

УДК 004.048

DOI 10.52575/2712-746X-2023-50-4-913-923

Анализ современных моделей и информационных систем при прогнозировании и мониторинге лесных пожаров

Родионов А.М., Иванов С.А.

Санкт-Петербургский государственный лесотехнический университет им. С.М. Кирова,
Россия, 194021, Санкт-Петербург, Институтский пер., д. 5
E-mail: alekseyrodionov2@mail.ru, kemsit@mail.ru

Аннотация. В рамках настоящего исследования рассматриваются возможности применения современных информационных технологий для прогнозирования и мониторинга лесных пожаров. В частности, в разделе «Модели прогнозирования» рассматриваются различные методы, используемые для распространения лесных пожаров и их выявления, в том числе нейронные сети, которые позволяют распознавать и идентифицировать пожары на основе данных о температуре, скорости ветра и других факторах. Особое внимание уделяется применению таких технологий, как геоинформационные системы и спутниковые данные для создания точных моделей и прогнозов в области лесных пожаров. В статье также рассматриваются примеры успешного применения данных технологий в различных странах, в том числе в России, США и Канаде. Обсуждаются проблемы, связанные с прогнозированием и мониторингом лесных пожаров, предлагаются пути их решения с помощью современных информационных технологий.

Ключевые слова: лесные пожары, прогнозируемые пожары, мониторинг пожаров, информационные технологии, идентификация пожаров, нейронные сети

Для цитирования: Родионов А.М., Иванов С.А. 2023. Анализ современных моделей и информационных систем при прогнозировании и мониторинге лесных пожаров. Экономика. Информатика. 50(4): 913–923. DOI: 10.52575/2712-746X-2023-50-4-913-923

Analysis of Modern Models and Information Systems in Forecasting and Monitoring Forest Fires

Aleksey M. Rodionov, Sergey A. Ivanov

Saint Petersburg State Forest Technical University named after S.M. Kirova
5 Institutsky lane, Saint Petersburg, 194021, Russia
E-mail: alekseyrodionov2@mail.ru, kemsit@mail.ru

Abstract. Within the framework of this study, the possibilities of using modern information technologies for forecasting and monitoring forest fires are considered. In particular, the Forecasting Models section discusses various methods used to propagate and detect forest fires, including neural networks that allow fires to be recognized and identified based on data on temperature, wind speed, and other factors. Particular attention is paid to the use of technologies such as geographic information systems and satellite data to create accurate models and forecasts in the field of forest fires. The article also discusses examples of the successful application of these technologies in various countries, including Russia, the USA and Canada. The problems associated with the forecasting and monitoring of forest fires are discussed, and ways to solve them with the help of modern information technologies are proposed.

Keywords: forest fires, predicted fires, fire monitoring, information technology, fire identification, neural networks

For citation: Rodionov A.M., Ivanov S.A. 2023. Analysis of Modern Models and Information Systems in Forecasting and Monitoring Forest Fires. Economics. Information technologies, 50(4): 913–923 (in Russian). DOI: 10.52575/2712-746X-2023-50-4-913-923

Введение

Ежегодно во всем мире увеличивается количество лесных пожаров. Крупные лесные пожары зачастую охватывают большие территории, приводя к значительным экологическим и экономическим проблемам, а также угрожая жизням людей и диких животных. Только за одни сутки 4 сентября 2023 г., по данным Авиалесоохраны, в 13 регионах России лесопожарными службами ликвидированы 22 лесных пожара на площади в 414 гектаров [“Лесные пожары в России”...]. Поэтому разработка эффективных методов прогнозирования и мониторинга лесных пожаров является критически важной задачей для современной науки.

В последнее время развитие информационных технологий и применение современных методов машинного обучения и анализа данных позволяют создавать более точные и эффективные модели прогнозирования и мониторинга лесных пожаров. Нейронные сети могут использоваться для распознавания и идентификации пожаров на основе данных о температуре, скорости ветра и других факторах. Эти данные собираются с помощью специализированных датчиков и приборов, а затем используются для обучения нейронной сети, которая может точно определять местоположение и степень опасности пожара.

Кроме того, геоинформационные системы и спутниковые данные также могут быть использованы для создания точных моделей и прогнозов в области лесных пожаров. Эти технологии позволяют быстро анализировать большие объемы данных и выявлять основные факторы, влияющие на развитие пожара. Например, геоинформационные системы позволяют определять географические особенности региона, а спутниковые данные – отслеживать перемещение пожаров по территории.

В статье также рассматриваются примеры успешного применения данных технологий в различных странах, в том числе в России, США и Канаде. Большое внимание уделяется проблемам, связанным с прогнозированием и мониторингом лесных пожаров, предлагаются пути их решения с помощью современных информационных технологий.

Объекты и методы исследования

Лесные пожары – это серьезная проблема, которая может возникнуть в любой части мира и привести к разрушительным последствиям для жизни и имущества. Поэтому существует множество методов для мониторинга распространения опасных лесных пожаров, их выявления и прогнозирования.

Модели прогнозирования лесных пожаров можно условно разделить на три категории: моделирование атмосферы, модели мониторинга и прогнозирования, модели поведения огня.

