

нальной научно-практической конференции урологов Сибири. Актуальные вопросы диагностики и лечения урологических заболеваний. – Барнаул: АГМУ, 2011. С. 33-34.

Construction of regression model based on neural network in the problem of human ecology

Irina Alexandrovich Mil'kova, graduate student, Department of Applied Mathematics and Computer Security Siberian Federal University.

Luis Cadena, graduate student, Department of Applied Mathematics and Computer Security Siberian Federal University.

Konstantin Vasil'evich Simonov, leader researcher of Institute of Computational modelling of the Siberian Branch of the Russian Academy of Sciences.

This paper proposes a computational method to establish the incidence of regression depending on the factors of the natural and social environment on the basis of neural network modeling of observational data. The neural network models and numerical experiments for a comparative analysis of the observational data of diseases specific groups with a change in the natural and social environment are constructed.

Keywords: ecological passport, ekologo-economic indicators, program cover, ecological factors, neuron network models, incidence assessment

УДК 519.6

**ПРОГНОЗИРОВАНИЕ РАЗВИТИЯ ЛЕСНЫХ ПОЖАРОВ
НА ОСНОВЕ АЭРОКОСМИЧЕСКОГО МОНИТОРИНГА**

Евгений Семенович Нежевенко, д.т.н., в.н.с.

Тел.: 8383 3308453, e-mail: nejevenko@iae.nsk.su

Виктор Иванович Козик, к.т.н., с.н.с.

Тел.: 8383 3308453, e-mail: kozik@iae.nsk.su

Артем Сергеевич Феоктистов, аспирант

Тел.: 8383 3308453, e-mail: feoktistov.artem@gmail.com

*Институт автоматизирующей и электротехники СО РАН
iae.nsk.su*

Предложен метод моделирования динамического процесса на поверхности Земли - лесного пожара – с помощью рекуррентной нейронной сети. Описан процесс обучения нейронной сети, аналогичный процессу усвоения данных в ГИС-технологиях. Предложен метод ускорения обучения нейронной сети путём использования Калмановской фильтрации. Проанализирована эффективность её применения. Представлено программное обеспечение для реализации модели пожара на базе рекуррентной нейронной сети, позволяющее моделировать процесс его развития в реальном времени.

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

Введение

Снижение ущерба, наносимого лесными пожарами, требует не только эффективных методов борьбы с ними, но и разработки эффективных методов предсказания их поведения. Существуют различные модели, однако неопределённость параметров среды не всегда позволяет получить результаты с необходимой точностью. В таких случаях для решения поставленной задачи предложено использование нейронных сетей [1]. Главной особенностью такого представления является возможность обучения нейронной сети путём использования в качестве обучающего материала результатов наблюдения за процессом развития пожара (оптического, радиолокационного и др.). В географических информационных системах это называется процессом усвоения дан-

ных. Предложенная методика подходит не только для прогнозирования поведения пожара, но и многих других процессов, происходящих на поверхности земли, таких как наводнения, разливы нефти, цунами и др.



Е.С. Нежевенко

В отличие от известных методов, которые работают только тогда, когда пространственный процесс является непрерывным, предложенный метод позволяет производить моделирование и в тех случаях, когда процесс таковым не является (так, в случае пожара в качестве элементов разрыва могут выступать овраги и реки, возникшие на пути распространения фронта). Благодаря этой особенности, предложенный метод позволяет не только производить прогнозирование развития процесса, но и оценивать эффективность мер устранения наносимого им ущерба до их непосредственного применения (моделирование искусственно выкопанных рвов для задержки распространения пожара). Таким образом, все это направлено на то, чтобы с максимальной эффективностью спрогнозировать результат вмешательства человека в развитие пожара с целью минимизации ущерба, наносимого его развитием.



В.И. Козик

Модель пожара

Всю область пожара разобьём на ячейки - сегменты среды, в пределах которых горючий материал можно считать однородным. Каждая ячейка может находиться в трёх состояниях: горение – когда ячейка горит и излучает тепло на соседние ячейки; предзагорание – когда ячейка ещё не горит, но накапливает тепло от горящих ячеек; латентное состояние – когда ячейка полностью сгорела и загореться не может. Передача излучаемого тепла, время горения, кол-во тепла, необходимого для воспламенения ячейки, рассчитываются с использованием полуэмпирической математической модели Ротермелла [2]. В качестве базовой математической модели пожара было решено использовать эту модель в связи с тем, что она хорошо зарекомендовала себя в большинстве лесных служб Северной Америки, также после небольшой адаптации была успешно применена и в Европе.



