

УДК 630.43 : 681.3

ИССЛЕДОВАНИЕ МЕТОДА АДАПТИВНОГО ПРОГНОЗИРОВАНИЯ РАЗВИТИЯ ЛЕСНЫХ ПОЖАРОВ НА ОСНОВЕ РЕКУРРЕНТНЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

В. И. Козик, Е. С. Нежевенко, А. С. Феоктистов

*Институт автоматизации и электрометрии СО РАН,
630090, г. Новосибирск, просп. Академика Коптюга, 1*

E-mail: nejevenko@iae.nsk.su

Представлено программное обеспечение для реализации модели пожара на базе рекуррентной нейронной сети, позволяющее моделировать процесс его развития в реальном времени. Проведено сравнение качества обычного обучения и с фильтром Калмана на основе экспериментов с нейронной сетью. Показано, что благодаря глобальности связей нейронной сети, моделирующей пожар, последний преодолевает препятствия в виде участка негорючего материала.

Ключевые слова: компьютерное моделирование, лесной пожар, рекуррентная нейронная сеть, усвоение данных, обучение, фильтр Калмана.

Введение. В работе [1] изложена теория метода моделирования динамических процессов на поверхности Земли. Ключевыми моментами метода являются использование нейронных сетей, которые обеспечивают усвоение данных о процессе непосредственно в ходе моделирования, и фильтрации Калмана, позволившей оптимизировать процесс обучения. Были предложены методы построения и обучения нейронной сети с применением фильтра Калмана. Исследованы такие вопросы, как скорость обучения и требуемое число нейронов.

Цель данной работы — исследование предложенного в [1] метода, для чего было создано программное обеспечение, реализующее как сам процесс моделирования, так и способ задания и редактирования параметров нейронной сети, построенной на базе модели пожара, рассмотренной в [2]. Проведено сравнение двух вариантов обучения на основе экспериментов с нейронной сетью. Представлены результаты экспериментального исследования нейросети при различных параметрах, определяющих развитие пожара: характере местности, скорости и направлении ветра, свойствах горючего материала и т. д.

Модель пожара. Математические модели лесных пожаров принято делить на три группы — эмпирические (статистические), полуэмпирические (полуфизические), физические (аналитические). Анализ существующих методов прогноза пожарной опасности показывает, что несмотря на наличие работ, которые довольно полно учитывают весь комплекс физико-химических процессов, протекающих в зоне пожара [3, 4], как в России, так и за рубежом практически все системы оценки лесной пожарной опасности используют либо эмпирические, либо полуэмпирические модели, т. е. имеют под собой слабую физическую основу. Это связано с тем, что физические модели развития пожаров требуют больших вычислительных мощностей, что стало доступно лишь в недавнее время. В качестве базовой математической модели пожара была взята наиболее распространённая на сегодняшний день полуэмпирическая модель развития низовых лесных пожаров Ротермела [2, 5], хо-



Рис. 1

рошо зарекомендовавшая себя в большинстве лесных служб Северной Америки, а после небольшой адаптации успешно применённая и в Европе.

Методика Ротермела с использованием достаточно простых формул отвечает на вопрос, какова прогнозируемая скорость распространения лесного пожара в зависимости от скорости ветра, типа и влагосодержания растительности, а также рельефа местности. На основе входных данных (запас горючего материала, теплотворная способность, влагосодержание, угол склона, скорость ветра и др.), разделённых на несколько типов, рассчитываются промежуточные коэффициенты, характеризующие процессы передачи тепла в слое горючего материала, выходные данные об интенсивности выделения тепла, тепловых потерях, времени горения и, в конечном счёте, скорости распространения пожара (рис. 1).

Программное обеспечение. Для прогнозирования развития пожаров было разработано специализированное программное обеспечение. Программный пакет состоит из четырёх модулей. Основу составляют модули, реализующие функциональность математической модели и нейронной сети, которые в совокупности обеспечивают моделирование пожара. Модуль, реализующий пользовательский интерфейс, даёт возможность просматривать результаты моделирования и корректировать параметры модели в реальном времени, а модуль обучения нейронной сети позволяет производить корректировку синаптических связей нейронов с помощью различных способов обучения. Главное окно программы представлено на рис. 2.

