попавшие в группу молодняков, классифицированы как спелые и перестойные. Пример результата классификации после постобработки приведён на *рис. 2*.

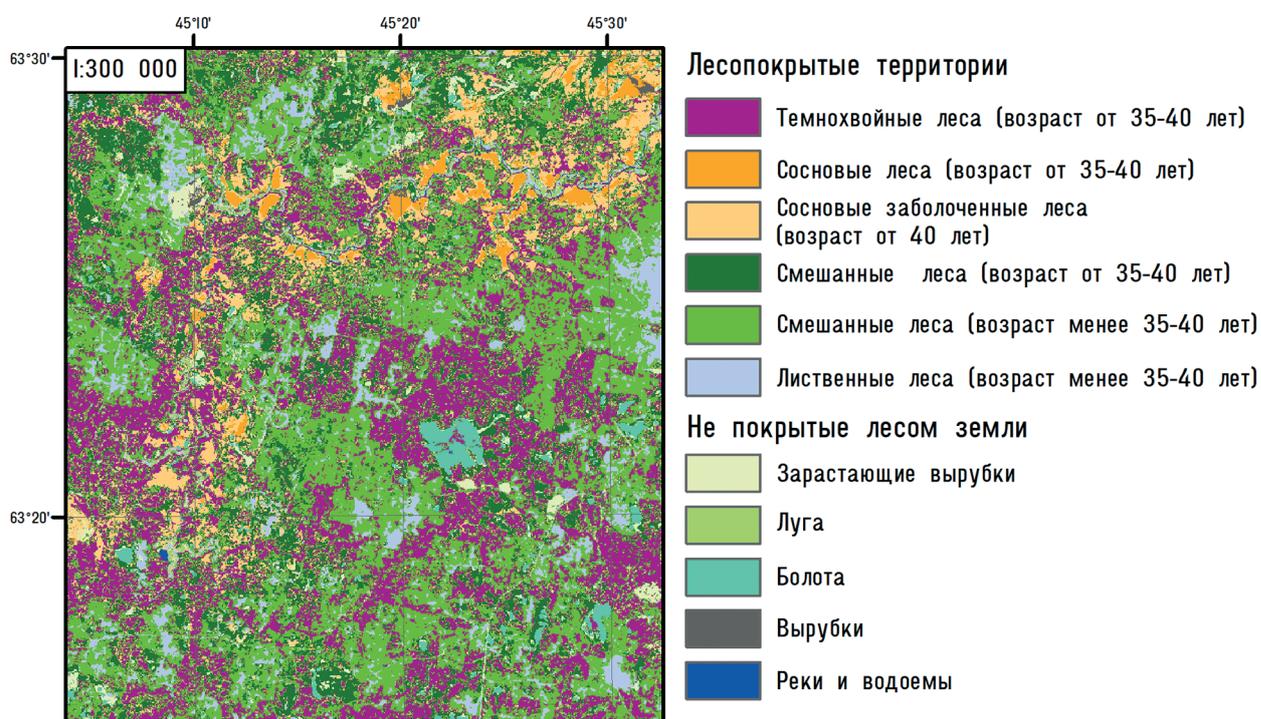


Рис. 2. Результаты классификации участка по преобладающей лесообразующей породе

Помимо лесообразующих пород оценивались также высота древостоя по данным Global Forest Canopy Height (Potapov et al., 2021) и запас древесины по данным GlobBiomass (Santoro, 2018). Размер ячейки этих данных составляет 30 и 100 м соответственно. Отметим, что данные о запасе древесины получены по состоянию на 2010 г., и за это время запас мог существенно измениться как вследствие прироста древесины, так и вследствие вырубok. Влияние соседства со свежими вырубками оценивалось на основе отношения доли площади свежих (возрастом до 10 лет) вырубok к общей площади леса в каждой ячейке расчётной сетки. Также были построены буферные зоны вокруг этих вырубok и рассчитано отношение площади буферных зон к общей площади ячейки. Ширина буферной зоны принята равной 150 м, поскольку в работе (Шихов, Дремин, 2021) было показано, что площадь ветровалов в пределах этих буферных зон в 1,5–2 раза выше, чем в среднем по пострадавшим от ветровала участкам.

Среди характеристик рельефа рассмотрены высота местности, уклон, выпуклость склона (*англ.* Convexity), доля площади положительных форм рельефа на основе классификации

форм рельефа и специализированный параметр Wind Effect, характеризующий влияние экспозиции и уклона склона на скорость ветра (рис. 3). Описание перечисленных переменных и их влияния на возникновение ветровалов приведено в работе (Шихов, Дремин, 2021). Все эти переменные были рассчитаны средствами геоинформационной системы SAGA GIS (англ. System for Automated Geoscientific Analyses) по цифровой модели рельефа FABDEM (англ. Forest And Buildings removed Copernicus DEM) (Hawker et al., 2022). Выбор FABDEM обусловлен тем, что она является единственной глобальной моделью рельефа, которая не учитывает высоты зданий и деревьев в качестве поверхности рельефа и обладает наибольшей точностью для лесопокрытых территорий.

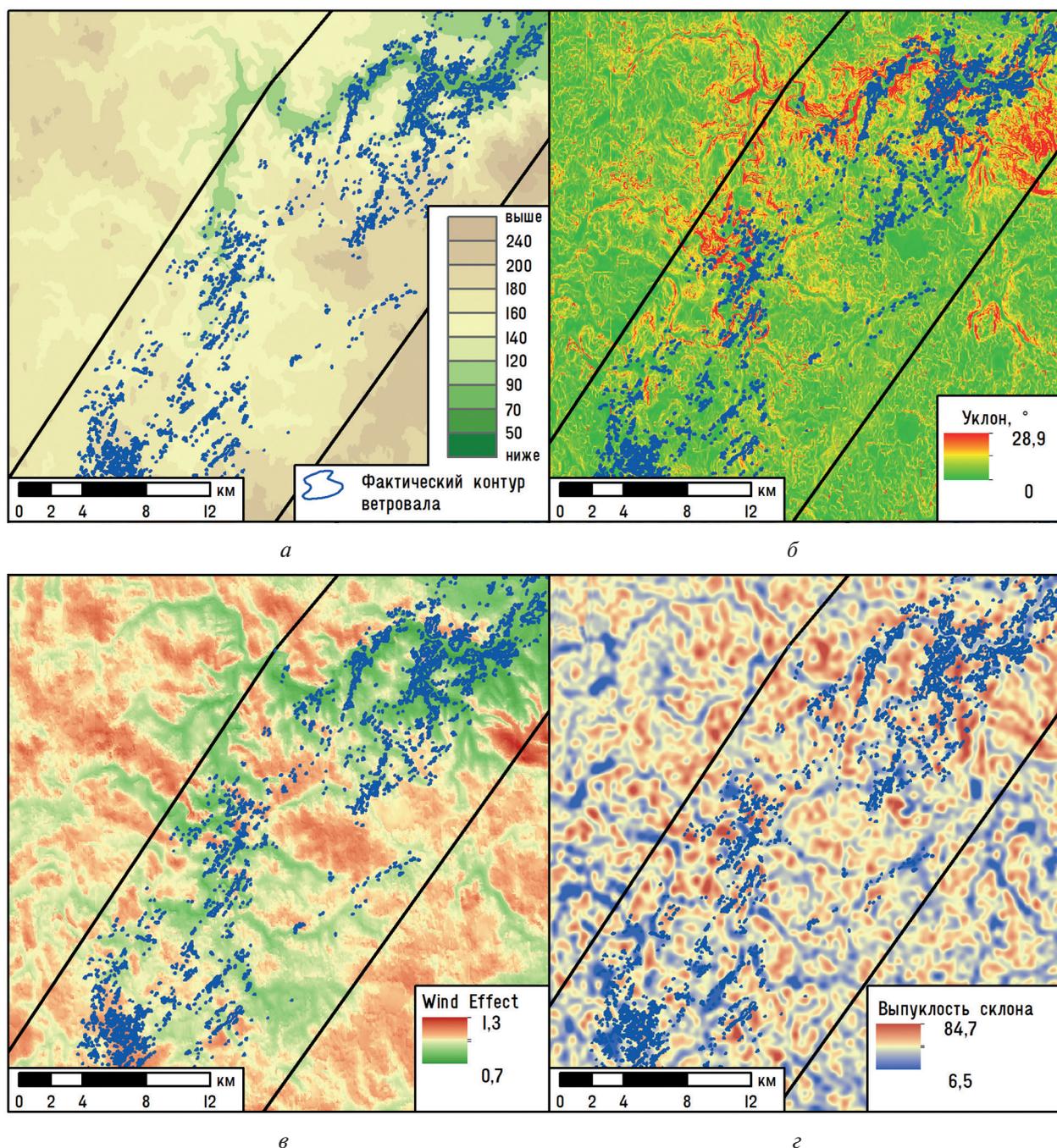


Рис. 3. Пример пространственного распределения независимых переменных: а — высота над уровнем моря; б — уклон; в — параметр Wind Effect; г — выпуклость склона

Обучение моделей Random Forest Regressor

Области, подвергшиеся воздействию ветровалов, были выделены через построение минимального ограничивающего многоугольника (*англ.* convex hull) вокруг ветровала. В пределах каждой области были построены прямоугольные сетки с размером ячейки 500×500 м, и в каждой ячейке рассчитаны значения предикторов (независимых переменных) и предиктанта (зависимой переменной). В качестве предиктанта рассматривалась доля площади ветровала от площади леса в ячейке, а в качестве предикторов — 16 характеристик лесных насаждений и рельефа, определяющих уязвимость лесов (перечень приведён в *табл. 1*).

Таблица 1. Перечень предикторов и источники данных

Переменная	Размер ячейки, м	Источник данных и способ получения
Доля площади: <ul style="list-style-type: none"> • темновойных лесов от площади ячейки • сосновых лесов от площади ячейки • сосновых заболоченных лесов от площади ячейки • смешанных лесов от площади ячейки • лиственных лесов от площади ячейки • хвойных молодняков (возраст менее 35–40 лет) от площади ячейки • смешанных молодняков (возраст менее 35–40 лет) от площади ячейки • лиственных молодняков (возраст менее 35–40 лет) от площади ячейки • леса от площади ячейки 	20 (при использовании данных Landsat — 30)	Классификация спутниковых снимков Sentinel-2 или Landsat, полученных до ветровала (в летний сезон), с последующей постобработкой
Высота древостоя, м	30	Продукт Global Forest Canopy Height, данные за 2020 г. (Potapov et al., 2021)
Биомасса (запас древесины)	100	Продукт GlobBiomass (Santoro et al., 2018). Данные за 2010 г.
Доля площади свежих вырубок (возраст 10 лет и менее)	30	Продукт Global Forest Change (Hansen et al., 2013). Данные за 2010–2023 гг., в зависимости от даты ветровала
Доля площади буферных зон (150 м) вокруг свежих вырубок (возраст 10 лет и менее)	30	
Угол наклона склонов	30	Цифровая модель рельефа FABDEM (Hawker et al., 2022)
Выпуклость склонов (Convexity)		
Доля площади положительных форм рельефа на основе классификации форм рельефа (<i>англ.</i> TPI-Based Landforms Classification)		
Индекс наветренного и подветренного склона (Wind Effect)		

Данные были представлены в виде таблицы, где каждой ячейке сетки соответствовали 16 значений предикторов и значение предиктанта. Выбор размера ячейки 500×500 м обусловлен соблюдением баланса между вычислительными ресурсами и детальностью данных. Все предикторы были приведены в количественный вид (в частности, рассчитана доля площади каждой ячейки с преобладанием той или иной лесообразующей породы). В этом состоит отличие от ранее опубликованных аналогичных работ, например (Suvanto et al., 2019), в которой лесообразующие породы представлены как качественные характеристики. Объём выборки составил 101 235 ячеек, из них 22,5 % ячеек с ненулевой площадью ветровала (т.е. медианная площадь ветровала равна нулю). Средняя доля лесопокрытой площади в ячейке достигает 75,6 %, средняя доля площади ветровала — 3,3 % (для ячеек с ненулевой площадью ветровала — 14,3 %), стандартное отклонение доли площади ветровала — 0,112

(11,2 %). Учитывая несбалансированность полной выборки, была также создана выборка с равным количеством ячеек с ветровалами и без них (по 22 795 ячеек в каждой группе). В этой выборке средняя доля площади ветровала в ячейке составила 7,2 %, а её стандартное отклонение — 15,8 %.

Предварительный анализ данных для обучения включал построение корреляционной матрицы на основе коэффициентов корреляции (R) Спирмена с уровнем значимости, равным 0,05. Выбор корреляции Спирмена обусловлен тем, что распределение большинства предикторов и предиктанта не соответствует нормальному закону. В ходе обучения модели Random Forest Regressor оценка значимости предикторов также выполнена как стандартным методом, так и на основе случайной перестановки значений признака с использованием библиотеки Scikit-learn (Pedregosa et al., 2011). Обе оценки приведены в *табл. 2*.

Таблица 2. Коэффициенты корреляции (R) Спирмена между предиктантом и предиктором и результаты оценки значимости признаков методом Random Forest

Переменная	R Спирмена	Значимость предиктора в Random Forest	
		Стандартная	На основе случайной перестановки значений признака
Доля площади:			
• темныхвойных лесов (возраст от 35–40 лет) от площади ячейки	0,14	0,069	0,011
• сосновых лесов (возраст от 35–40 лет) от площади ячейки	0,12	0,081	0,027
• сосновых заболоченных лесов (возраст от 40 лет) от площади ячейки	0,02	0,020	0
• смешанных лесов (возраст от 35–40 лет) от площади ячейки	0,11	0,069	0,011
• темныхвойных лесов (возраст менее 35–40 лет) от площади ячейки	–0,02	0,041	0,019
• смешанных лесов (возраст менее 35–40 лет) от площади ячейки	0,04	0,053	0,027
• лиственных лесов (возраст менее 35–40 лет) от площади ячейки	–0,08	0,058	0,038
• леса от площади ячейки	0,08	0,059	0,002
Высота древостоя, м	0,04	0,095	0,100
Биомасса (запас древесины)	0,07	0,105	0,031
Доля площади свежих вырубков (возраст 10 лет и менее)	0,03	0,024	0
Доля площади буферных зон (150 м) вокруг свежих вырубков (возраст 10 лет и менее)	0,03	0,024	0
Угол наклона склонов	0,09	0,073	0,005
Выпуклость склонов	0,03	0,071	0,005
Доля площади положительных форм рельефа на основе классификации форм рельефа	0,07	0,059	0,005
Индекс наветренного и подветренного склона	–0,04	0,085	0,006

Обучение моделей выполнено с применением библиотеки Scikit-learn (Pedregosa et al., 2011) на языке программирования Python. Использован метод Random Forest Regressor. Данные по ветровалам были разделены на обучающий и тестовый наборы с помощью модуля `train_test_split` библиотеки Scikit-learn. В функцию передаются как вектор признаков, так и целевой вектор. Оценка точности выполнена по значениям базовой ошибки модели (среднеквадратичной ошибки), которая рассчитывается на основе разности фактической и про-

гнозируемой доли площади вывала леса (т. е. оценивается среднеквадратичная разница между оценочными и истинными значениями). Был осуществлён подбор параметров модели для минимизации значений базовой ошибки модели. В итоге её значение составило 0,00265, а в относительном выражении — 8,22 % от среднего значения доли площади ветровалов от площади леса в ячейке по всей выборке. Доля объяснённой дисперсии (*англ.* explained variance score) для модели, обученной на полной выборке, равна 0,892. Такой результат можно считать удовлетворительным, и данная модель была использована для оценки аналогичной характеристики (доли площади ветровалов от площади леса) на независимых данных по территории Пермского края. Для модели, обученной на сбалансированной выборке (с равным количеством ячеек с ветровалами и без них) базовая ошибка составила 0,00225, что несколько меньше, чем для модели, обученной на полной выборке, а доля объяснённой дисперсии — 0,908.

Подготовка данных о предикторах для территории Пермского края

Для оценки уязвимости лесов Пермского края к ветровому воздействию был использован тот же перечень предикторов, как и в обучающей выборке, и та же структура данных (в виде таблицы, включающей 16 предикторов). Однако площадь ячейки расчётной сетки была увеличена до 1 км², в результате объём выборки составил 160,9 тыс. ячеек. Изменение пространственного разрешения для территории Пермского края с 500 м до 1 км обусловлено большой площадью территории и затратами на вычисление (осреднение) характеристик предикторов в ячейках сетки 500×500 м.

Для оценки преобладающих лесообразующих пород в ячейках использована ранее опубликованная карта растительности Пермского края, созданная на основе снимков Landsat с пространственным разрешением 30 м и некоторых тематических продуктов (Шихов, Семакина, 2022). Была выполнена актуализация данной карты, которая включала добавление классификации насаждений по возрасту (выделение молодняков возраста до 40 лет на основе вышеописанной схемы с использованием данных Global Forest Change и Eastern Europe Forest Cover Change). Также при расчёте параметра Wind Effect выполнено взвешенное осреднение площади ветровалов по фактическим данным (с учётом площади вывала леса, которая приходится на каждое направление ветра). Данные о направлении ветра получены из базы данных (Шихов и др., 2023). В Пермском крае преобладают ветровалы при южном или юго-западном направлении ветра, на которые приходится более 70 % площади. Соответственно, в итоговом наборе данных Wind Effect наибольшие значения имеют склоны южной и юго-западной экспозиции.

На основе полученного набора данных была рассчитана ожидаемая доля площади ветровала от площади леса в каждой ячейке сетки при условном равномерном ветровом воздействии по всей территории края (аналогичным по интенсивности случаям из обучающей выборки). Эта характеристика рассматривается как уязвимость лесов к ветровому воздействию. Отметим, что её количественные значения многократно превышают фактическую площадь ветровалов, поскольку сами шквалы, с которыми связана основная часть ветровалов в Пермском крае, имеют локальную природу. Оценка уязвимости получена для всех ячеек сетки, в которых лесом покрыто более 10 % площади. Полученные данные были отображены на карте и сопоставлены с фактическим распределением ветровалов по территории края за период с 1986 по 2023 г. — всего 306 случаев на общей площади 52 073 га, согласно актуализированной базе данных (Шихов и др., 2023).

Результаты

Оценка значимости признаков в модели Random Forest Regressor

По причине большого объёма выборки (101 235 ячеек), все корреляции между предикторами и предиктантом (табл. 2) оказались статистически значимыми. Наиболее сильные положительные корреляции со значением предиктанта получены для доли площади темнохвойных, сосновых и смешанных лесов, а отрицательные — для доли площади лиственных лесов возрастом менее 40 лет. Это соответствует ранее опубликованным данным (Петухов, 2016; Шихов, Дремин, 2021). Наиболее важными признаками по результатам оценки с помощью метода Random Forest оказались высота древостоя и запас древесины, а по результатам оценки на основе случайного зашумления признаков — только высота древостоя. Высота древостоя и запас древесины имеют положительные корреляции с предиктантом на всех рассматриваемых участках, в отличие от доли сосновых и темнохвойных лесов, которые в некоторых случаях имели и отрицательные корреляции. Для модели, обученной на сбалансированной выборке, самым важным предиктором оказалась доля смешанных лесов в ячейке, запас древесины и высота древостоя также имеют высокую значимость.

Учитывая в среднем низкую долю площади ветровалов от площади ячеек (3,3 %) и высокую долю ячеек с нулевыми значениями (77,5 %), было также выполнено агрегирование данных по значениям предикторов. Для этого вся выборка была отсортирована по значениям предиктора от меньшего к большему и разбита на 100 групп, равных по количеству объектов (по 1 % объектов в каждой группе). Далее для каждой группы оценивалось среднее значение предиктора и предиктанта и корреляция между ними. Самая сильная корреляция таким способом выявлена между запасом древесины по данным GlobBiomass и долей площади ветровала в ячейке ($R = 0,63$), что соответствует результатам оценки значимости признаков в модели Random Forest (табл. 2).

Оценка воспроизведения моделью отдельных ветровалов

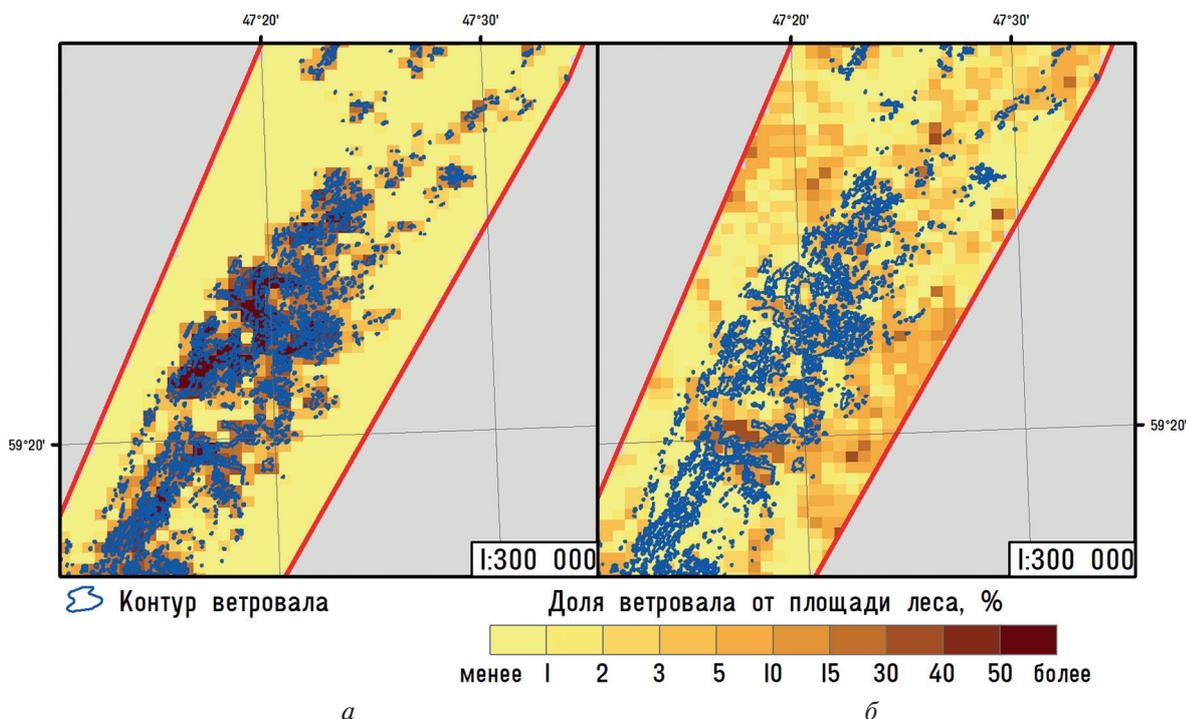


Рис. 4. Ожидаемая доля площади ветровала от лесопокрываемой площади (расчёт по модели Random Forest Regressor) для ветровала в Кировской области 06.07.2024: а — фактическая доля площади ветровала от площади ячеек; б — результат моделирования с помощью Random Forest Regressor

Для проверки способности модели Random Forest Regressor воспроизводить пространственное распределение участков вывала леса на локальной территории были проведены эксперименты с изъятием отдельных ветровалов из обучающей выборки с последующим их использованием в качестве независимых проверочных данных. Для этого выбраны ветровалы, которые произошли в июне и июле 2024 г. в Кировской области (на них приходится всего около 3 % от общего объёма выборки). Результат расчёта доли площади ветровала от площади леса в ячейках с помощью модели Random Forest Regressor и сравнение его с фактическими данными приведены на *рис. 4* (см. с. 244).

В данном случае модель Random Forest Regressor существенно занижает площадь ветровалов — средняя фактическая доля площади ветровала от площади леса составила 9,6 %, а по модели — всего 3,6 %. Это обусловлено тем, что модель даёт несмещённую оценку относительно обучающей выборки (в которой средняя доля площади вывала леса около 3,5 %). Корреляция между результатами расчёта и фактической площадью ветровала в ячейках низкая ($R = 0,08$), хотя и статистически значимая. Модель даёт сглаженную оценку в сравнении с фактическими данными, т.е. доля площади ветровала завышена на тех участках, где фактически ветровал не наблюдался, и занижена там, где отмечен сплошной ветровал. Неудовлетворительный результат обусловлен тем, что в модели не учитываются различия в скорости ветра на участке, который подвергся воздействию шквала, а такие различия при локальных шквалах обычно весьма значительны.

Оценка уязвимости лесов Пермского края к ветровому воздействию

Ожидаемая доля площади ветровала представлена на *рис. 5* (см. с. 246). Результаты расчёта уязвимости классифицированы на 10 классов методом квантилей так, что в каждый класс попадает по 10 % ячеек (в первый класс — нижние 10 % значений, в десятый — верхние 10 %). Аналогичная классификация использована в работе (Suvanto et al., 2019) для оценки уязвимости лесов Финляндии. При применении такой классификации для разных территорий одним и тем же классам будет соответствовать разная фактическая уязвимость лесов, что представляется существенным недостатком. В то же время классификация на основе процентиля позволяет избежать перехода от количественных характеристик к качественным (который часто имеет элементы субъективности) и при этом получить хорошо интерпретируемый результат.

Среднее значение предиктанта (ожидаемая доля площади ветровала от площади леса при равномерном ветровом воздействии на всю территорию края) для территории Пермского края составляет 11,1 %, тогда как фактическая доля площади ветровалов от площади лесов в Пермском крае — всего 0,43 %. Из 160,9 тыс. ячеек сетки ветровалы присутствуют лишь в 9878 ячейках (6,13 %). Такое расхождение обусловлено тем, что ветровое воздействие, способное вызвать сплошной ветровал (сильный шквал, смерч, очень сильный ветер), является редким и локальным событием. Лишь незначительная часть площади лесов региона подвергалась ветровому воздействию такой интенсивности за рассматриваемый период.

Достоверность полученной оценки уязвимости выполнена как визуально, так и на основе сопоставления расчётной и фактической доли площади ветровалов в ячейках сетки. Визуальная оценка показывает, что в целом уязвимость лесов растёт от южных районов к северным, что соответствует фактическому распространению ветровалов за последние 40 лет. Наиболее высокую оценку уязвимости получили северо-западные районы с преобладанием сосновых лесов и участки первичных темнохвойных лесов на северо-востоке края, где фактически наблюдается наибольшая площадь ветровалов. В центральной и южной части края наибольшую оценку уязвимости также имеют сосновые леса (в частности, вдоль Камского водохранилища) и небольшие участки сохранившихся темнохвойных лесов, такие как заповедник «Басеги» (на территории последнего ветровалы также имели место). Обширные площади вторичных лиственных лесов на всей территории края, особенно на юге, отнесены к классу с очень низкой уязвимостью, и фактически здесь ветровалы наблюдаются крайне редко даже в районах, где доля лесопокрытой площади составляет 70–90 %.

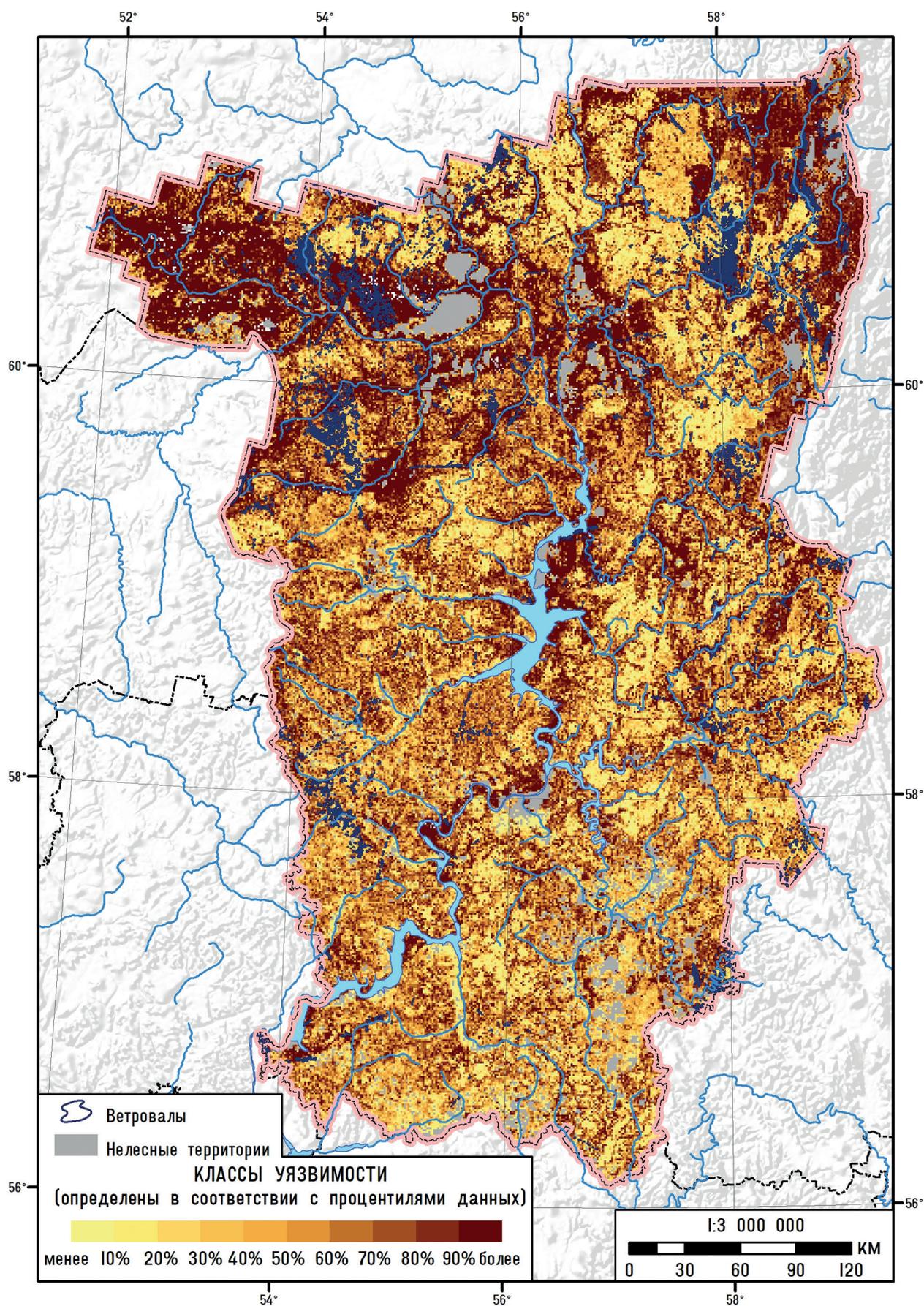


Рис. 5. Расчётная уязвимость лесов Пермского края к ветровому воздействию на основе модели Random Forest Regressor (в каждом классе уязвимости по 10 % ячеек, нелесные территории исключены)

Для количественной оценки определены R Спирмена между расчётной и фактической долей площади ветровала от площади лесов в ячейках сетки. При вычислении по исходной выборке (160,9 тыс. ячеек) R достаточно низкий (0,10), хотя и статистически значимый. Если рассматривать только 9878 ячеек с ненулевой фактической площадью ветровала, значение R ещё ниже (0,05), поскольку в пределах этих областей ветровое воздействие также было разным по интенсивности. Такая низкая корреляция обусловлена тем, что при расчёте уязвимости лесов не учитывается фактор неоднородности ветрового воздействия по территории. Штормовые события, вызывающие ветровалы, являются достаточно редкими и охватывают за исследуемый период лишь незначительную часть изучаемой территории, что хорошо видно на *рис. 5*. В частности, выделяются обширные участки лесов с высокой уязвимостью, в пределах которых не было ветровалов, так как они не подвергались за рассматриваемый период такому ветровому воздействию.

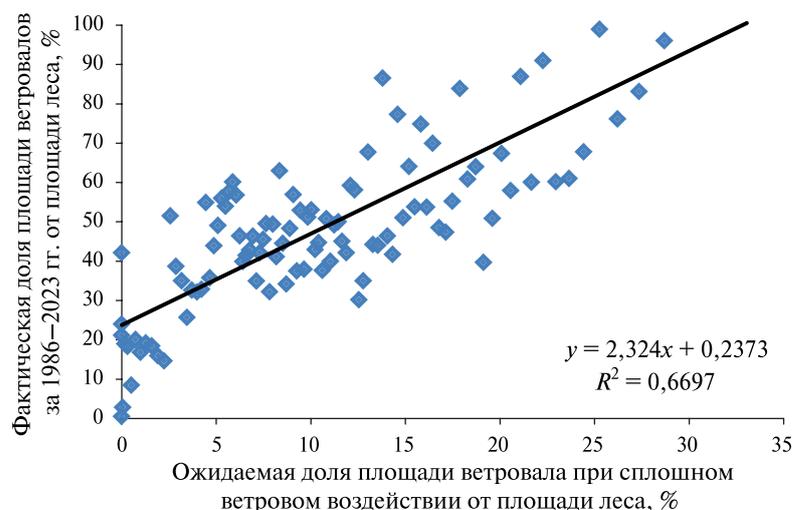


Рис. 6. Зависимость между фактической и расчётной (по модели Random Forest Regressor) доли площади ветровала от площади леса

Альтернативным способом оценки было сравнение расчётной и фактической доли площади ветровала по классам уязвимости. Такая оценка выполнена для результатов классификации на 10 классов (см. *рис. 5*) и на 100 классов (*рис. 6*), обе классификации выполнены методом квантилей по величине расчётной доли площади ветровалов (расчётной уязвимости). По результатам вычисления для 100 групп выявлена сильная корреляция между фактической и прогнозируемой площадью ветровалов ($R^2 = 0,67$). При разбиении на 10 классов также установлено хорошее соответствие фактической и расчётной площади ветровалов (*табл. 3*). Повышение коэффициента корреляции между расчётной уязвимостью и фактической площадью ветровала при агрегировании данных обусловлено тем, что в лесах, которые относятся к классам с низкой расчётной уязвимостью, например в лиственных молодняках (классы 1, 2 в *табл. 3*), ветровалы маловероятны даже при очень сильном ветровом воздействии. В пределах классов 3–8 доля площади ветровала различается слабо, что может объясняться как особенностями распределения штормовых событий за последние 40 лет, так и несовершенством самой модели Random Forest Regressor.

Для модели, обученной на сбалансированной выборке, показатели точности оказались несколько ниже ($R^2 = 0,61$ по результатам расчёта для 100 групп). Основное различие с базовой моделью состоит в том, что самую высокую оценку уязвимости получили смешанные и темнохвойные леса, а для сосновых лесов она значительно ниже. Это может объясняться изменением соотношения лесов с разными преобладающими породами в сбалансированной выборке в сравнении с исходной выборкой.

Таблица 3. Сопоставление расчётной уязвимости лесов с фактическими данными о площади повреждений

Номер класса	Средняя доля площади ветровала от площади леса в классе, %		Фактическая площадь ветровалов, попадающих в данный класс
	Расчёт	Факт	
1	0,27	0,13	592
2	2,67	0,28	3324
3	5,17	0,50	5895
4	7,03	0,38	4721
5	8,80	0,47	5131
6	10,73	0,46	5316
7	12,92	0,51	5873
8	15,67	0,58	6391
9	19,45	0,63	6572
10	26,42	0,88	7912

Заключение

Основными результатами проведённого исследования является модель Random Forest Regressor для оценки уязвимости лесов к ветровому воздействию и выполненная на её основе оценка уязвимости для лесов Пермского края. Основным преимуществом модели видится то, что все 16 предикторов оценивались на основе общедоступных спутниковых данных и продуктов их обработки, а обучение проводилось на основе данных о ветровалах, которые произошли в разных регионах лесной зоны ЕТР. Это позволяет использовать данную модель для оценки уязвимости лесов не только в Пермском крае, но и в других регионах с похожими характеристиками насаждений, прежде всего в лесной зоне ЕТР. Модель не позволяет корректно оценить пространственное распределение повреждения леса ветровалом на локальном уровне (для отдельного ветровала), поскольку не учитывает характерную для случаев шквалов сильную неоднородность скорости ветра в пространстве. Однако на региональном уровне для Пермского края в целом получена оценка, которая хорошо согласуется с фактическим распределением ветровалов за последние 40 лет (с учётом редкости данных событий).

Важно отметить, что полученный результат для Пермского края не может рассматриваться как оценка риска, поскольку не учитывает распределение по территории штормовых событий, вызывающих ветровалы. Оценка реального распределения по территории штормовых событий представляет собой отдельную достаточно сложную задачу, поскольку эти события (в основном шквалы и смерчи) имеют локальную природу и в большинстве случаев не фиксируются метеостанциями. Для территории края такая оценка ранее была получена в работе (Shikhov et al., 2021), но она требует существенной актуализации и в настоящей работе не использовалась. Важным источником ошибок становятся и неоднородности пространственного распределения ветрового воздействия (скорость ветра и интенсивность осадков при шквалах) на участках ветровалов, которые использовались для обучения. Эти неоднородности обусловлены самой природой конвективных явлений, и возможность уменьшить их влияние ограничена по причине отсутствия каких-либо измерений скорости ветра, кроме данных сети метеостанций. Помимо этого, можно выделить следующие ограничения полученного результата:

1. Почти все ветровалы в Пермском крае произошли ещё до получения снимков, использованных для создания карты растительности (Шихов, Семакина, 2022). В результате в ячейках сетки, в которых наблюдались ветровалы, представлены характеристики лесного покрова уже после ветровала.
2. По причине отсутствия данных с необходимым пространственным разрешением не рассматривались некоторые переменные, которые могут существенно влиять на уязвимость лесов к воздействию ветра, в частности мощность почвенного профиля.

3. Данные о запасах древесины GlobBiomass отражают состояние лесной растительности в 2010 г., которое с того времени существенно изменилось как за счёт вырубки леса, так и за счёт естественного прироста.
4. При дальнейшем расширении обучающей выборки возможно некоторое улучшение её репрезентативности и, как следствие, качества прогнозирования с помощью модели Random Forest Regressor или иных методов машинного обучения.
5. Использованная схема классификации полученного результата на основе процентилей (см. рис. 4) не является универсальной, поскольку для разных территорий одним и тем же классам будет соответствовать разная фактическая уязвимость лесов.

Исследование выполнено при поддержке Российского научного фонда и Пермского края (проект № 24-27-20111)

Литература

1. 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.
2. Курбанов Э. А., Воробьев О. Н., Лежнни С. А., Губаев А. В., Полевщикова Ю. А. Тематическое картирование растительного покрова по спутниковым снимкам: валидация и оценка точности. Йошкар-Ола: Поволжский гос. технолог. ун-т, 2015. 132 с.
3. Петухов И. Н. Роль массовых ветровалов в формировании лесного покрова в подзоне южной тайги (Костромская область): дис. ... канд. биол. наук. Кострома, 2016. 150 с.
4. Скворцова Е. Б., Уланова Н. Г., Басевич В. Ф. Экологическая роль ветровалов. М.: Лесная пром-сть, 1983. 192 с.
5. Шихов А. Н., Дремин Д. А. Закономерности повреждения ветровалами лесов европейской территории России и Урала: анализ по спутниковым данным // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. 2021. Т. 18. № 3. С. 153–168. DOI: 10.21046/2070-7401-2021-18-3-153-168.
6. Шихов А. Н., Семакина А. В. Картографирование растительного покрова Пермского края по спутниковым снимкам Landsat // Геогр. вестн. 2022. № 1. С. 150–164. DOI: 10.17072/2079-7877-2022-1-150-164.
7. Шихов А. Н., Чернокульский А. В., Калинин Н. А., Пьянков С. В. Ветровалы в лесной зоне России и условия их возникновения. Пермь: Пермский гос. нац. исслед. ун-т, 2023. 284 с.
8. Albrecht A. T., Jung C., Schindler D. Improving empirical storm damage models by coupling with high-resolution gust speed data // Agricultural and Forest Meteorology. 2019. V. 268. P. 23–31. DOI: 10.1016/j.agrformet.2018.12.017.
9. Dobbertin M. Influence of stand structure, site factors on wind damage comparing the storms Vivian and Lothar // Forest, Snow and Landscape Research. 2002. V. 77(1–2). P. 187–205.
10. Gardiner B., Byrne K., Hale S. et al. A review of mechanistic modelling of wind damage risk to forests // Forestry. 2008. V. 81. No. 3. P. 447–463. DOI: 10.1093/forestry/cpn022.
11. Hanewinkel M., Kuhn T., Bugmann H. et al. Vulnerability of uneven-aged forests to storm damage // Forestry. 2014. V. 87. No. 4. P. 525–534. DOI: 10.1093/forestry/cpu008/.
12. Hansen M. C., Potapov P. V., Moore R. et al. High-resolution global maps of 21st-century forest cover change // Science. 2013. V. 342. No. 6160. P. 850–853. DOI: 10.1126/science.1244693.
13. Hart E., Sim K., Kamimura K. et al. Use of machine learning techniques to model wind damage to forests // Agricultural and Forest Meteorology. 2019. V. 265. P. 16–29. DOI: 10.1016/j.agrformet.2018.10.022.
14. Hawker L., Uhe P., Paulo L. et al. A 30 m global map of elevation with forests and buildings removed // Environmental Research Letters. 2022. V. 17. Article 024016. DOI: 10.1088/1748-9326/ac4d4f.
15. IPCC, 2022: Climate change 2022: Impacts, adaptation, and vulnerability. Contribution of Working Group II to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change. Cambridge, N. Y.: Cambridge University Press, 2022. 3056 p. DOI: 10.1017/9781009325844.
16. Krejci L., Kolejka J., Vozenilek V., Machar I. Application of GIS to empirical windthrow risk model in mountain forested landscapes // Forests. 2018. V. 9. No. 2. Article 96. DOI: 10.3390/f9020096.
17. Kupfer J. A., Myers A. T., McLane S. E., Melton G. N. Patterns of forest damage in a southern Mississippi landscape caused by Hurricane Katrina // Ecosystems. 2008. V. 11. No. 1. P. 45–60. DOI: 10.1007/s10021-007-9106-z.
18. Lässig R., Močalov S. A. Frequency and characteristics of severe storms in the Urals and their influence on the development, structure and management of the boreal forests // Forest Ecology and Management. 2000. V. 135. P. 179–194. DOI: 10.1016/S0378-1127(00)00309-1.

19. *Lindemann J. D., Baker W. L.* Using GIS to analyse a severe forest blowdown in the Southern Rocky Mountains // Intern. J. Geographical Information Science. 2002. V. 16. No. 4. P. 377–399. DOI: 10.1080/13658810210136069.
20. *Mitchell S. J.* Wind as a natural disturbance agent in forests: a synthesis // Forestry. 2013. V. 86. No. 2. P. 147–157. DOI: 10.1093/forestry/cps058.
21. *Pedregosa F., Varoquaux G., Gramfort A., Michel V., Thirion B., Grisel O., Blondel M., Prettenhofer P., Weiss R., Dubourg V., Vanderplas J., Passos A., Cournapeau D., Brucher M., Perrot M., Duchesnay É.* Scikit-learn: Machine learning in Python // J. Machine Learning Research. 2011. V. 12. P. 2825–2830.
22. *Peltola H., Kellomäki S., Väisänen H., Ikonen V.-P.* A mechanistic model for assessing the risk of wind, snow damage to single trees and stands of Scots pine, Norway spruce and birch // Canadian J. Forest Research. 1999. V. 29. No. 6. P. 647–661. DOI: 10.1139/x99-029.
23. *Potapov P. V., Turubanova S. A., Tyukavina A. et al.* Eastern Europe's forest cover dynamics from 1985 to 2012 quantified from the full Landsat archive // Remote Sensing of Environment. 2015. V. 159. P. 28–43. DOI: 10.1016/j.rse.2014.11.027.
24. *Potapov P., Li X., Hernandez-Serna A. et al.* Mapping and monitoring global forest canopy height through integration of GEDI and Landsat data // Remote Sensing of Environment. 2021. V. 253. Article 112165. DOI: 10.1016/j.rse.2020.112165.
25. *Saad C., Boulanger Y., Beaudet M. et al.* Potential impact of climate change on the risk of windthrow in eastern Canada's forests // Climatic Change. 2017. V. 143. P. 487–501. DOI: 10.1007/s10584-017-1995-z.
26. *Saarinen N., Vastaranta M., Honkavaara E. et al.* Using multi-source data to map and model the predisposition of forests to wind disturbance // Scandinavian J. Forest Research. 2016. V. 31. No. 1. P. 66–79. DOI: 10.1080/02827581.2015.1056751.
27. *Santoro M.* GlobBiomass — global datasets of forest biomass. PANGAEA, 2018. <https://doi.org/10.1594/PANGAEA.894711>.
28. *Schindler D., Grebhan K., Albrecht A. et al.* GIS-based estimation of the winter storm damage probability in forests: a case study from Baden-Wuerttemberg (Southwest Germany) // Intern. J. Biometeorology. 2012. V. 56. P. 57–69. DOI: 10.1007/s00484-010-0397-y.
29. *Seidl R., Fernandes P. M., Fonseca T. F. et al.* Modelling natural disturbances in forest ecosystems: A review // Ecological Modelling. 2011. V. 222. No. 4. P. 903–924. DOI: 10.1016/j.ecolmodel.2010.09.040.
30. *Senf C., Seidl R.* Storm and fire disturbances in Europe: Distribution and trends // Global Change Biology. 2021. V. 27. P. 3605–3619. DOI: 10.1111/gcb.15679.
31. *Shikhov A., Chernokulsky A., Kalinin N. et al.* Climatology and formation environments of severe convective windstorms and tornadoes in the Perm region (Russia) in 1984–2020 // Atmosphere. 2021. V. 12. No. 11. Article 1407. DOI: 10.3390/atmos12111407.
32. *Suvanto S., Henttonen H. M., Nöjd P., Mäkinen H.* Forest susceptibility to storm damage is affected by similar factors regardless of storm type: Comparison of thunder storms and autumn extra-tropical cyclones in Finland // Forest Ecology and Management. 2016. V. 381. P. 17–28. DOI: 10.1016/j.foreco.2016.09.005.
33. *Suvanto S., Peltoniemi M., Tuominen S. et al.* High-resolution mapping of forest vulnerability to wind for disturbance-aware forestry // Forest Ecology and Management. 2019. V. 453. Article 117619. DOI: 10.1016/j.foreco.2019.117619.
34. *Ulanova N. G.* The effects of windthrow on forests at different spatial scales: a review // Forest Ecology and Management. 2000. V. 135. P. 155–167. DOI: 10.1016/S0378-1127(00)00307-8.

Satellite-based mapping of forest vulnerability to wind impact (by an example of Perm Krai)

A. V. Semakina, A. N. Shikhov, E. A. Klimina

*Perm State University, Perm 614990, Russia
E-mail: anastaiasemakina@gmail.com*

Windthrow is the most significant type of natural disturbance for dark-coniferous and mixed forests covering vast areas in the European part of Russia, and Perm Krai in particular. Its risk assessment involves determination of the hazard, exposure and vulnerability and has not been previously performed for large regions of Russia. In this study, a training sample of over 102,000 features was

compiled using freely available satellite data, their processing products and digital elevation models. The Random Forest Regressor model was trained on its basis to assess the vulnerability of forests to wind impact. The predictors were 16 characteristics of forest cover (dominant tree species, age, growing stock, stand height) and topography. The highest importance and strongest correlation with the dependent variable had growing stock, according to the GlobBiomass dataset, mean height of trees, and the proportion of pine and dark coniferous forests area. The Random Forest model was used to calculate the vulnerability of forests Perm Krai to wind impact and to compile the corresponding map. It was shown that the model does not allow correct estimation of spatial distribution of forest damage at the local level (for an individual windthrow), as it disregards the local distribution of wind speed. However, for the entire territory of Perm Krai, the obtained estimate agrees well with the observed spatial distribution of windthrow events occurred over the past 40 years. The model can also be used to predict forest vulnerability to wind impact for other regions with similar forest characteristics, primarily in the forest zone of the European part of Russia.

Keywords: windthrow, vulnerability, exposure, risk, predictors, forest stand characteristics, mapping, machine learning, Random Forest

Accepted: 20.05.2025

DOI: 10.21046/2070-7401-2025-22-4-236-252

References

1. Bartalev S. A., Egorov V. A., Zharko V. O., Loupian E. A., Plotnikov D. E., Khvostikov S. A., Shabanov N. V., *Sputnikovoe kartografirovaniye rastitel'nogo pokrova Rossii* (Land cover mapping over Russia using Earth observation data), Moscow: IKI RAS, 2016, 208 p. (in Russian).
2. Kurbanov E. A., Vorob'ev O. N., Lezhnii S. A., Gubaev A. V., Polevshchikova Yu. A., *Tematicheskoe kartirovaniye rastitel'nogo pokrova po sputnikovym snimkam: validatsiya i otsenka tochnosti* (Thematic mapping of vegetation cover using satellite images: validation and accuracy assessment), Ioshkar-Ola: Volga State University of Technology, 2015, 132 p. (in Russian).
3. Petukhov I. N., *Rol' massovykh vetrovalov v formirovaniye lesnogo pokrova v podzone yuzhnoi taigi (Kostromskaya oblast'): Diss. kand. biol. nauk* (The role of massive windthrows in the forest cover formation in the southern taiga subzone (Kostroma region), Cand. biol. sci. thesis), Kostroma, 2016, 150 p. (in Russian).
4. Skvortsova E. B., Ulanova N. G., Basevich V. F., *Ehkologicheskaya rol' vetrovalov* (Ecological role of windthrow), Moscow: Lesnaya promyshlennost', 1983, 192 p. (in Russian).
5. Shikhov A. N., Dremin D. A., Patterns of wind-induced forest damage in the European Russia and Ural: analysis with satellite data, *Sovremennyye problemy distantsionnogo zondirovaniya Zemli iz kosmosa*, 2021, V. 18, No. 3, pp. 153–168 (in Russian), DOI: 10.21046/2070-7401-2021-18-3-153-168.
6. Shikhov A. N., Semakina A. V., Mapping of vegetation cover of Perm Krai using Landsat satellite images, *Geograficheskii vestnik*, 2022, No. 1, pp. 150–164 (in Russian), DOI: 10.17072/2079-7877-2022-1-150-164.
7. Shikhov A. N., Chernokul'skii A. V., Kalinin N. A., P'yankov S. V., *Vetrovaly v lesnoi zone Rossii i usloviya ikh vozniknoveniya* (Windthrow in the forest zone of Russia and conditions of their occurrence), Perm': Perm State University, 2023, 284 p. (in Russian).
8. Albrecht A. T., Jung C., Schindler D., Improving empirical storm damage models by coupling with high-resolution gust speed data, *Agricultural and Forest Meteorology*, 2019, V. 268, pp. 23–31, DOI: 10.1016/j.agrformet.2018.12.017.
9. Dobbartin M., Influence of stand structure, site factors on wind damage comparing the storms Vivian and Lothar, *Forest, Snow and Landscape Research*, 2002, V. 77(1–2), pp. 187–205.
10. Gardiner B., Byrne K., Hale S. et al., A review of mechanistic modelling of wind damage risk to forests, *Forestry*, 2008, V. 81, No. 3, pp. 447–463, DOI: 10.1093/forestry/cpn022.
11. Hanewinkel M., Kuhn T., Bugmann H. et al., Vulnerability of uneven-aged forests to storm damage, *Forestry*, 2014, V. 87, No. 4, pp. 525–534, DOI: 10.1093/forestry/cpu008/.
12. Hansen M. C., Potapov P. V., Moore R. et al., High-resolution global maps of 21st-century forest cover change, *Science*, 2013, V. 342, No. 6160, pp. 850–853, DOI: 10.1126/science.1244693.
13. Hart E., Sim K., Kamimura K. et al., Use of machine learning techniques to model wind damage to forests, *Agricultural and Forest Meteorology*, 2019, V. 265, pp. 16–29, DOI: 10.1016/j.agrformet.2018.10.022.
14. Hawker L., Uhe P., Paulo L. et al., A 30 m global map of elevation with forests and buildings removed, *Environmental Research Letters*, 2022, V. 17, Article 024016, DOI: 10.1088/1748-9326/ac4d4f.
15. IPCC, 2022: *Climate change 2022: Impacts, adaptation, and vulnerability. Contribution of Working Group II to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change*, Cambridge, New York: Cambridge University Press, 2022, 3056 p., DOI: 10.1017/9781009325844.

16. Krejci L., Kolejka J., Vozenilek V., Machar I., Application of GIS to empirical windthrow risk model in mountain forested landscapes, *Forests*, 2018, V. 9, No. 2, Article 96, DOI: 10.3390/f9020096.
17. Kupfer J.A., Myers A. T., McLane S. E., Melton G. N., Patterns of forest damage in a southern Mississippi landscape caused by Hurricane Katrina, *Ecosystems*, 2008, V. 11, No. 1, pp. 45–60, DOI: 10.1007/s10021-007-9106-z.
18. Lässig R., Močalo V. S. A., Frequency and characteristics of severe storms in the Urals and their influence on the development, structure and management of the boreal forests, *Forest Ecology and Management*, 2000, V. 135, pp. 179–194, DOI: 10.1016/S0378-1127(00)00309-1.
19. Lindemann J. D., Baker W. L., Using GIS to analyse a severe forest blowdown in the Southern Rocky Mountains, *Intern. J. Geographical Information Science*, 2002, V. 16, No. 4, pp. 377–399, DOI: 10.1080/13658810210136069.
20. Mitchell S. J., Wind as a natural disturbance agent in forests: a synthesis, *Forestry*, 2013, V. 86, No. 2, pp. 147–157, DOI: 10.1093/forestry/cps058.
21. Pedregosa F., Varoquaux G., Gramfort A., Michel V., Thirion B., Grisel O., Blondel M., Prettenhofer P., Weiss R., Dubourg V., Vanderplas J., Passos A., Cournapeau D., Brucher M., Perrot M., Duchesnay É., Scikit-learn: Machine learning in Python, *J. Machine Learning Research*, 2011, V. 12, pp. 2825–2830.
22. Peltola H., Kellomäki S., Väisänen H., Ikonen V.-P., A mechanistic model for assessing the risk of wind, snow damage to single trees and stands of Scots pine, Norway spruce and birch, *Canadian J. Forest Research*, 1999, V. 29, No. 6, pp. 647–661, DOI: 10.1139/x99-029.
23. Potapov P. V., Turubanova S. A., Tyukavina A. et al., Eastern Europe's forest cover dynamics from 1985 to 2012 quantified from the full Landsat archive, *Remote Sensing of Environment*, 2015, V. 159, pp. 28–43, DOI: 10.1016/j.rse.2014.11.027.
24. Potapov P., Li X., Hernandez-Serna A. et al., Mapping and monitoring global forest canopy height through integration of GEDI and Landsat data, *Remote Sensing of Environment*, 2021, V. 253, Article 112165, DOI: 10.1016/j.rse.2020.112165.
25. Saad C., Boulanger Y., Beaudet M. et al., Potential impact of climate change on the risk of windthrow in eastern Canada's forests, *Climatic Change*, 2017, V. 143, pp. 487–501, DOI: 10.1007/s10584-017-1995-z.
26. Saarinen N., Vastaranta M., Honkavaara E. et al., Using multi-source data to map and model the predisposition of forests to wind disturbance, *Scandinavian J. Forest Research*, 2016, V. 31, No. 1, pp. 66–79, DOI: 10.1080/02827581.2015.1056751.25.
27. Santoro M., *GlobBiomass — global datasets of forest biomass*, PANGAEA, 2018, <https://doi.org/10.1594/PANGAEA.894711>.
28. Schindler D., Grebhan K., Albrecht A. et al., GIS-based estimation of the winter storm damage probability in forests: a case study from Baden-Wuerttemberg (Southwest Germany), *Intern. J. Biometeorology*, 2012, V. 56, pp. 57–69, DOI: 10.1007/s00484-010-0397-y.
29. Seidl R., Fernandes P. M., Fonseca T. F. et al., Modelling natural disturbances in forest ecosystems: A review, *Ecological Modelling*, 2011, V. 222, No. 4, pp. 903–924, DOI: 10.1016/j.ecolmodel.2010.09.040.
30. Senf C., Seidl R., Storm and fire disturbances in Europe: Distribution and trends, *Global Change Biology*, 2021, V. 27, pp. 3605–3619, DOI: 10.1111/gcb.15679.
31. Shikhov A., Chernokulsky A., Kalinin N. et al., Climatology and formation environments of severe convective windstorms and tornadoes in the Perm region (Russia) in 1984–2020, *Atmosphere*, 2021, V. 12, No. 11, Article 1407, DOI: 10.3390/atmos12111407.
32. Suvanto S., Henttonen H. M., Nöjd P., Mäkinen H., Forest susceptibility to storm damage is affected by similar factors regardless of storm type: Comparison of thunder storms and autumn extra-tropical cyclones in Finland, *Forest Ecology and Management*, 2016, V. 381, pp. 17–28, DOI: 10.1016/j.foreco.2016.09.005.
33. Suvanto S., Peltoniemi M., Tuominen S. et al., High-resolution mapping of forest vulnerability to wind for disturbance-aware forestry, *Forest Ecology and Management*, 2019, V. 453, Article 117619, DOI: 10.1016/j.foreco.2019.117619.
34. Ulanova N. G., The effects of windthrow on forests at different spatial scales: a review, *Forest Ecology and Management*, 2000, V. 135, pp. 155–167, DOI: 10.1016/S0378-1127(00)00307-8.