А.С. Феоктистов

Распространение пожара будем рассматривать в полярной системе координат, причём нейроны, соответствующие ячейкам, будут располагаться на радиусах системы (их угловой шаг определяется масштабом зоны действия пожара, шаг нейронов по радиусу примем равномерным). Функция активации каждого нейрона напрямую зависит от индикатрисы теплопередачи ячейки и в цилиндрической системе координат имеет вид:

$$w(\rho) = \frac{1}{1 + \rho^2}, \rho = \frac{z_0 - z}{1 + e \cos(\varphi - \varphi_0)}, \quad (1)$$

где z_0 – максимальное значение функции активации, определяемое температурой горения (т.е. степенью активности излучающего нейрона), φ_0 – угол наклона большой оси эллипса индикатрисы теплопередачи, определяемый направлениями ветра и склона, e – эксцентриситет эллипса индикатрисы, определяемый силой ветра и величиной склона, φ, z – текущие координаты. Фигура, описываемая выражением (1) – это функция Коши, сечениями которой являются эллипсы, длина осей, эксцентриситет и ориентация осей которых определяется горючим материалом, направлением и силой ветра и характером склона горящей площадки.

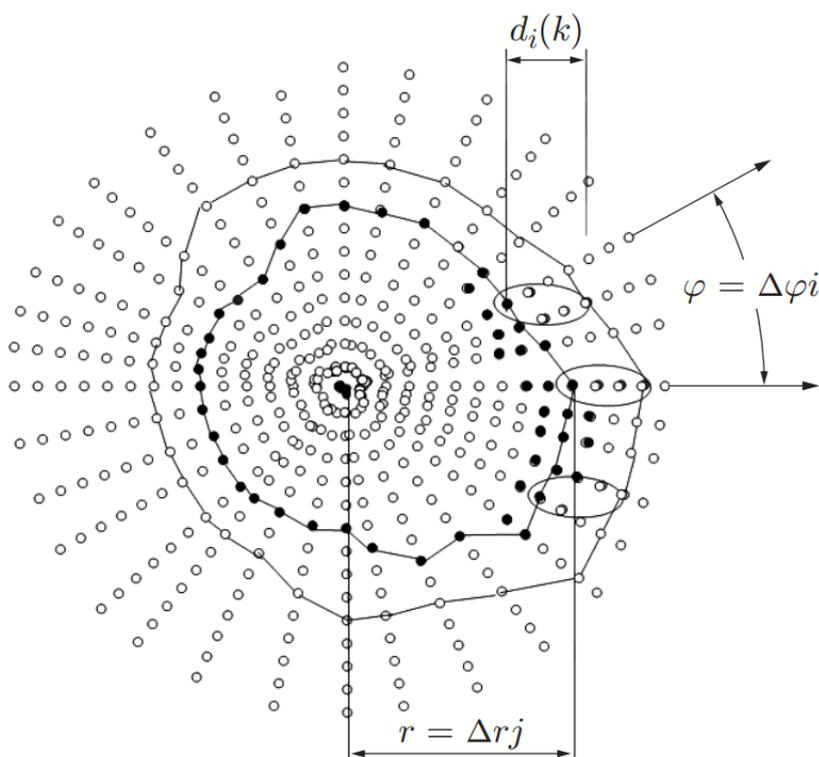


Рис.1. Нейронная сеть

Схема нейронной сети с привязкой её к области пожара представлена на рис.1. В полярной системе координат (r, φ) координаты нейронов определяются $\varphi = \Delta\varphi \cdot i$, где i – номер луча, на котором располагаются нейроны N_{ij} ($i=1 \dots n_l$), а $r = \Delta r \cdot j$ – радиальная координата нейрона. Общее число нейронов в сети n . Сигналы, циркулирующие в нейронной сети, пропорциональны тепловым потокам в области пожара, в дальнейшем для краткости мы будем называть их тепловыми потоками. Суммарное тепловое поле, накапливаемое нейроном N_{ij} , будет

$$I_{ij} = \sum_{i,j}^{n_a} I_{ij} w_{ij}(\rho) \quad (2)$$

здесь I_{ij} – тепловой поток, создаваемый горячей ячейкой, соответствующей нейрону N_{ij} , $w_{ij}(\rho)$ – индикатриса теплопередачи, определяющая, от каких нейронов и с каким весом интегрируются тепловые потоки в нейроне, n_a – число активных нейронов.