Разработанное программное обеспечение обладает следующим функционалом:

- моделирование поведения пожара в реальном времени (программная реализация математической модели, нейронной сети и представления данных);
- задание и редактирование параметров нейронной сети (интерфейс для быстрого редактирования параметров сети, таких как число нейронов, шаг по радиусу, шаг по углу, начальная позиция и другие);

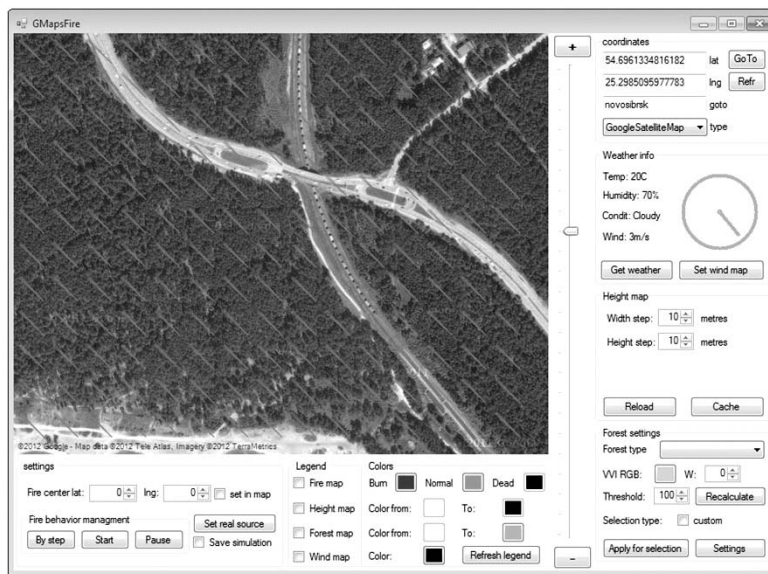


Рис. 2

- задание и редактирование параметров среды, таких как тип леса, влажность, запас горючего материала, глубина его слоя;
- загрузка карт высот склонов местности (средства получения информации из ГИС о рельефе местности, на которой проводилось моделирование);
- задание направления и скорости ветра, расчёт карты ветров на основе информации о рельефе;
- визуализация процесса развития пожара (возможность просматривать и сохранять текущую картину пожара);
- загрузка реального состояния пожара с фотоснимков и интеграция с результатами, полученными в процессе моделирования;
- возможность быстрого сравнения реального фронта пожара и фронта, полученного в ходе моделирования.

Процесс прогнозирования состоит из нескольких последовательных этапов: ввод, загрузка информации, требуемой для работы модели, моделирование фиксированного по времени шага, сравнение результатов прогноза с реальными данными, корректировка параметров модели путём обучения нейронной сети на основе разницы реального и спрогнозированного результатов, применение обновлённой модели для прогнозирования и переход к следующему шагу. Каждый этап использует как некоторые общие (например, карту рельефа местности), так и индивидуальные данные (например, алгоритмы процедур коррекции).

Для работы с входными данными была предложена модель послойного представления, в которой все входные данные делятся на несколько тематических слоёв (рис. 3). Самый нижний слой — карта склона (карта высот местности). Информация о рельефе может быть взята из ГИС (например, карты Google Maps позволяют получить эту информацию с точностью до 1 м). Следующий слой — карта ветра. На основании метеорологических систем и расчёта распределения потоков воздуха на конкретной местности можно получить подробную карту распределения скорости и направления ветра над каждым участком поверхности. Наиболее важным слоем являются параметры среды, куда входит информация о типе леса, его плотности, влажности, высоте и др. Несмотря на это, информацию о нём получить сложнее всего. Общепринятый способ заключается в сборе таксонометричес-

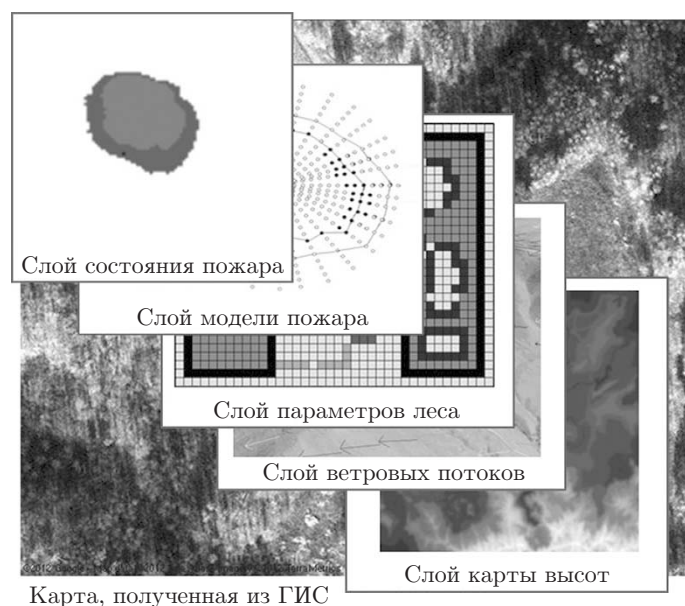


Рис. 3

ких данных о составе леса вручную. Другой, менее эффективный способ с точки зрения достоверности полученной информации — оценка типа леса по снимкам со спутников и самолётов с учётом погодных условий. Следующий слой — это непосредственно нейронная сеть, интегрированная с математической моделью, которая, исходя из данных, полученных с предыдущих слоёв, производит моделирование пожара. Верхним слоем является карта текущего состояния пожара.

Ключевой частью прогнозирования считается применение нейронной сети для корректировки параметров математической модели. В качестве нейронной сети используется неполносвязная рекуррентная нейронная сеть, оптимизация её обучения проводится с помощью калмановской фильтрации [1].

Приведём краткое описание алгоритма. Распространение пожара рассматривается в полярной системе координат, причём нейроны располагаются на радиусах системы (их угловой шаг определяется масштабом зоны действия пожара, а шаг по радиусу постоянен). При возбуждении нейрона сигнал передаётся на остальные нейроны. Роль синаптических связей играют каналы (индикатрисы) теплопередачи, а синаптические коэффициенты рассчитываются из параметров среды. Нейроны, находящиеся в состоянии накопления, суммируют полученные сигналы и, если превышен порог активации, переходят в состояние возбуждения. В активном состоянии нейрон пребывает конечное время, также определяемое параметрами среды, после чего он навсегда переходит в неактивное состояние. Таким образом, нейрон отображает текущее состояние соответствующей ему поверхности.

На каждом шаге после расчёта состояния системы производится коррекция синаптических коэффициентов для нейронов, находящихся во фронте пожара. Коррекция осуществляется на основе несвязного расширенного фильтра Калмана. В качестве вектора состояний используются параметры индикатрисы теплопередачи [5], а учёт наблюдений ведётся сравнением рассчитанного состояния с действительным развитием пожара. Разница между их фронтами минимизируется путём коррекции вектора состояний. Однако основным недостатком калмановской фильтрации в данном случае является время обучения [1].

Для того чтобы увеличить быстродействие обучения, предлагается объединить подход, использующий калмановскую фильтрацию, с простым обучением нейронной сети. На

каждом шаге моделирования для всех активных нейронов вычисляются синаптические коэффициенты с помощью соответствующих им индикатрис, после чего рассчитывается процесс передачи тепла и результат сравнивается с реальным состоянием системы. Если возникает невязка, производится коррекция синаптических коэффициентов до достижения требуемой величины невязки. Таким образом, для каждого нейрона получается набор обновлённых синаптических коэффициентов. Поскольку количество возбуждённых нейронов на луче невелико и исходя из того, что параметры среды меняются плавно, можно допустить идентичность соответствующих им индикатрис. Поэтому после первого этапа обучения параметры индикатрисы для группы нейронов, лежащих на одном луче, обновляются по набору их синаптических коэффициентов с использованием фильтра Калмана. Фильтрация параметров отдельной индикатрисы — менее трудоёмкая процедура по сравнению с применением фильтра ко всей системе индикатрис, как предложено в [1].

Результаты моделирования. С помощью разработанного программного обеспечения было проведено исследование различных методик моделирования пожаров. Для сравнения качества прогнозирования производилось моделирование развития пожара с использованием только математической модели, после чего значения некоторых входных параметров изменялись, а в другие вносился шум. Затем моделирование проходило уже с помощью нейронной сети. Оценивать методы моделирования предложено по двум основным критериям: времени обучения и сходимости спрогнозированного и реального фронтов.

Оценка времени обучения с использованием калмановской фильтрации была дана в [1] и показала, что оно уступает времени простого обучения. Однако при этом калмановская фильтрация производит обучение за одну итерацию, в то время как число итераций при простом обучении не фиксировано и может в некоторых случаях составлять довольно большую величину.

Другим преимуществом калмановской фильтрации является учёт при обучении аналитических зависимостей между входными и выходными параметрами. Данная особенность положительно сказывается на сходимости и стабильности результатов прогноза. На рис. 4–6 приведены результаты сходимости средних значений интенсивности излучения I_R , скорости ветра ω и направления ветра φ для простого обучения и обучения с помощью калмановской фильтрации (кривые 1 — реальные значения, 2 — простое обучение, 3 — калмановская фильтрация).

Видно, что применение калмановской фильтрации имеет результаты сходимости лучше, чем простое обучение. Это обусловлено в первую очередь тем, что фильтр Калма-

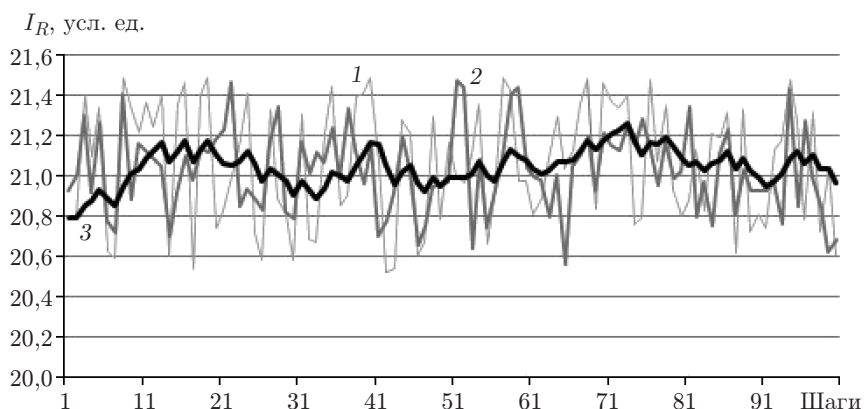


Рис. 4

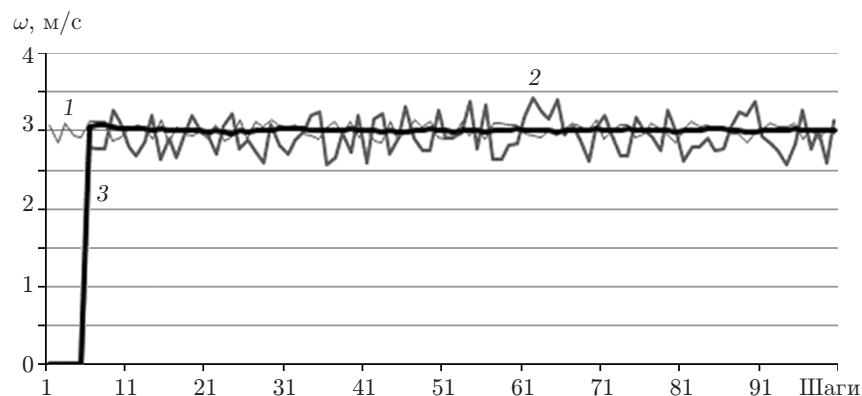


Рис. 5

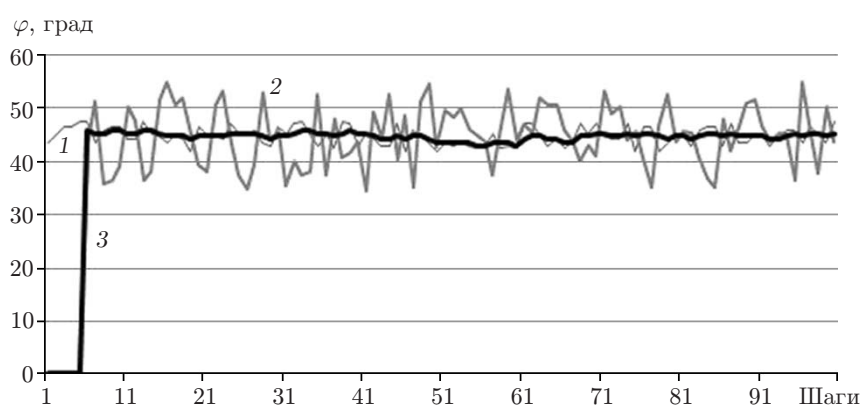


Рис. 6

на учитывает при обучении аналитические зависимости между входными и выходными параметрами, а также тем, что обучение с использованием калмановской фильтрации обладает некоторой инерционностью, что позволяет избежать влияния на прогноз шумов входных данных.

Таким образом, предложенный метод ускорения обучения с применением фильтра Калмана можно признать оправданным, поскольку он имеет хорошую сходимость к истинным данным и работает в условиях зашумлённости входных данных.

Результаты моделирования пожара на реальной местности с равномерным распределением горючего материала показаны на рис. 7. Здесь рельеф местности представлен уровнем яркости, перепад высот составляет 20 м.

На рис. 8 даны результаты моделирования пожара на реальной местности с различным направлением ветра.

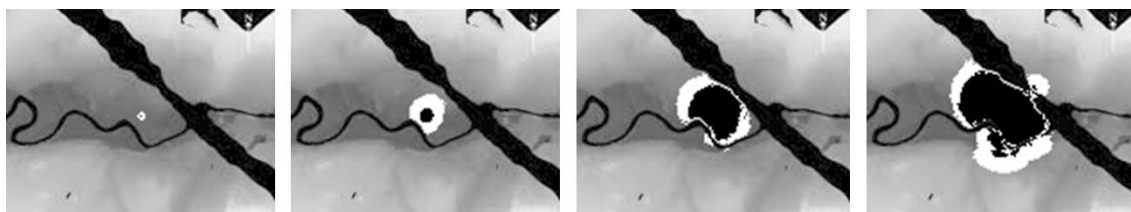
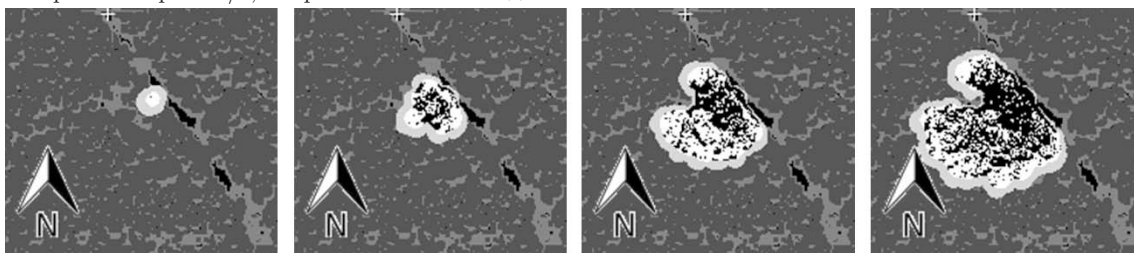
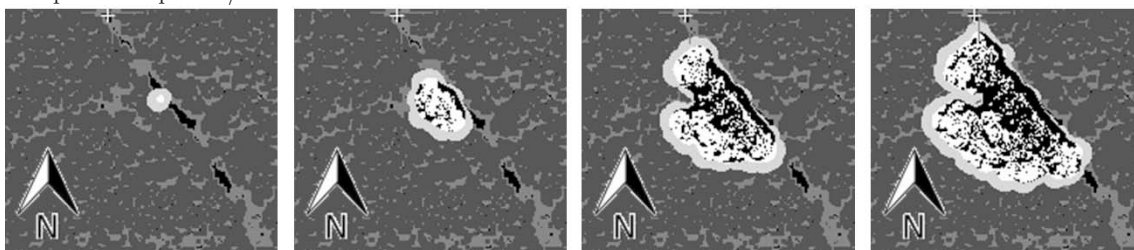


Рис. 7

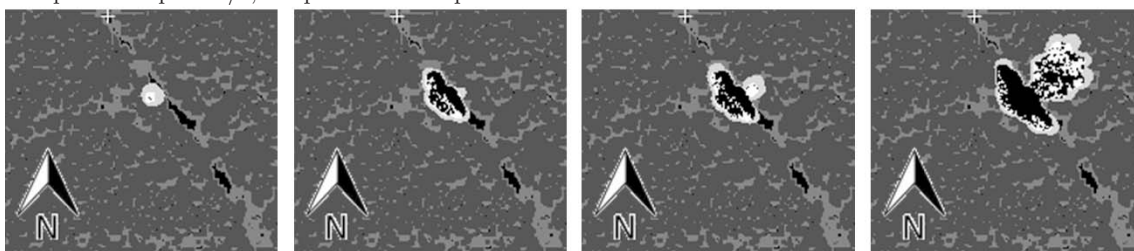
Скорость ветра 1 м/с, направление юго-западное



Скорость ветра 0 м/с



Скорость ветра 3 м/с, направление северо-восточное



■ лес ■ травяное покрытие ■ земля и сгоревшие участки □ горящие участки ■ нагревающиеся участки

Рис. 8

Заключение. В предлагаемой работе представлено программное обеспечение для построения модели пожара, позволяющее моделировать процесс его развития в реальном времени. Возможно интерактивное редактирование модели, в результате которого оперативно проверяется эффективность мероприятий, обеспечивающих борьбу с пожаром (вырубку леса, прорывку рвов, создание встречного пожара и т. д.). Поскольку скорость принятия решений и их качество имеют при борьбе с пожаром решающее значение, проведено сравнение качества обучения обычного и с фильтром Калмана; показано, что последнее обеспечивает лучшие сходимость и стабильность процесса обучения. На модельных экспериментах определены варианты развития пожара при различных скоростях ветра, рельефах местности. В частности, продемонстрировано, что благодаря глобальности связей нейронной сети, моделирующей пожар, последний преодолевает препятствие в виде участка негорючего материала (например, рва, реки и т. д.). Представляется, что разработанная модель может весьма эффективно использоваться для борьбы с пожарами при условии непрерывного контроля процесса его развития с помощью аэро- или космической съёмки области пожара.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Козик В. И., Нежевенко Е. С., Феоктистов А. С. Адаптивное прогнозирование развития лесных пожаров на основе рекуррентных нейронных сетей // Автометрия. 2013. 49, № 3. С. 44–55.

2. **Rothermel R. C.** A mathematical model for predicting fire spread in wildland fuels. Res. Paper INT-115. Ogden, USA: Intermountain Forest and Range Experiment Station, 1972. 40 p.
3. **Конев Э. В.** Физические основы горения растительных материалов. Новосибирск: Наука, 1977. 102 с.
4. **Гришин А. М., Грузин А. Д., Зверев В. Г.** Математическое моделирование процесса распространения верховых лесных пожаров // ДАН СССР. 1983. **269**, № 4. С. 822–826.
5. **Доррер Г. А.** Динамика лесных пожаров. Новосибирск: Изд-во СО РАН, 2008. 402 с.

Поступила в редакцию 24 июня 2013 г.