Моделирование атмосферы – это процесс создания компьютерных моделей, которые могут использоваться для изучения того, как атмосфера Земли ведет себя в будущем или как она реагирует на различные изменения, например, изменение уровня парниковых газов.

Классификация моделей атмосферы:

1. Глобальные климатические модели (ГКМ) – это сложные системы уравнений, которые представляют физические процессы, происходящие в атмосфере (например, конвекция, радиационный теплообмен, образование облаков). Эти модели могут использоваться для прогнозирования изменений климата в ближайшие десятилетия или века.

2. Одномерные модели – это более простые модели, которые учитывают только вертикальную структуру атмосферы. Они могут быть полезны для изучения отдельных процессов, таких как образование озона в стратосфере.

3. Модели химической динамики атмосферы – это модели, которые моделируют взаимодействие химических соединений в атмосфере, таких как озон, азотные оксиды и углеводороды. Они могут использоваться для прогнозирования уровня загрязнения воздуха в городах.

4. Региональные модели – это модели, которые позволяют более детально изучать атмосферу в конкретных регионах, таких как города, горные хребты или прибрежные зоны.

5. Модели погоды – это модели, которые используются для прогнозирования погоды в ближайшие часы или дни. Они обычно применяются для принятия решений о безопасности судов и авиации, а также для подготовки к метеорологическим стихийным бедствиям.

Пример прогнозирования осадков на базе глобальной спектральной модели (версии T85L31 и T169L31) представлен на рисунке 1.

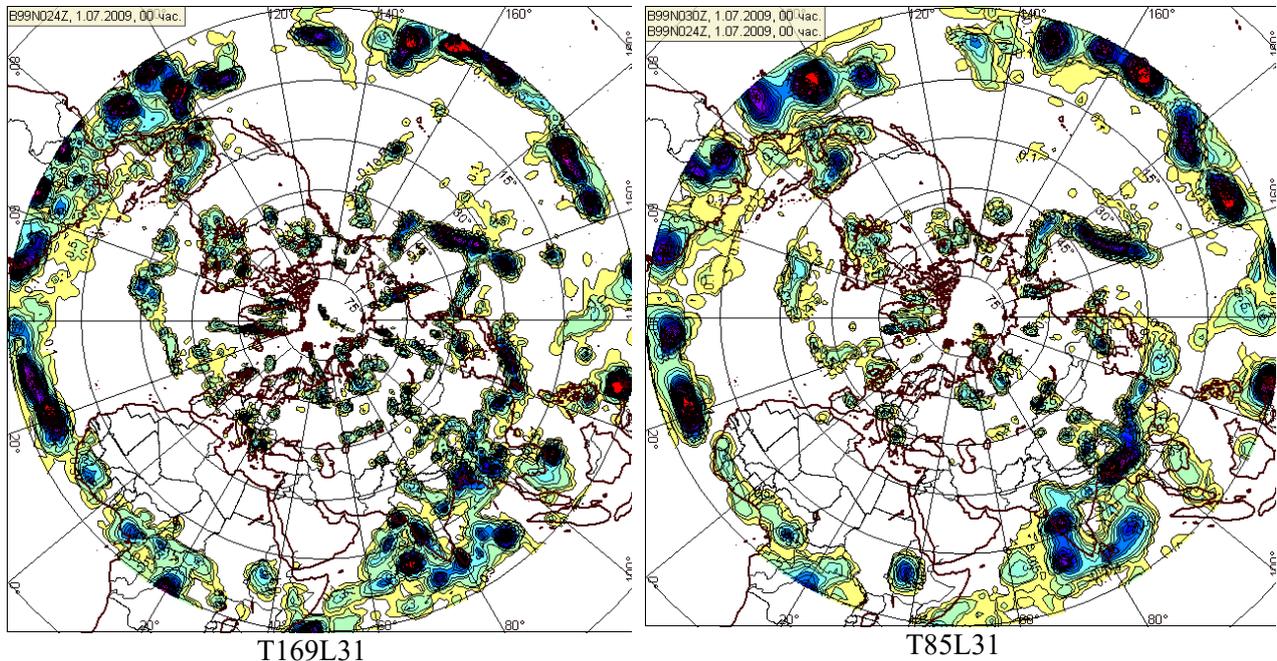


Рис. 1. Глобальная спектральная модель
Fig. 1. Global spectral model

Огонь – это сложный физический процесс, который можно описать моделями поведения в зависимости от условий его возникновения и развития. Некоторые из этих моделей поведения огня включают:

1. Модель треугольника огня: эта модель описывает, что для того, чтобы огонь возник и продолжал гореть, необходимо наличие трех элементов – топлива, кислорода и источника тепла. Если один из этих элементов отсутствует, то огонь не будет гореть или остановится.

2. Модель пиролиза: этот процесс описывает разложение органических материалов, происходящий во время горения. Под воздействием высоких температур материалы разлагаются на газы, жидкости и твердые остатки, которые и поддерживают горение.

3. Модель распространения огня: огонь может распространяться по разным материалам с разной скоростью, в зависимости от их теплопроводности, влажности, пористости и др. Условия окружающей среды, такие как температура, влажность и скорость ветра также могут повлиять на распространение огня.

4. Модель конвекции: огонь может использовать конвекцию, чтобы передвигаться от одного объекта к другому. Конвекция – это перенос тепла с помощью потока горячего воздуха, который движется вверх. Другие материалы, которые находятся на пути этого потока, также могут загореться.

5. Модель самовоспламенения: некоторые материалы могут загореться при отсутствии внешних источников тепла. Это может происходить из-за тепловых испусканий, химических реакций или других факторов, которые могут привести к самовозгоранию.

Пример моделирования распространения возгораний представляется в виде изображений, демонстрирующих пути возможного роста очага возгорания с указанием временных интервалов, представленных на рисунке 2.

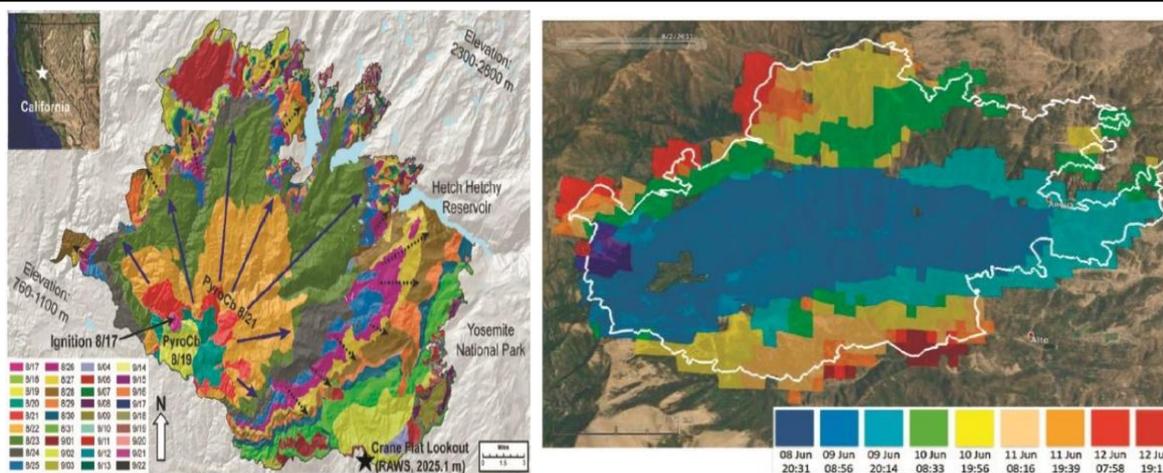


Рис. 2. Модель прогнозирования поведения огня
 Fig. 2. Model for predicting fire behavior

Это только некоторые из возможных моделей поведения огня. Огонь – это очень сложный и динамичный процесс, который может происходить в разных условиях и на разных поверхностях, поэтому существует много других моделей, которые могут быть использованы для его описания.

Лесопожарные карты составляются исходя из шкалы пожароопасности типов леса И.С. Мелехова (конкретный лес рассматривают как один из видов лесных горючих материалов – ЛГМ). По этой шкале всем основным типам леса присваивается класс пожарной опасности с учетом, во-первых, очередности пожарного созревания, во-вторых, возможности развития сильных пожаров, причем уже независимо от очередности пожарного созревания. Всего таких классов 5, и на лесопожарной карте лесные выделы, составляющие лесные кварталы, закрашены цветом конкретного класса пожарной опасности. Классификация леса И.С. Мелехова обладает рядом преимуществ: информацию удобно обрабатывать, т.к. она представлена в табличной форме, легко наглядно представить на карте. Соответствие «тип вырубki без воздействия огня» – «тип леса» – «тип вырубki при воздействии огня (после рубки)» представлено на рисунке 3.

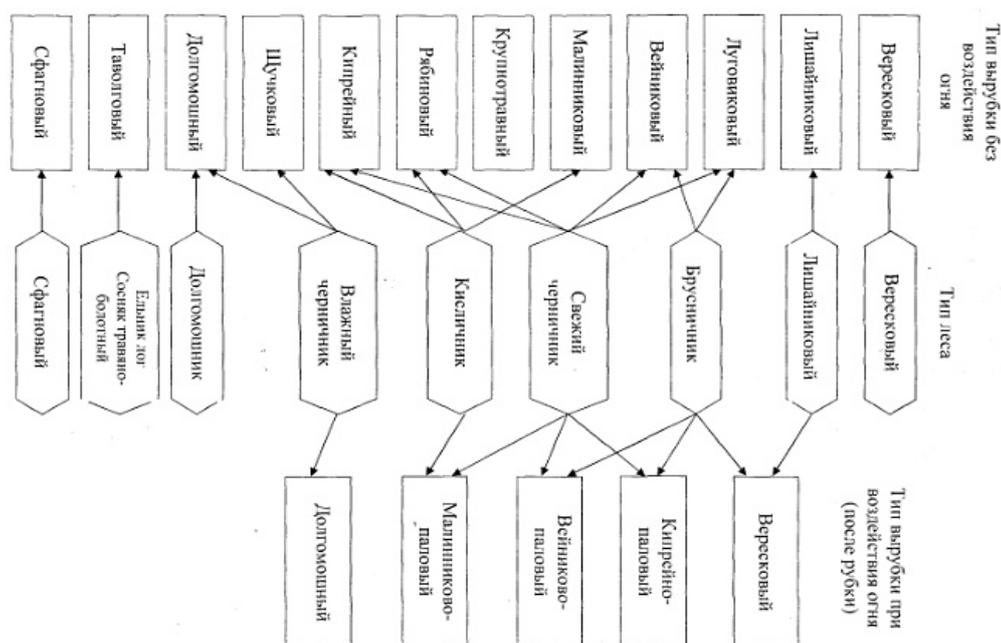


Рис. 3. Соответствие типа леса вырубкам
 Fig. 3. Correspondence of forest type to felling areas

Однако можно заметить оказывающиеся существенными на практике недоработки: не везде учитывается напочвенный покров, не учитываются сезонные изменения травяного яруса в травяных типах леса (вырубки и т.д.). Класс пожарной опасности в лесу по условиям погоды должен определяться по принятому в лесном хозяйстве комплексному показателю (КП) В.Г. Нестерова. КП текущего дня рассчитывают по формуле $KP = \sum_n^i t(t - r)$, где t – температура воздуха; r – температура точки росы; n – число дней после последнего дождя. Затем, исходя из значения комплексного показателя, лесу присваивается один из 5 классов пожарной опасности. Для того, чтобы прогноз поведения пожара был наиболее точным, учитывают дополнительные факторы: рельеф местности, наличие потенциальных источников огня, данные о грозовой деятельности и т.д. Однако все вышперечисленные данные только помогают понять, каким участкам лесного фонда следует уделять повышенное внимание, а на каких территориях возможность возникновения пожара минимальна; если пожар все же случился, как он будет развиваться и какие меры рациональней предпринимать [Баровик, Таранчук, 2010]. А для начала важно своевременно обнаружить очаг пожара. Наиболее распространенные и традиционные способы решения данной задачи – это наземное и авиапатрулирование пожароопасных областей.

В целом, модели мониторинга и прогнозирования являются важным инструментом для принятия решений в различных областях деятельности. Они помогают анализировать данные и давать прогнозы на основе имеющейся информации, что является основой успешного планирования и принятия решений.

Кроме того, существуют также инструменты информационно-аналитического мониторинга и прогнозирования лесных пожаров (ИАМП), которые объединяют в себе специализированные базы данных, системы сбора и анализа информации, системы информатизации, системы прогнозирования пожаров и другие средства, которые позволяют получать оперативную информацию о пожарах в лесах, а также эффективно управлять пожароопасной ситуацией.

Как правило, для прогнозирования лесных пожаров используются комплексные модели, которые объединяют несколько подходов. Например, модель могла бы использовать данные метеорологических моделей в сочетании с моделями поведения огня для прогнозирования того, как быстро пожар будет распространяться и каким будет его интенсивность в зависимости от факторов окружающей среды.

Кроме того, многие страны используют спутниковые и аэрофотосъемки и другие системы дистанционного мониторинга, чтобы отслеживать лесные пожары и быстро реагировать на них.

В целом, использование моделей прогнозирования и мониторинга позволяет значительно улучшить механизмы реагирования на лесные пожары и снизить их воздействие на животный и растительный мир, а также на жизнь людей.

Контроль пожаров является важной задачей в области безопасности и защиты окружающей среды. Для эффективного контроля пожаров используются различные технологии, в том числе и нейронные сети. В современных реалиях существуют множества уже готовых решений с использованием различных моделей прогнозирования лесных пожаров, с учетом различных критериев. Автоматизация процессов затронула и вопрос прогнозирования лесных пожаров. Нейронные сети становятся значимой частью процесса прогнозирования, упрощая процессы прогнозирования и снижая фактор риска человеческой ошибки. Рассмотрим наиболее популярные на сегодняшний день решения, представленные на рынке.

Результаты и их обсуждение

Нейронные сети – это компьютерные алгоритмы, которые способны обучаться на основе большого количества данных и определять закономерности в этих данных. Для использования нейронных сетей для распознавания пожаров необходимо иметь достаточно

широкий набор данных, описывающих температуру, скорость ветра и другие факторы, которые могут влиять на возникновение и распространение пожара.

Одним из примеров применения нейронных сетей для распознавания пожаров является система Wildfire Watch, которая разработана с целью выявления возгораний на основе данных, полученных от космических спутников и дистанционных станций. Система использует нейронные сети для анализа данных о температуре, скорости ветра и других участках, которые могут свидетельствовать о наличии пожара [Дударев, 2014]. Система выводит инфографику о пожарах на реальную спутниковую карту в режиме реального времени. Пример работы с системой представлен на рисунке 4.

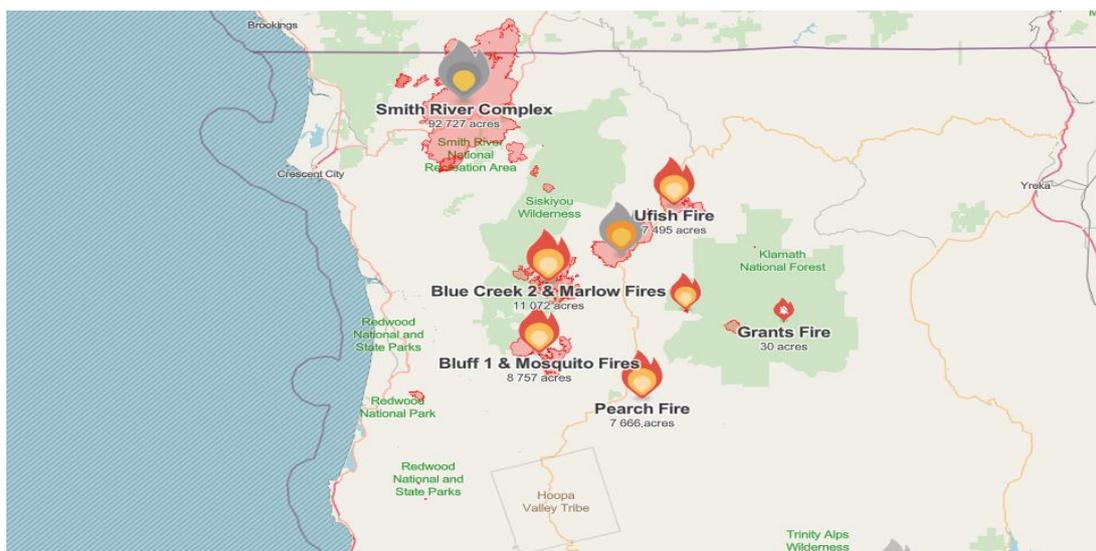


Рис. 4. Результат работы системы Wildfire Watch
Fig. 4. Result of the Wildfire Watch system

Другой пример – система Early Fire Detection System (EFDS), которая обнаруживает возможные пожары с помощью набора нейронных сетей, которые были обучены на обширном наборе данных. Эта система основана на мониторинге температуры, уровня дыма и изменений освещения в зданиях и других областях. Наглядный пример работы системы представлен на рисунке 5.

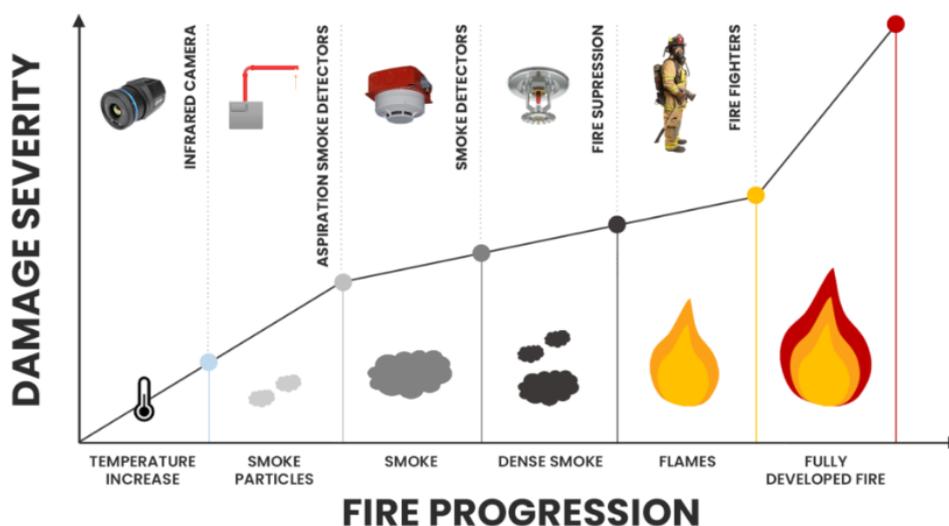


Рис. 5. Алгоритм работы системы EFDS
Fig. 5. Algorithm of operation of the EFDS system

Нейронные сети могут также использоваться для предсказания местоположения и распространения пожара. Например, Cal Fire, в свою очередь, использует нейронную сеть, чтобы просмотреть исторические данные о пожарах в Калифорнии, а затем строить картины пожаров на основе предыдущих событий.

Также стоит отметить, что использование нейронных сетей для распознавания и идентификации пожаров является лишь одним из методов контроля пожаров. Другие методы включают в себя технологии, такие как приложения для мониторинга пожаров, системы автоматического пожаротушения и т.д. Однако применение нейронных сетей может быть особенно полезным в тех ситуациях, когда используемые методы не дали необходимого результата или при отсутствии других средств контроля пожаров.

Действительно, геоинформационные системы (ГИС) и данные, полученные от космических спутников, стали ценными инструментами для более точного мониторинга и управления лесными пожарами.

ГИС позволяют собирать, обрабатывать и анализировать геопространственные данные, такие как высота рельефа, типы почвы, типы растительности, климатические параметры и другие факторы, которые могут повысить или понизить риск возникновения лесных пожаров. Такие данные помогают планировать ландшафтный подход к управлению лесами, определять зоны риска и предварительные меры, которые нужно принять для предотвращения пожаров [Ханина, 2009].

Например, если на определенной территории растет много сухой травы или других горючих материалов – это может быть признаком повышенного риска возникновения пожара. Используя ГИС, можно создать карту этого риска и определить, какие участки нуждаются в особой осторожности и внимании. ГИС также помогают определять границы лесов и территории, за которую отвечает конкретный оператор или правительство.

Спутниковые данные также являются ценным инструментом для определения риска возникновения лесных пожаров. Они дают доступ к информации о температуре, влажности и других параметрах, которые могут оказывать влияние на возникновение и распространение пожаров. Используя инфракрасные фотометры, спутники могут наблюдать за температурой поверхности земли, которая может помочь в отслеживании и прогнозировании лесных пожаров.

Данные, полученные от спутников, могут также помочь управлять пожарами в режиме реального времени. Спутниковая система мониторинга пожаров MODIS (Moderate-Resolution Imaging Spectroradiometer) наблюдает за дымом и высокими температурами на поверхности Земли, что позволяет операторам смотреть и быстро реагировать на потенциальные угрозы. MODIS встроен в спутники NASA и помогает инженерам и пожарным службам в их управлении пожарами и быстром реагировании на экстренные ситуации.

Вот несколько примеров использования геоинформационных систем и спутниковых данных при борьбе с лесными пожарами:

1. В 2017 году Full-Stack Development ученые сконструировали приложение управления лесными пожарами в Италии, используя спутниковые данные. Это приложение позволило пожарной службе Италии координировать свои усилия в борьбе с пожарами, отслеживая и прогнозируя их распространение и используя ГИС для определения опасных участков.

2. В Канаде пожарные используют спутниковые данные для отслеживания пожаров на больших участках территории. Это позволяет им быстро отреагировать на угрозы и направить свои усилия туда, где это нужно.

3. В Калифорнии Централизованная Система Интегрированного Управления Пожарами (Integrated Fire Management System) использует спутниковые данные и ГИС для мониторинга лесов в режиме реального времени и координирования своих усилий в борьбе с пожарами.

Использование геоинформационных систем и спутниковых данных для создания точных моделей и прогнозов лесных пожаров продолжает развиваться и совершенствоваться, позволяя более эффективно управлять пожарами и защищать окружающую среду и людей.

Существует множество математических моделей, используемых для прогнозирования лесных пожаров. Одним из наиболее распространенных подходов является моделирование распространения огня на основе физических принципов и данных об окружающей среде.

Одной из таких моделей является модель "Canadian Forest Fire Weather Index" (FWI), разработанная Канадским лесным служением. Она базируется на корреляции между погодными условиями и вероятностью возникновения лесных пожаров.

Канадская **система индекса погоды для лесных пожаров (FWI)** состоит из шести компонентов, которые учитывают влияние влажности топлива и погодных условий на поведение пожара. Первые три компонента представляют собой коды влажности топлива, которые представляют собой числовые оценки содержания влаги в лесной подстилке и других мертвых органических веществах. Их значения растут по мере уменьшения содержания влаги. Для каждого из трех слоев топлива существует один код влажности топлива: мусор и другое мелкодисперсное топливо; рыхлые уплотненные органические слои средней глубины и глубокие, компактные органические слои. Остальные три компонента – это индексы поведения при пожаре, которые отражают скорость распространения огня, доступное для горения топливо и интенсивность фронтального пожара, эти три значения возрастают по мере увеличения пожарной опасности [Елисеева, 2014].

Структура системы FWI

На схеме ниже показаны компоненты системы FWI. Расчет компонентов основан на последовательных ежедневных наблюдениях за температурой, относительной влажностью, скоростью ветра и суточными осадками. Шесть стандартных компонентов дают числовые оценки относительной вероятности возникновения лесных пожаров.

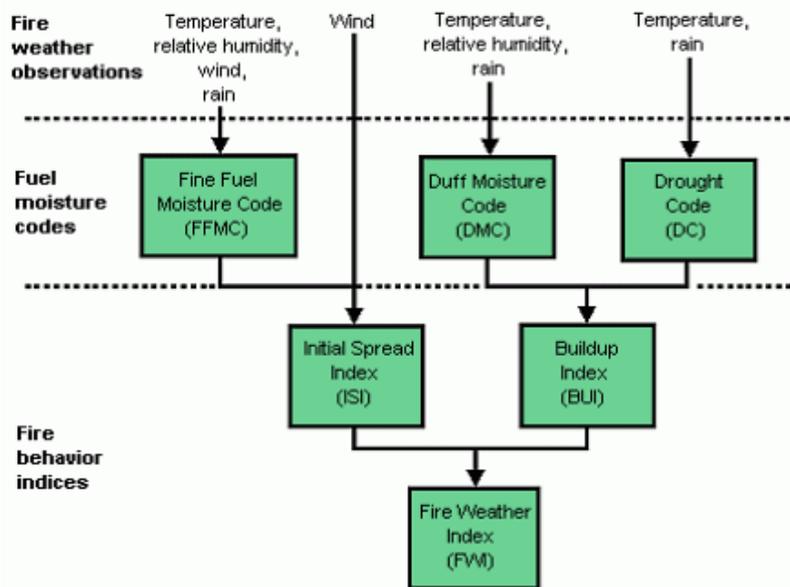


Рис. 6. Компоненты системы FWI
Fig. 6. FWI system components

Код влажности мелкого топлива

Код влажности мелкодисперсного топлива (FFMC) представляет собой числовой показатель содержания влаги в мусоре и другом отвержденном мелкодисперсном топливе. Этот код является показателем относительной легкости воспламенения и воспламеняемости мелкодисперсного топлива.

Код влажности Дафф

Код влажности Даффа (DMC) – это числовая оценка среднего содержания влаги в рыхло уплотненных органических слоях средней глубины. Этот код дает представление о расходе топлива при умеренных слоях пыли и древесном материале среднего размера.

Код засухи

Код засухи (DC) – это числовая оценка среднего содержания влаги в глубоких, компактных органических слоях. Этот код является полезным индикатором воздействия сезонной засухи на лесное топливо и количество тлеющего вещества в глубоких слоях древесного угля и больших бревнах.

Начальный индекс спреда

Индекс начального распространения (ISI) представляет собой числовой показатель ожидаемой скорости распространения огня. Он основан на скорости ветра и FFMC. Как и остальные компоненты системы FWI, ISI не учитывает тип топлива. Фактические нормы разброса варьируются в зависимости от типа топлива при одном и том же ISI.

Индекс наращивания

Индекс накопления (BUI) представляет собой числовой рейтинг общего количества топлива, доступного для сгорания. Он основан на DMC и DC. BUI обычно менее чем в два раза превышает значение DMC, и ожидается, что влага в слое DMC поможет предотвратить горение материала глубже в доступном топливе.

Индекс пожарной погоды

Индекс пожарной погоды (FWI) представляет собой числовой рейтинг интенсивности пожара. Он основан на индексах ISI и BUI и используется в качестве общего индекса пожарной опасности на всей лесной территории Канады.

Заключение

В результате исследования становится ясно, что применение современных информационных технологий и методов прогнозирования может существенно улучшить способы борьбы с распространением лесных пожаров. Нейронные сети, геоинформационные системы и спутниковые данные позволяют создавать более точные модели и прогнозы, что помогает быстрее и эффективнее реагировать на возникновение и распространение пожаров.

Рассмотрев различные модели, можно говорить о том, что для различных задач требуются различные подходы к прогнозированию лесных пожаров. Произведенная классификация поможет в дальнейших исследованиях точнее понимать и ориентироваться в использовании той или иной модели прогнозирования лесных пожаров. Методы и модели, рассмотренные в данной статье, планируются в дальнейшем использовании для создания геоинформационной системы прогнозирования лесных пожаров.

Важно отметить, что разработка и внедрение таких технологий требует серьезных усилий и финансовых вложений, но они могут значительно уменьшить экологические и экономические последствия лесных пожаров, сохранить жизни людей и диких животных, а также сделать работу пожарных и других специалистов более эффективной.

Статья демонстрирует важность применения современных информационных технологий для борьбы с распространением лесных пожаров и указывает на перспективные направления исследований в этой области. Благодаря применению новейших методов и технологий, ситуация с лесными пожарами может быть улучшена в будущем.

Список литературы

- “Лесные пожары в России” [Электронный ресурс] URL: <https://ria.ru/20230905/pozhary-1894222884.html> (дата обращения 03.09.2023)
- “Нейронные сети: распознавание образов и изображений с помощью ИИ” [Электронный ресурс] URL: <https://center2m.ru/ai-recognition> (дата обращения 28.08.2023).
- Баровик Д.В., Таранчук В.Б. 2010. Математическое моделирование течения верховых лесных пожаров. Математическое моделирование и анализ. 15(2): 161-174.

- Гренандер У. 2014. Лекции по теории образов (Том 1. Синтез образов). 571 с.
- Гренандер У. 2016. Лекции по теории образов (Том 2. Анализ образов). 342 с.
- Дударев В.А. 2014. Методы распознавания образов в компьютерном конструировании неорганических соединений. М.: Синергия, 325 с.
- Елисеева И.И., Рукавишников В.О. 2014. Группировка, корреляция, распознавание образов (статистические методы классификации и измерения связей). Москва: РГГУ, 144 с.
- Иванов С.А. 2021. Элементы информационной поддержки принятия решений при управлении лесным хозяйством. Актуальные вопросы лесного хозяйства: материалы V международной молодежной научно-практической конференции, Санкт-Петербург, 11–12 ноября 2021 года. Санкт-Петербургский государственный лесотехнический университет имени С.М. Кирова. С. 138-141.
- Иванов С.А. 2022. Системный анализ факторов, влияющих на возникновение лесных пожаров в Северо-Западном федеральном округе. Вестник АГТУ. Серия: Управление, вычислительная техника и информатика. №4. С. 26-33.
- Капитонова Т.А. 2015. Нейросетевое моделирование в распознавании образов. Философско-методические аспекты. Москва: РГГУ, 684 с.
- Кинько В. Распознавание образов и объектов на изображении [Электронный ресурс] URL: <http://bytepace.com/ru/blog/character-recognition> (дата обращения 13.09.2023)
- Кислухина И.А. 2012. Исследование государственной политики в сфере лесных отношений, сформировавшейся в результате принятия нового лесного кодекса РФ. Вестник Московского государственного университета леса – Лесной вестник. 2: 196–204.
- Пайтген Х.-О., Рихтер П.Х. 2016. Красота фракталов. Образы комплексных динамических систем, 773 с.
- Пантюхин М.А., Самойлин Е.А., Дроздов А.Ю. “Алгоритм распознавания объектов на плоских изображениях в системах технического зрения” [Электронный ресурс] URL: <http://www.vestnik.vsu.ru/pdf/analiz/2016/01/2016-01-19.pdf> (дата обращения 07.09.2023)
- Перминов В.А. 2010. Математическое моделирование возникновения верховых и массовых лесных пожаров: физ.-мат. наук. Томск, 282 с.
- Станкевич Т.С. 2018. Применение сверточных нейронных сетей для решения задачи оперативного прогнозирования динамики распространения лесных пожаров. Бизнес-информатика. 4(46): 17–27.
- Фомин Я.А. 2020. “Распознавание образов: теория и применение”. 203 с.
- Ханина Л.Г., Смирнов В.Э., Лукина Н.В. 2009. Компьютерные системы поддержки принятия решений в лесном хозяйстве: обзор современного состояния. Хвойные бореальной зоны. 26(2): 187-196.
- Чувиеко Э. 2010. Разработка системы оценки пожарного риска с использованием технологий дистанционного зондирования и геоинформационных систем. Экологическое моделирование. 221(1): 46-58.

References

- “Forest fires in Russia” [Electronic resource] URL: <https://ria.ru/20230905/pozhary-1894222884.html> (access date 09/03/2023)
- “Neural networks: pattern and image recognition using AI” [Electronic resource] URL: <https://center2m.ru/ai-recognition> (access date 28/08/2023)
- Barovik D.V., Taranchuk V.B. 2010. Mathematical Modelling of Running Crown Forest Fires // Mathematical Modelling and Analysis, 15(2): 161-174.
- Grenander U. 2014. Lectures on the theory of images (Volume 1. Synthesis of images). 571 p.
- Grenander U. 2016. Lectures on the theory of images (Volume 2. Analysis of images). 342 p.
- Dudarev V.A. 2014. Methods of pattern recognition in the computer design of inorganic compounds. M.: Synergy, 325 p.
- Eliseeva I.I. Rukavishnikov V.O. 2014. Grouping, correlation, pattern recognition (statistical methods of classification and measurement of connections). Moscow: Russian State University for the Humanities, 144 p.
- Ivanov S.A. 2021. Elements of information support for decision-making in forestry management. Current issues in forestry: materials of the V International Youth Scientific and Practical Conference, St. Petersburg, November 11-12, 2021. St. Petersburg State Forestry University named after S.M. Kirov. pp. 138–141.

- Ivanov S.A. 2022. System analysis of factors influencing the occurrence of forest fires in the Northwestern Federal District. *Bulletin of ASTU. Series: Management, computer technology and information science*. No. 4. pp. 26-33.
- Kapitonova T.A. 2015. Neural network modeling in pattern recognition. Philosophical and methodological aspects. Moscow. 684 p.
- Kinko V. Recognition of images and objects in an image [Electronic resource] URL: <http://bytepace.com/ru/blog/character-recognition> (access date 09/09/2023)
- Kislukhina I.A. 2012. A study of state policy in the field of forest relations, formed as a result of the adoption of the new Forest Code of the Russian Federation. *Bulletin of the Moscow State Forestry University - Forest Bulletin*. 2: 196–204.
- Peitgen H.-O., Richter P.H. 2016. The beauty of fractals. Images of complex dynamic systems. 773 p.
- Pantukhin M.A., Samoilin E.A., Drozdov A.Yu. “Algorithm for recognizing objects on flat images in technical vision systems” [Electronic resource] URL: <http://www.vestnik.vsu.ru/pdf/analiz/2016/01/2016-01-19.pdf> (access date 07.09.2023)
- Perminov V.A. 2010. Mathematical Modeling of the Occurrence of Crown and Large Forest Fires: Dr. Phys.- Math. Sci. Diss. Tomsk, 282 p.
- Stankevich T.S. 2018. The Use of Convolutional Neural Networks to Forecast the Dynamics of Spreading Forest Fires in Real Time. *Biznes-informatika [Business Informatics]*. 4(46): 17–27.
- Fomin A. 2020. “Pattern recognition: theory and application” 203 p.
- Khanina L.G., Smirnov V.E., Lukina N.V. 2009. Computer decision support systems in forestry: a review of the current state. *Conifers of the boreal zone*. 26(2): 187-196.
- Chuvieco E., Aguadoa I., Yebraa M., Nieto H., Salas J., Martín M.P. et al. 2010. Development of a Framework for Fire Risk Assessment Using Remote Sensing and Geographic Information System Technologies. *Ecological Modelling*. 221(1): 46–58.

Конфликт интересов: о потенциальном конфликте интересов не сообщалось.

Conflict of interest: no potential conflict of interest related to this article was reported.

Поступила в редакцию 25.09.2023

Поступила после рецензирования 27.10.2023

Принята к публикации 01.12.2023

Received September 25, 2023

Revised October 27, 2023

Accepted December 01, 2023

ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРАХ

INFORMATION ABOUT THE AUTHORS

Родионов Алексей Михайлович, аспирант кафедры информационных систем и технологий, Санкт-Петербургский государственный лесотехнический университет им. С.М. Кирова, г. Санкт-Петербург, Россия

Aleksey M. Rodionov, graduate student of the Department of Information Systems and Technologies, Saint-Petersburg State Forest Technical University named after S.M. Kirova, St. Petersburg, Russia

Иванов Сергей Александрович, доцент кафедры информационных систем и технологий Санкт-Петербургского государственного лесотехнического университета, г. Санкт-Петербург, Россия

Sergey A. Ivanov, associate professor of the Department of Information Systems and Technologies, Saint-Petersburg State Forest Technical University, St. Petersburg, Russia