Таким образом, функции активации возбуждённых нейронов суммируются, что соответствует увеличению энтальпии соответствующего участка, после чего результат суммирования сравнивается с пороговым значением, определяемым числовой характеристикой возгорания участка: характером растительности, влагосодержанием и т.д. Когда суммарный тепловой поток нейрона N_{ij} превысит порог, определяемый характером материала и влажностью участка, соответствующего этому нейрону, происходит воспламенение и нейрон переходит в стадию возбуждения. Каждый из n_a возбуждённых нейронов на i -м луче образует систему синаптических связей с соседними нейронами в соответствии с индикатрисой теплопередачи $w_{ij}(\rho)$. Параметры этой индикатрисы определяются скоростью ветра ω , углом склона s , характером горючего материала.

На каждом этапе точки контура пожара будут перемещаться по лучам на величину d_i . На эту же величину будут по лучам перемещаться и два слоя нейронов: слой возбуждённых нейронов, соответствующих горящему участку, и слой нейронов возбуждаемых, соответствующий участкам, накапливающим тепло. Что касается всех остальных участков, то они либо сгорели, либо ещё не нагреваются и интереса для нас не представляют. В то же время результаты наблюдения (аэро- или космического) дают истинное перемещение точки пожара по i -му лучу d_i^* . Традиционное обучение нейронной сети состоит в корректировке синаптических связей (обучении сети) до тех

пор, пока не выполнится $(d_i - d_i^*)^2 < \varepsilon$. Однако такое обучение не учитывает модель нейронной сети и поэтому происходит очень медленно. Ускорить обучение можно путём применения Калмановской фильтрации [3].

Калмановская фильтрация

Начнём её объяснение с описания движения фронта пожара в рамках пространства состояний. Очень важным является вопрос о том, что взять в качестве компонентов вектора состояния системы. Можно в качестве таковых использовать параметры внешней среды, определяющие движение фронта по лучам на n -м этапе – это направление и скорость ветра, влажосодержание, возможны и другие параметры в зависимости от используемой модели. Другой подход – взять в качестве компонентов вектора состояния параметры индикатрисы теплопередачи: если считать её эллипсом, то такими компонентами могут быть большая и малая полуоси, угол наклона большой оси [4]. Мы будем использовать второй вариант, поскольку он лучше характеризует нейронную сеть: зная параметры индикатрис можно сразу же построить синаптические связи. Будем считать, что для i -го луча in -го шага для всех k нейронов луча вектор состояния будет одинаков. Тогда в глобальной модели сети размерность вектора состояния $W(n)$ будет $z = p \cdot s$, где s - число параметров. Размерность вектора измерения $d(n)$ – p , по числу лучей. Перемещение фронта описывается выражением:

$$d_i(n) = C(W(n), \beta(n)) + \beta(n) \quad (3)$$

где $\beta(n)$ – вектор погрешности измерений, C – нелинейность при измерении.

Предполагается, что погрешность измерений $\beta(n)$ имеет нулевое среднее значение и является процессом многомерного белого шума с диагональной матрицей ковариации. Обучение такой нейронной сети будет состоять в корректировке z параметров, цель обучения – минимизация среднего квадрата отклонения $\sum_{i=1}^p (d_i - d_i^*)^2$. Эта корректировка, в свою очередь, приведет к изменению синаптических коэффициентов, которые зависят от параметров. Поскольку связь вектора параметров и вектора наблюдения нелинейная, эта модель соответствует глобальному расширенному фильтру Калмана. Чтобы применить теорию фильтра Калмана [5], линеаризуем уравнение (3), представив его в виде:

$$d_i(n) = CW(n) + \beta(n) \quad (4)$$

где C - матрица измерения линеаризованной модели размерности z на p находится как:

$$C = \begin{bmatrix} \frac{\partial c_1}{\partial w_1} & \frac{\partial c_1}{\partial w_2} & \dots & \frac{\partial c_1}{\partial w_z} \\ \frac{\partial c_2}{\partial w_1} & \frac{\partial c_2}{\partial w_2} & \dots & \frac{\partial c_2}{\partial w_z} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ \frac{\partial c_p}{\partial w_1} & \frac{\partial c_p}{\partial w_2} & \dots & \frac{\partial c_p}{\partial w_z} \end{bmatrix} \quad (5)$$

Такой фильтр требует операций с матрицами большой размерности, поэтому перейдем к модели несвязного расширенного фильтра Калмана. В соответствии с этой моделью выделим p (по числу лучей) групп нейронов. В каждую группу входит: k входных нейронов и g нейронов скрытого слоя, связанных с входными нейронами синаптическими связями, которые определяются параметрами вектора состояния. Основным отличием предлагаемой модели от известных является то, что в ней одни и те же нейроны входят в несколько соседних групп, т.е. группа как бы перемещается по скрытому слою.

Итак, мы подготовили все для применения алгоритма фильтрации Калмана. В частности, для линеаризованной динамической модели

$$\Gamma(n) = \left[\sum_{i=1}^p C_i(n) K_i(n, n-1) C_i^T(n) + R(n) \right]^{-1} \quad (6)$$

$$G_i(n) = K_i(n, n-1) C_i^T(n) \Gamma(n) \quad (7)$$

$$\alpha(n) = d(n) - \hat{d}(n | n-1) \quad (8)$$

$$\hat{w}_i(n+1 \parallel n) = \hat{w}_i(n \parallel n-1) + G_i(n)\alpha(n) \quad (9)$$

$$K_i(n+1, n) = K_i(n, n-1) - G_i(n)C_i(n)K_i(n, n-1) \quad (10)$$

Здесь: C_i – составная часть матрицы C для i -го блока; $\Gamma(n)$ – матрица размерности $p \times p$, представляющая собой глобальный коэффициент передачи для всей сети; $G_i(n)$ – матрица размерности $w_i \times p$, обозначающая коэффициент усиления Калмана для i -й группы составляющих вектора состояния; $\alpha(n)$ – вектор размерности $p \times 1$ – невязка, определяемая как разность между желаемым откликом $d(n)$ линеаризованной системы и его оценкой $d(n \parallel n-1)$, основанной на входных данных, доступных в момент времени $n-1$, оценка рассчитывается по формуле: $d(n \parallel n-1) = C(n) \hat{w}(n \parallel n-1)$;

$\hat{w}_i(n \parallel n-1)$ – вектор размерности $z \times 1$, являющийся оценкой вектора состояния $\hat{w}_i(n)$ для группы i в момент времени n , при наличии наблюдаемых данных вплоть до момента времени $n-1$;

$K_i(n, n-1)$ – матрица размерности $z_i \times z_i$, являющаяся матрицей ковариации ошибок составляющих вектора состояния. Суммирование, выполняемое при вычислении глобального коэффициента передачи $\Gamma(n)$, учитывает несвязную природу расширенного фильтра Калмана:

$$K_i(n, n-1) = E[\varepsilon(n, n-1)\varepsilon^T(n, n-1)],$$

где ошибка вектора состояния $\varepsilon(n, n-1)$ определяется как

$$\varepsilon(n, n-1) = \hat{w}_i(n) - \hat{w}_i(n \parallel n-1);$$

При этом $\Gamma(n)$ связывает ошибку фильтрованной оценки наблюдения и вектор обновления прогноза наблюдения $\alpha(n)$:

$$e(n) = R(n) \Gamma(n) \alpha(n), \text{ где } e(n) = d(n) - \hat{d}(n \parallel n-1)$$

В уравнение (10) целесообразно добавить искусственный шум $\omega_i(n)$ – многомерный белый шум с диагональной ковариационной матрицей $Q_i(n)$. Это снизит вероятность попадания в локальный минимум при обучении. Тогда выражение (10) преобразуется так:

$$K_i(n+1, n) = K_i(n, n-1) - G_i(n)C_i(n)K_i(n, n-1) + Q_i(n) \quad (11)$$

С учётом этого полная процедура расщепленного расширенного фильтра Калмана выглядит следующим образом. Перед началом работы происходит инициализация. Параметры индикатрис теплопередачи задаются согласно имеющимся априорным данным о среде: направлению ветра, влажности, запасу горючего и др. В ковариационной матрице $Q_i(n)$, характеризующей искусственно введённый шум $\omega_i(n)$, диагональные элементы устанавливаются в диапазоне от 0 до 10^{-2} . Начальное значение ковариационной матрицы ошибок $K_i(n, n-1)$ полагаем $K_i(1, 0) = \delta^{-1}I$, где δ – малое положительное число. После чего на каждом шаге прогнозирования последовательно вычисляются рекурсивные соотношения (6), (7), (8), (9), (11). Критерием окончания итераций на n -м цикле является достижение неравенства.

Программное обеспечение

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, позволяет 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, в том числе и Калмановской фильтрации. На рис. 3 представлено главное окно программы.

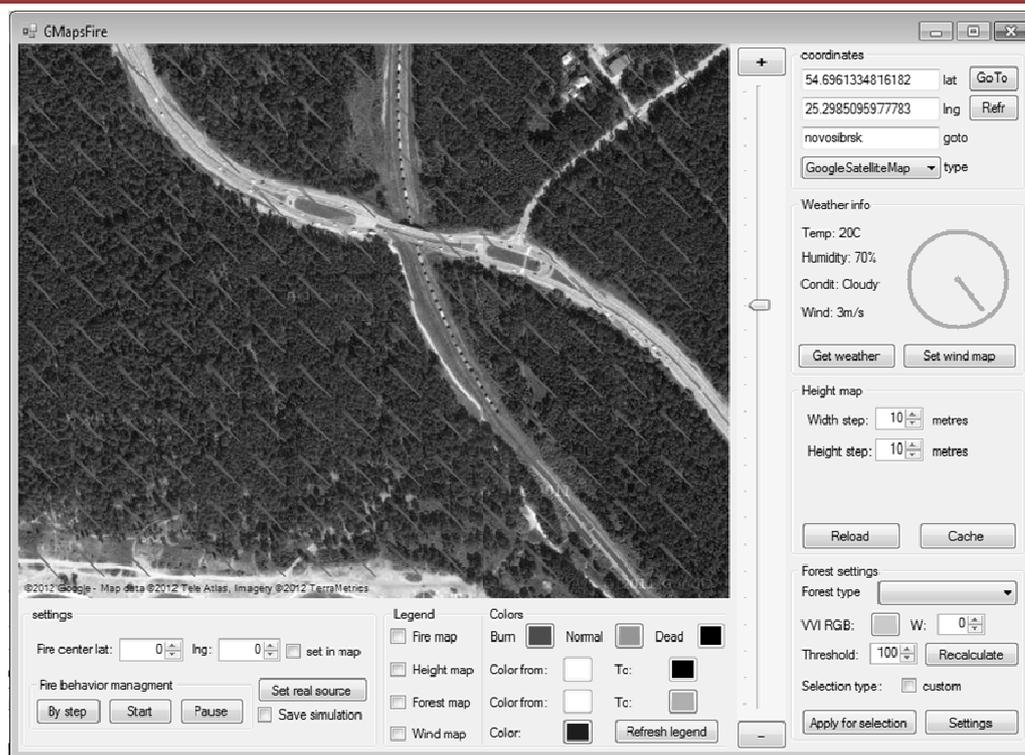


Рис.2. Главное окно программы

Результаты моделирования

С помощью разработанного программного обеспечения было проведено исследование различных методик моделирования пожаров. Сравнение качества прогнозирования осуществлялось следующим образом. Производилось моделирование развития пожара с использованием только математической модели, после чего значения некоторых из входных параметров изменялись, а в другие вносился шум. После этого производилось моделирование уже с использованием нейронной сети. Предложенная нейронная сеть и метод ускорения обучения, основанный на Калмановской фильтрации, продемонстрировали свою эффективность в ходе исследования. На рис. 3 представлены результаты моделирования пожара на реальной местности с равномерным распределением горючего материала. Здесь рельеф местности представлен уровнем яркости, перепад высот составляет 20 метров.

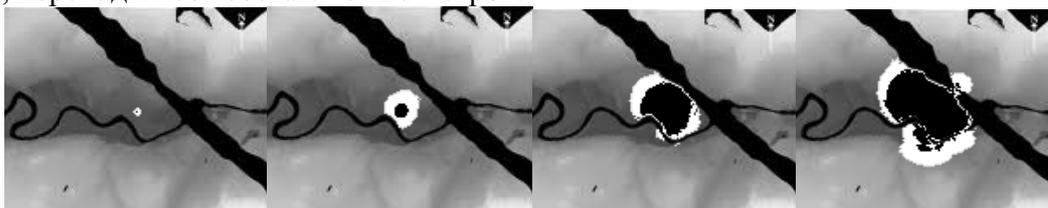


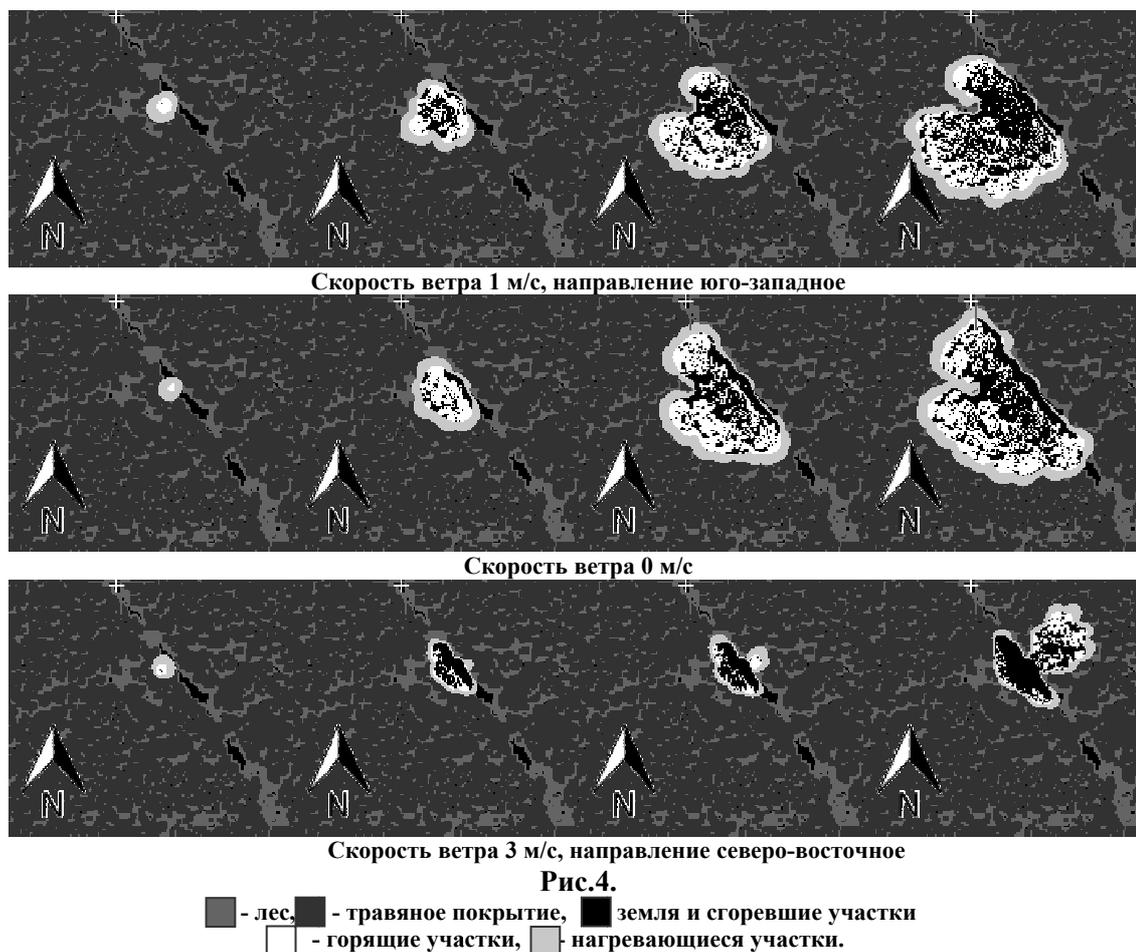
Рис.3. Моделирование пожара на реальной местности.

На рис. 4, представлены результаты моделирования пожара на реальной местности с различными направлениями ветра.

Заключение

В работе показано, что моделирование лесного пожара рекуррентной нейронной сетью позволяет производить процесс усвоения данных пожара путем сравнения прогноза распространения пожара с помощью компьютерного моделирования и реального наблюдения области распространения пожара аэро- или космическими средствами. Усвоение данных позволяет существенно снизить влияние на результат моделирования априорной неопределённости, практически всегда присущей динамическим процессам (в том числе и пожарам) на поверхности Земли, связанной с плохо предсказуемыми изменениями внешних условий. Поскольку предлагаемый метод предполагается исполь-

зывать в оперативной обстановке, для ускорения процесса усвоения данных, реализуемого путём обучения нейронной сети, предложено использовать фильтр Калмана, который в отличие от обычного процесса обучения учитывает уравнения, определяющие функционирование модели, а также возможные ошибки системы наблюдения пожара.



Также в работе представлено программное обеспечение модели пожара, позволяющее моделировать процесс его развития в реальном времени. