Применение сверточных нейронных сетей для решения задачи оперативного прогнозирования динамики распространения лесных пожаров¹

Т.С. Станкевич

кандидат технических наук

доцент кафедры техносферной безопасности

Калининградский государственный технический университет

Адрес: 236022, г. Калининград, Советский проспект, д. 1

E-mail: tatiana.stankevich@klgtu.ru

Аннотация

Работа посвящена актуальной задаче повышения эффективности оперативного прогнозирования динамики развития лесных пожаров. Для решения данной задачи предложено разработать метод оперативного прогнозирования динамики развития лесного пожара при нестационарности и неопределенности на базе перспективных информационных технологий — искусственного интеллекта и глубокого машинного обучения (сверточной нейронной сети). В рамках исследования выполнен анализ современных отечественных и зарубежных моделей прогнозирования распространения лесного пожара и выявлены основные ограничения применения моделей в условиях реального пожара (высокая степень динамичности и неопределенности входных параметров, необходимость обеспечения минимального времени сбора и ввода входных параметров, а также минимального времени отклика модели). На базе полученных результатов обоснована необходимость применения инструментария искусственных нейронных сетей для решения проблемы прогнозирования динамики распространения лесного пожара. Разработана общая логическая схема метода оперативного прогнозирования динамики лесных пожаров, главной особенностью которого является построение дерева сверточных нейронных сетей. Для повышения качества обучения сверточной нейронной сети, реализующей функцию прогнозирования распространения лесного пожара, предложено формирование базы данных о динамике лесных пожаров.

Ключевые слова: лесной пожар; база данных; визуальные данные; искусственный интеллект; глубокое машинное обучение; сверточная нейронная сеть; большие данные; оперативный прогноз.

Цитирование: Станкевич Т.С. Применение сверточных нейронных сетей для решения задачи оперативного прогнозирования динамики распространения лесных пожаров // Бизнес-информатика. 2018. № 4 (46). С. 17–27. DOI: 10.17323/1998-0663.2018.4.17.27

Введение

Существенный негативный эффект от лесных пожаров для Российской Федерации наглядно подтверждает статистика Рослес-

хоза, представленная в системе ЕМИСС². В соответствии со статистикой за период с 2009 по 2017 годы, наблюдается рост площади лесных земель, пройденной лесными пожарами, на 27,92%. За период с 2013 по 2017 годы рост расходов, связан-

¹ Исследование выполнено при финансовой поддержке Российского фонда фундаментальных исследований, проект № 18-37-00035 «О зависимости динамики развития лесного пожара от влияния факторов окружающей среды, характера лесных насаждений и вида пожара при нестационарности и неопределенности»

² <https://www.fedstat.ru/organizations/>

ных с охраной, защитой и восстановлением лесов, относящихся к лесному фонду Российской Федерации, составил 22,32%. При этом вышеуказанная динамика показателей наблюдается на фоне снижения общего количества лесных пожаров на территории страны.

Согласно статистике лесных пожаров в Европе, представленной Европейской информационной системой лесных пожаров (EFFIS) [1], за период с 2009 по 2016 годы наблюдается сокращение общего количества лесных пожаров в пяти южных государствах — членах Европейского союза (Португалии, Испании, Франции, Италии и Греции) на 39,8%. Также отмечается снижение общей площади лесных земель, пройденной лесными пожарами, в этих странах на 4,6%. Однако общая площадь лесных земель, пройденная лесными пожарами, в 2016 году составила 316 866 га, что превышает значения предыдущих лет (с 2013 по 2015 годы), а количество лесных пожаров составило 31 751, что ниже долгосрочных средних значений показателя и несколько ниже, чем в предыдущем 2015 году (38 171 пожар), но выше, чем в 2014 году (23 425 пожаров).

Согласно статистическим данным о лесных пожарах в Соединенных Штатах Америки, представленных Национальными центрами экологической информации Национального управления океанических и атмосферных исследований (NCEI NOAA)³, за период с 2009 по 2017 годы число пожаров сократилось на 14,5%, а площадь лесных земель, пройденная лесными пожарами, увеличилась на 65,4%.

Хотя статистические данные значительно варьируются от года к году (что наглядно показывает, насколько лесные пожары зависят от сезонных метеорологических условий), глобальная статистика лесных пожаров демонстрирует аналогичную динамику: уменьшение количества лесных пожаров, увеличение количества районов, пострадавших от лесных пожаров, и увеличение материальных затрат, связанных с лесными пожарами.

Таким образом, задача предупреждения, локализации и ликвидации лесных пожаров как для Российской Федерации, так и для других государств является крайне важной.

Одним из важнейших элементов решения данной задачи является оперативное прогнозирование

распространения лесного пожара. В настоящее время использование существующих моделей прогнозирования динамики лесных пожаров в сложных условиях реального пожара затруднено в связи с ограниченной функциональностью моделей при нестационарности и неопределенности.

Цель исследования — разработка метода оперативного прогнозирования динамики развития лесного пожара в сложных условиях (при неопределенности и нестационарности) с использованием искусственного интеллекта и глубокого машинного обучения. Для достижения поставленной цели необходимо:

- ♦ обосновать необходимость применения инструментария искусственных нейронных сетей для решения проблемы прогнозирования динамики распространения лесного пожара;
- ♦ разработать общую логическую схему метода оперативного прогнозирования динамики лесных пожаров;
- ♦ создать базу визуальных данных о динамике развития лесных пожаров.

Данная работа является частью исследовательского проекта по выявлению фундаментальных зависимостей влияния факторов окружающей среды, характера лесных насаждений и вида пожара на динамику развития лесного пожара.

1. Сверточная нейронная сеть как перспективный инструмент оперативного прогнозирования динамики распространения лесных пожаров

Трудность моделирования пожара в лесу, согласно [2], обусловлена двумя основными причинами: чрезвычайной сложностью физического явления (пожара) из-за гетерогенного топлива и множества влияющих факторов окружающей среды (ветра, относительной влажности и т.п.), а также сложностью проведения натурных экспериментов для валидации разработанных моделей.

В настоящее время отечественными и зарубежными исследователями из разных областей науки разработан обширный набор моделей, базирующихся на различных методах и способах прогнозирования поведения пожара, для сведения к минимуму разрушительных последствий этой чрезвычайной ситуации природного характера [3–5].

³ <https://www.ncdc.noaa.gov/sotc/>

При изучении моделей прогнозирования развития лесного пожара выявлено деление моделей по уровню моделирования на оперативные, тактические и стратегические [6]. Поскольку каждый уровень моделирования характеризуется определенной целью и соответствующим уровнем принимаемых управленческих решений, уровню соответствует собственный тип модели: для оперативного уровня разрабатываются оперативные модели, для тактического уровня — тактические, для стратегического уровня — стратегические.

Принято выделять следующие основные направления моделирования лесных пожаров [3–6]:

- ◆ эмпирические и квазиэмпирические модели, основанные на результатах статистического анализа полученных экспериментальным путем данных для определения статистических зависимостей между входными и выходными параметрами;

- ◆ физические и квазифизические модели, основанные на методах фундаментальной химии и/или физики для описания протекающих при лесном пожаре процессов;

- ◆ математические модели (в том числе имитационные и волновые модели), использующие формулы для описания динамики пожара, в ряде случаев с применением статистических данных.

Кроме того, по способу отображения результатов моделирования лесного пожара существующие модели делят на пространственные и непространственные. Также в зависимости от наличия или отсутствия среди параметров модели случайных величин выделяют детерминированные и стохастические модели прогнозирования. Поскольку для лесных пожаров характерны сложные условия (неопределенность и нестационарность), то наиболее перспективны стохастические модели.

В работах [3–5] представлены результаты анализа основных типов моделей распространения лесного пожара (эмпирических и квазиэмпирических, физических и квазифизических, математических и имитационных), разработанных с 1990 по 2007 годы. В работе [7] подробно изучены 3% модель (3% model), квазиэмпирическая модель Ротермеля (Rothermel model), модель Балби (Balbi model) и нестационарная модель Балби (Balbi non-stationary model). Работы [8, 9] посвящены различным моделям прогнозирования по-

жаров в лесах: математической модели распространения поверхностных и верховых лесных пожаров и дискретной модели лесного пожара на верхней полуплоскости.

Некоторые из рассмотренных моделей интегрированы в компьютерные системы и широко применяются на практике. Например, в системах прогнозирования динамики лесных пожаров Prometheus⁴ и FlamMap⁵ применены волновые модели пожара, где процесс горения описывается с помощью принципа Гюйгенса [6, 10], а скорость распространения пожара рассчитывается с использованием экспериментальных данных. На применении модели Ван Вагнера и квазиэмпирической модели Ротермеля базируется такая система прогнозирования динамики пожара, как FARSITE⁶ [2].

Однако, несмотря на широкое разнообразие моделей прогнозирования динамики развития лесного пожара, в ходе анализа литературных источников, в которых рассматриваются особенности и функциональные возможности всех типов моделей [2–15], выявлены следующие ограничения, существенно влияющие на точность прогноза:

- ◆ высокая степень динамичности входных параметров (динамически изменяющиеся во времени параметры рассматриваются как постоянные);

- ◆ значительная степень неопределенности входных параметров (невозможность получения ряда данных путем прямого измерения).

Кроме того, существенное влияние на возможность применения моделей в условиях реальных пожаров играет время сбора и ввода входных данных, а также время отклика модели. Минимизация этих временных характеристик является важной проблемой в процессе разработки и практического использования моделей.

Недавний прорыв в области информационных технологий, обеспечивший появление и активное совершенствование перспективных технологий, — искусственного интеллекта, систем обработки больших объемов данных и глубокого машинного обучения, — создали беспрецедентные возможности для улучшения пожарной безопасности лесов.

В настоящее время уже существуют и применяются как модели прогнозирования возникновения лесных пожаров, так и модели прогнозирования динамики развития пожаров на базе нейросетевых технологий (в качестве примера можно привести работы [16, 17]). Хотя модели, использующие ис-

⁴ <http://firegrowthmodel.ca>

⁵ <https://www.firelab.org/project/flammap>

⁶ <https://www.firelab.org/project/farsite>

кусственные нейронные сети, позволяют устранить ряд недостатков, присущих традиционным моделям, построение и практическое применение моделей базе нейросетевых технологий сопряжено с определенными трудностями. В первую очередь, следует отметить сложность сбора достаточного количества обучающих примеров при подготовке тестового и обучающего наборов данных. Кроме того, построение архитектуры сети характеризуется сложностью и трудоемкостью, а процедура обучения сети требует продолжительных временных затрат.

Учитывая вышеизложенные недостатки, предложено разработать метод оперативного прогнозирования динамики развития лесного пожара при нестационарности и неопределенности посредством применения сверточной нейронной сети (convolutional neural network, CNN). Сверточная нейронная сеть, являясь многослойной нейронной сетью, входит в состав технологий глубокого обучения и решает задачу распознавания шаблонов из визуальных данных [18, 19]. Особенности построения и функционирования сверточных нейронных сетей подробно описаны в работах [18, 19].

Выбор сверточной нейронной сети обусловлен достоинствами данного типа сетей, выявленными в результате анализа отечественных и зарубежных источников [18, 19]: они являются высокоточными, устойчивыми к изменениям и искажениям входных данных, оперативными, способными выполнять самонастройку, позволяют реализовать распараллеливание высокопроизводительных вычислений и др. Кроме того, хотя традиционно сверточные нейронные сети применяются для решения задач распознавания и классификации (для классификации изображений, автоматического распознавания речи и др.), они также могут применяться прогнозирования, благодаря своим неоспоримым достоинствам.

Применение сверточной нейронной сети для оперативного прогнозирования динамики развития лесного пожара позволяет сформировать прогноз в сложных условиях (при неопределенности и нестационарности) и минимизировать временные затраты за счет распараллеливания высокопроизводительных вычислений. Таким образом, сверточная нейронная сеть является эффективным инструментом для получения оперативного прогноза распространения лесного пожара в случае применения в реальных условиях.

2. Оперативное прогнозирование динамики лесного пожара в условиях нестационарности и неопределенности на основе сверточной нейронной сети

В ходе исследования разработан метод оперативного прогнозирования динамики развития лесного пожара в условиях нестационарности и неопределенности. Особенностью предлагаемого метода является выявление зависимостей влияния факторов окружающей среды, характера лесных насаждений и типа лесного пожара на динамику лесных пожаров с использованием сверточной нейронной сети.

Согласно работам [18, 19], идея функционирования сети CNN заключается в реализации последовательности переходов от конкретных особенностей визуальных входных данных к более абстрактным. Архитектура сети CNN характеризуется чередованием сверточных слоев (convolution layers) и субдискретизирующих слоев (subsampling layers). Основным предназначением сверточных слоев сети является реализация операции свертки (convolution) с последующим формированием карты признаков (feature map). Субдискретизирующие слои сети позволяют уменьшить размерность сформированных ранее карт признаков путем выбора максимального нейрона из ряда соседних нейронов карты и замены данным нейроном всей рассматриваемой совокупности нейронов. В качестве выходного слоя нейронов в сети CNN используются полносвязные слои (fully connected layers), где формируется полносвязная нейронная сеть.

Для разработки сверточной нейронной сети с целью формирования оперативного прогноза лесного пожара предложено использовать программное обеспечение CPython. При этом в качестве входных визуальных данных применена информация о распространении пожара, полученная в режиме реального времени в течение трех часов со спутника с помощью спектрорадиометра с умеренным разрешением (36-канальный спектрорадиометр MODIS, спутники Terra и Aqua) и видимого инфракрасного рентгенограммного набора (VIIRS).

С 1999 года по настоящее время MODIS является одним из самых широко используемых спутниковых инструментов для проведения глобальных и региональных исследований [20]. MODIS позволяет просматривать всю поверхность Земли каж-

дые один или два дня в 36 спектральных полосах при умеренном разрешении в диапазоне от 0,25 км до 1 км для получения набора данных (температуры поверхности суши и океана, индексов растительности, данных о земном покрове, лесных пожарах, вулканах, облаках, аэрозолях и др.) [20]. VIIRS⁷ — это 22-канальный радиометр, собирающий изображения в видимом, инфракрасном и ультрафиолетовом диапазонах (0,45–12 мкм) и осуществляющий радиометрию суши, атмосферы, криосферы и океанов. Пространственное разрешение данных VIIRS находится в диапазоне от 0,38–0,75 км (в надире) до 0,8–1,6 км (на краю зоны) в полосе съемки шириной 3 000 км. Визуальные данные о распространении пожара доступны в системе управления ресурсами FIRMS⁸ (Fire Information for Resource Management System) NASA.

В рамках разработанного метода прогнозирования динамики лесных пожаров также предусмотрено использование данных о факторах окружающей среды (температуре воздуха, влажности воздуха, скорости ветра), данных о характере лесных насаждений (тип лесных насаждений) и данных о виде пожара. Визуальные данные о факторах окружающей среды получены с использованием Ventusky InMeteo⁹, данные о характере лесных насаждений — с использованием Land Cover Map¹⁰ Института изменения климата и Европейского космического агентства.

Существующая система наблюдения Земли NASA, а также другие глобальные системы позволяют получать достаточно оперативные и точные сведения различного характера о состоянии суши, воды и атмосферы планеты [21]. Эти сведения находятся в открытом доступе и, обогащая глобальное информационное пространство, широко используются для улучшения точности метеорологических прогнозов, мониторинга окружающей среды, контроля загрязнений и т.п.

Несмотря на достоинства аэрокосмической системы наблюдения Земли NASA и других глобальных систем, страны заинтересованы в создании национальных систем спутникового мониторинга. Например, в Мексике в 1999 году внедрена система обнаружения горячих точек (в качестве индикатора возможных лесных пожаров) с использованием

дневных и ночных изображений с датчиков на спутниках NOAA, а в настоящее время рассматривается возможность создания национальной системы [21].

Данная проблема характерна и для Российской Федерации. В настоящее время в России планируется создание национальной аэрокосмической системы наблюдения Земли — Многоцелевой аэрокосмической системы прогнозного мониторинга¹¹. Однако на данный момент реальная альтернатива использования источников, отличных от использованных в данном исследовании, отсутствует.

В качестве выходных данных предлагаемый метод предусматривает формирование оперативного прогноза динамики развития пожара в виде визуального изображения — карты местности с выделенной областью с координатами области распространения пожара во времени.

Общая логическая схема разработанного метода оперативного прогнозирования динамики лесного пожара при нестационарности и неопределенности на базе сверточной нейронной сети представлена на рисунке 1.

Метод оперативного прогнозирования динамики лесных пожаров при нестационарности и неопределенности, основанный на сверточной нейронной сети, включает следующие этапы:

Этап 1 (ввод данных) — ввод визуальных данных;

Этап 2 (предварительная обработка) — предварительная обработка входных визуальных данных для исключения искаженных элементов входного изображения;

Этап 3 (построение и настройка сверточной нейронной сети) — построение сети с последующим обучением методом обратного распространения ошибки;

Этап 4 (оперативный прогноз лесного пожара) — выявление зависимостей влияния факторов окружающей среды, характера лесных насаждений и вида пожара на динамику развития лесного пожара и (с применением выявленных зависимостей) формирование оперативного прогноза динамики лесного пожара.

Главной особенностью предложенного метода является построение дерева сверточных нейронных сетей как ориентированного ациклического графа для анализа значительного количества визуальных данных. Данный граф включает один корневой узел — сеть CNN, выполняющий последний этап прогнозирования, и три промежуточных узла — сети CNNs,

⁷ <https://jointmission.gsfc.nasa.gov/viirs.html>

⁸ <https://firms.modaps.eosdis.nasa.gov/>

⁹ <https://www.ventusky.com/>

¹⁰ <http://maps.elie.ucl.ac.be/CCI/viewer/>

¹¹ <http://russianspacesystems.ru/bussines/bezopasnost/maksm/>

Рис. 1. Общая логическая схема метода оперативного прогнозирования динамики лесных пожаров (C1, Cn – слои свертки; S1, Sn – субдискретизирующие слои; FS – полносвязный слой)

где формируются зависимости влияния факторов окружающей среды, характера лесных насаждений и вида пожара на динамику развития лесного пожара.

Таким образом, выполнена разработка метода оперативного прогнозирования динамики лесных пожаров в условиях нестационарности и неопределенности на основе передовых информационных технологий – искусственного интеллекта и глубокого машинного обучения (сверточной нейронной сети). Этот тип сети позволяет анализировать визуальные данные, определять ключевые зависимости распространения лесного пожара от факторов окружающей среды, характера лесных насаждений

и типа лесных пожаров и формировать оперативный прогноз развития пожара. Главной особенностью предложенного метода является построение дерева сверточных нейронных сетей.

3. Построение визуальной базы данных о динамике лесных пожаров

Поскольку качество сверточной нейронной сети зависит от набора данных, на базе которых производится построение и обучение сети, необходимо формирование соответствующей базы данных. Для этого выполнен анализ моделей баз данных (иерархической, сетевой, реляционной, постреля-

Рис. 2. Космоснимки территории, охваченной лесным пожаром (вблизи села Токма, Иркутская область, РФ, 58°15'36" с. ш. 105°52'24" в. д.):

- a) 16:00 GMT, 11.05.2018; VIRS 375 м
- b) 12:30 GMT, 12.05.2018; VIRS 375 м;
- c) 13:48 GMT, 13.05.2018; VIRS 375 м
- d) 14:42 GMT, 21.05.2018; VIRS 375 м

ционной, объектно-ориентированной, многомерной и объектно-реляционной) с использованием метода экспертного ранжирования и модифицированного метода анализа иерархий. На основе требований к формируемой базе данных (большой объем данных, визуальные данные, возмож-

ность быстрого построения/модификации базы с минимальными временными и вычислительными затратами, минимальные временные и вычислительные затраты при работе с базой) предложено разработать реляционную модель базы данных о динамике лесных пожаров.

Выполнено построение базы визуальных данных о динамике развития лесных пожаров, элементами которой являются таблицы «Лесной пожар», «Факторы окружающей среды» и «Характер лесных насаждений». Таблица «Лесной пожар» предназначена для хранения и вывода в удобном для пользователя виде визуальных данных о развитии пожара во времени, таблица «Факторы окружающей среды» — визуальных данных о факторах окружающей среды, а таблица «Характер лесных насаждений» — визуальных данных о характере лесных насаждений. Созданная база данных охватывает период с 2018 года, а географически — все страны мира. Кроме того, данная база постоянно пополняется. Для оптимизации работы пользователей с базой выполнено формирование соответствующих форм и запросов.

Пример визуальных данных приведен на *рисунке 2*, где представлено наглядное изменение динамики развития пожара в течение четырех дней в виде космоснимков территории (2а, I; 2б, I; 2с, I; 2д, I) с использованием карты Blue Marble (разрешение снимков — 1000 м). Также для наглядности приведены космоснимки территории (2а, II; 2б, II; 2с, II; 2д, II) с использованием карты Topographic (разрешение снимков — 10 000 м) и добавлен условный знак ориентации в пространстве.

Кроме того, для облегчения работы пользователей с данными предполагается создание web-приложения. В настоящее время планируется защита результатов интеллектуальной деятельности посредством подачи заявки на государственную регистрацию базы данных.

Заключение

В ходе исследования выполнен анализ существующих отечественных и зарубежных моделей прогнозирования распространения лесных пожаров. На основе результатов анализа выявлены основные

ограничения применения моделей в условиях реального пожара: высокая степень динамичности и неопределенности входных параметров, необходимость обеспечения минимального времени сбора и ввода входных параметров, а также минимизация времени отклика модели. Обоснована необходимость применения инструментария искусственных нейронных сетей (сверточной нейронной сети) для решения проблемы прогнозирования динамики распространения лесного пожара: возможность формирования прогноза в сложных условиях реального пожара, а также возможность минимизации временных затрат за счет распараллеливания высокопроизводительных вычислений.

Разработан метод оперативного прогнозирования динамики лесных пожаров в условиях нестационарности и неопределенности с использованием сверточной нейронной сети. Описана общая логическая схема разработанного метода (*рисунк 1*). Главной особенностью предложенного метода является построение дерева сверточных нейронных сетей как ориентированного ациклического графа для анализа значительного количества визуальных данных. Данный граф включает один корневой узел — сеть CNN, выполняющий последний этап прогнозирования, и три промежуточных узла — сети CNNs, где формируются зависимости влияния факторов окружающей среды, характера лесных насаждений и вида пожара на динамику его развития.

Выполнен анализ существующих моделей баз данных и выбран предпочтительный вариант модели базы данных о динамике лесных пожаров — реляционной базы данных. Выполнено построение базы визуальных данных о динамике развития лесных пожаров, элементами которой являются таблицы «Лесной пожар», «Факторы окружающей среды» и «Характер лесных насаждений». Для оптимизации работы пользователей с базой реализованы соответствующие формы и запросы. ■

Литература

1. Forest fires in Europe, Middle East and North Africa 2016. JRC Science for Policy Report. Luxembourg: European Commission, 2017. [Электронный ресурс]: http://effis.jrc.ec.europa.eu/media/cms_page_media/40/Forest_fires_in_Europe_Middle_east_and_North_Africa_2016_final_pdf_JZU7HeL.pdf (дата обращения 03.08.2018).
2. Assessment of crown fire initiation and spread models in Mediterranean conifer forests by using data from field and laboratory experiments / F.R. Silva [et al.] // Forest Systems. 2017. Vol. 26. No. 2. [Электронный ресурс]: <http://revistas.inia.es/index.php/fs/article/view/10652> (дата обращения 18.10.2018).
3. Sullivan A.L. Wildland surface fire spread modelling, 1990–2007. 1: Physical and quasi-physical models // International Journal of Wildland Fire. 2009. No. 18. P. 349–368.
4. Sullivan A.L. Wildland surface fire spread modelling, 1990–2007. 2: Empirical and quasi-empirical models // International Journal of Wildland Fire. 2009. No. 18. P. 369–386.

5. Sullivan A.L. Wildland surface fire spread modelling, 1990–2007. 3: Simulation and mathematical analogue models // *International Journal of Wildland Fire*. 2009. No. 18. P. 387–403.
6. Ходаков В.Е., Жарикова М.В. Лесные пожары: методы исследования. Херсон: Гринь Д.С., 2011.
7. Filippi J.B., Mallet V., Nader B. Evaluation of forest fire models on a large observation database // *Natural Hazards and Earth System Sciences*. 2014. Vol. 14. No. 11. P. 3077–3091. [Электронный ресурс]: <https://www.nat-hazards-earth-syst-sci.net/14/3077/2014/> (дата обращения 18.10.2018).
8. Perminov V., Goudov A. Mathematical modeling of forest fires initiation, spread and impact on environment // *International Journal of GEOMATE*. 2017. Vol. 13. No. 35. P. 93–99. [Электронный ресурс]: <http://www.geomatejournal.com/sites/default/files/articles/93-99-6704-Valeriy-July-2017-35-a1.pdf> (дата обращения 18.10.2018).
9. Graf R. A forest-fire model on the upper half-plane // *Electronic Journal of Probability*. 2014. No. 19. P. 1–27. [Электронный ресурс]: https://projecteuclid.org/download/pdf_1/euclid.ejp/1465065650 (дата обращения 18.10.2018).
10. Lawson B.D., Armitage O.B., Hoskins W.D. Diurnal variation in the Fine Fuel Moisture Code: Tables and computer source code // *FRDA Report 245*. Victoria, B.C.: Canadian Forest Service, Pacific Forestry Center, 1996. [Электронный ресурс]: <https://www.for.gov.bc.ca/hfd/pubs/Docs/Frr/FRR245.pdf> (дата обращения 18.10.2018).
11. Гришин А.М. Математическое моделирование лесных пожаров и новые способы борьбы с ними. Новосибирск: Наука, Сибирское отделение, 1992.
12. Коморовский В.С., Доррер Г.А. Методика расчета параметров лесных пожаров как динамических процессов на поверхности земли с использованием данных космического мониторинга // *Вестник Сибирского государственного аэрокосмического университета им. академика М.Ф. Решетнева*. 2010. № 3 (29). С. 47–50.
13. Численное моделирование лесного пожара в лесах Высокоборского лесничества Борского района Нижегородской области / О.И. Рылкова и [др.] // *Современные проблемы науки и образования*. 2013. № 6. [Электронный ресурс]: <http://www.science-education.ru/ru/article/view?id=11671> (дата обращения: 30.05.2018).
14. Масленников Д.А., Катаева Л.Ю. Моделирование лесных пожаров в трехмерной системе координат с учетом рельефа // *Вестник Нижегородского университета им. Н.И. Лобачевского*. 2011. № 4 (5). С. 2338–2340.
15. Перминов В.А. Математическое моделирование возникновения и распространения верховых лесных пожаров в осредненной постановке // *Журнал технической физики*. 2015. Т. 85. № 2. С. 24–30.
16. Ясинский Ф.Н., Потемкина О.В., Сидоров С.Г., Евсеева А.В. Прогнозирование вероятности возникновения лесных пожаров с помощью нейросетевого алгоритма на многопроцессорной вычислительной технике / *Вестник ИГЭУ*. 2011. № 2. [Электронный ресурс]: http://ispu.ru/files/str.82-84_0.pdf (дата обращения: 31.03.2018).
17. Vahidnia M.H., Alesheikh A.A., Behzadi S., Salehi S. Modeling the spread of spatio-temporal phenomena through the incorporation of ANFIS and genetically controlled cellular automata: a case study on forest fire // *International Journal of Digital Earth*. 2013. Vol. 6. No. 1. P. 51–75.
18. Krizhevsky A., Sutskever I., Hinton G. ImageNet classification with deep convolutional neural networks // *Advances in Neural Information Processing Systems 25: 26th Annual Conference on Neural Information Processing Systems 2012 (NIPS 2012)*. Lake Tahoe, US. 3–8 December 2012. P. 1097–1105. [Электронный ресурс]: <https://www.cs.toronto.edu/~fritz/absps/imagenet.pdf> (дата обращения: 03.08.2018).
19. Hamed H.A., Elnaz J.H. Guide to convolutional neural networks. A practical application to traffic-sign detection and classification. Springer International Publishing, 2017.
20. Babu S., Roy A., Prasad R.C. Forest fire risk modeling in Uttarakhand Himalaya using TERRA satellite datasets // *European Journal of Remote Sensing*. 2016. No. 49. P. 381–395. [Электронный ресурс]: <https://doi.org/10.5721/EuJRS20164921> (дата обращения 18.10.2018).
21. Spatial modeling of forest fires in Mexico: An integration of two data sources / J.M. Zuniga-Vasquez [et al.] // *BOSQUE*. 2017. Vol. 38. No. 3. P. 563–574. [Электронный ресурс]: <https://scielo.conicyt.cl/pdf/bosque/v38n3/art14.pdf> (дата обращения 18.10.2018).

The use of convolutional neural networks to forecast the dynamics of spreading forest fires in real time¹²

Tatiana S. Stankevich

*Associate Professor, Department of Technosphere Safety
Kaliningrad State Technical University
Address: 1, Sovietsky Prospect, Kaliningrad, 236022, Russia
E-mail: tatiana.stankevich@klgtu.ru*

¹² This study was supported by the Russian Foundation for Basic Research, project No. 18-37-00035 “On the dependence of the dynamics of the development of forest fires on the influence of environmental factors, the nature of forest plantations and the type of fire under conditions of nonstationarity and uncertainty”

Abstract

This work focuses on the relevant task of increasing the efficiency of forecasting the dynamics of forest fires spreading in real time. To address the problem, it was proposed to develop a method for operational forecasting the forest fire spread dynamics in the context of unsteadiness and uncertainty based on some advanced information technologies, i.e. artificial intelligence and deep machine learning (the convolutional neural network). As part of the research, both domestic and foreign models for the spread of forest fires were evaluated, and the key limitations of using models in real fire conditions were identified (high degree of dynamism and uncertainty of input parameters, the need to ensure minimum collection time and input parameters, as well as minimum response time of the model). Based on the data obtained, the need to use artificial neural network tools to solve the problem of predicting the forest fire's spread dynamics was substantiated. A general logic diagram of the method for forecasting the forest fire dynamics in real time has been developed, the main feature of which is the construction of a tree of convolutional neural networks. To enhance the quality of learning convolutional neural networks that implement the function of predicting the spread of forest fires, we propose to create a database of forest fire dynamics.

Key words: forest fire; database; visual data; artificial intelligence; deep machine learning; convolutional neural network; big data; real-time forecasting.

Citation: Stankevich T.S. (2018) The use of convolutional neural networks to forecast the dynamics of spreading forest fires in real time. *Business Informatics*, no. 4 (46), pp. 17–27. DOI: 10.17323/1998-0663.2018.4.17.27

References

1. European Commission (2017) *Forest fires in Europe, Middle East and North Africa 2016. JRC Science for Policy Report*. Available at: http://effis.jrc.ec.europa.eu/media/cms_page_media/40/Forest_fires_in_Europe_Middle_east_and_North_Africa_2016_final_pdf_JZU7HeL.pdf (accessed 03 August 2018).
2. Silva F.R., Guijarro M., Madrigal J., Jimenez E., Molina J.R., Hernando C., Velez R., Vega J.A. (2017) Assessment of crown fire initiation and spread models in Mediterranean conifer forests by using data from field and laboratory experiments. *Forest Systems*, vol. 26, no. 2. Available at: <http://revistas.inia.es/index.php/fs/article/view/10652> (accessed 18 October 2018).
3. Sullivan A.L. (2009) Wildland surface fire spread modelling, 1990–2007. 1: Physical and quasi-physical models. *International Journal of Wildland Fire*, no. 18, pp. 349–368.
4. Sullivan A.L. (2009) Wildland surface fire spread modelling, 1990–2007. 2: Empirical and quasi-empirical models. *International Journal of Wildland Fire*, no. 18, pp. 369–386.
5. Sullivan A.L. (2009) Wildland surface fire spread modelling, 1990–2007. 3: Simulation and mathematical analogue models. *International Journal of Wildland Fire*, no. 18, pp. 387–403.
6. Khodakov V.E., Zharikova M.V. (2011) *Lesnye pozhary: metody issledovaniya* [Forest fires: research methods]. Kherson: Grin' D.S. (in Russian).
7. Filippi J.B., Mallet V., Nader B. (2014) Evaluation of forest fire models on a large observation database. *Natural Hazards and Earth System Sciences*, vol. 14, no. 11, pp. 3077–3091. Available at: <https://www.nat-hazards-earth-syst-sci.net/14/3077/2014/> (accessed 18 October 2018).
8. Perminov V., Goudov A. (2017) Mathematical modeling of forest fires initiation, spread and impact on environment. *International Journal of GEOMATE*, vol. 13, no. 35, pp. 93–99. Available at: <http://www.geomatejournal.com/sites/default/files/articles/93-99-6704-Valeriy-July-2017-35-a1.pdf> (accessed 18 October 2018).
9. Graf R. (2014) A forest-fire model on the upper half-plane. *Electronic Journal of Probability*, no. 19, pp. 1–27. Available at: https://projecteuclid.org/download/pdf_1/euclid.ejp/1465065650 (accessed 18 October 2018).
10. Lawson B.D., Armitage O.B., Hoskins W.D. (1996) *Diurnal variation in the Fine Fuel Moisture Code: Tables and computer source code. FRDA Report 245*. Victoria, B.C.: Canadian Forest Service, Pacific Forestry Center. Available at: <https://www.for.gov.bc.ca/hfd/pubs/Docs/Frr/FRR245.pdf> (accessed 18 October 2018).
11. Grishin A.M. (1992) *Matematicheskoe modelirovanie lesnykh pozharov i novye sposoby bor'by s nimi* [Mathematical modeling of forest fires and new ways of fighting them]. Novosibirsk: Nauka, Siberian Branch (in Russian).
12. Komorovsky V.S., Dorner G.A. (2010) Metodika rascheta parametrov lesnykh pozharov kak dinamicheskikh protsessov na poverhnosti zemli s ispol'zovaniem dannykh kosmicheskogo monitoringa [Method of calculating parameters of forest fires as dynamic processes on the earth's surface using space monitoring data]. *Vestnik SibGAU*, no. 3 (29), pp. 47–50 (in Russian).
13. Rylkova O.I., Kataeva L.Yu., Maslennikov D.A., Romanova N.A., Rylkov I.V., Loshchilov A.A. (2013) Chislennoe modelirovanie lesnogo pozhara v lesah Vysokoborskogo lesnichenstva Borskogo rayona Nizhegorodskoy oblasti [Numerical modeling of forest fire in the forests of Vysokoborsky forestry in the Bor District of the Nizhny Novgorod Region]. *Modern Problems of Science and Education*, no. 6. Available at: <http://www.science-education.ru/ru/article/view?id=11671> (accessed 30 May 2018).
14. Maslennikov D.A., Kataeva L.Yu. (2011) Modelirovanie lesnykh pozharov v trekhmernoy sisteme koordinat s uchedom rel'efa [Modeling of forest fires in a three-dimensional coordinate system taking into account the landform]. *Vestnik of Lobachevsky University of Nizhni Novgorod*, no. 4 (5), pp. 2338–2340 (in Russian).

15. Perminov V.A. (2015) Matematicheskoe modelirovanie vozniknoveniya i rasprostraneniya verhovyyh lesnyh pozharov v osrednennoy postanovke [Mathematical modeling of forest fires emergence and spread in the averaged setting]. *Journal of Technical Physics*, vol. 85, no. 2, pp. 24–30 (in Russian).
16. Yasinsky F.N., Potemkina O.V., Sidorov S.G., Evseeva A.V. (2011) Prognozirovanie veroyatnosti vozniknoveniya lesnyh pozharov s pomoshch'yu neyrosetevogo algoritma na mnogoprotsessornoy vychislitel'noy tekhnike [Predicting the probability of forest fires using neural network algorithm and multiprocessor computers]. *Vestnik IGEU*, no. 2. Available at: http://ispu.ru/files/str.82-84_0.pdf (accessed 31 March 2018) (in Russian).
17. Vahidnia M.H., Alesheikh A.A., Behzadi S., Salehi S. (2013) Modeling the spread of spatio-temporal phenomena through the incorporation of ANFIS and genetically controlled cellular automata: a case study on forest fire. *International Journal of Digital Earth*, vol. 6, no. 1, pp. 51–75.
18. Krizhevsky A., Sutskever I., Hinton G. (2012) ImageNet classification with deep convolutional neural networks. *Advances in Neural Information Processing Systems 25: 26th Annual Conference on Neural Information Processing Systems 2012 (NIPS 2012). Lake Tahoe, US. 3–8 December 2012*, P. 1097–1105. Available at: <https://www.cs.toronto.edu/~fritz/absps/imagenet.pdf> (accessed 03 August 2018).
19. Hamed H.A., Elnaz J.H. (2017) *Guide to convolutional neural networks. A practical application to traffic-sign detection and classification*. Springer International Publishing.
20. Babu S., Roy A., Prasad R.C. (2016) Forest fire risk modeling in Uttarakhand Himalaya using TERRA satellite datasets. *European Journal of Remote Sensing*, no. 49, pp. 381–395. Available at: <https://doi.org/10.5721/EuJRS20164921> (accessed 18 October 2018).
21. Zuniga-Vasquez J.M., Cisneros-Gonzalez D., Pompa-Garcia M., Rodriguez-Trejo D.A., Perez-Verdin G. (2017) Spatial modeling of forest fires in Mexico: An integration of two data sources. *BOSQUE*, vol. 38, no. 3, pp. 563–574. Available at: <https://scielo.conicyt.cl/pdf/bosque/v38n3/art14.pdf> (accessed 18 October 2018).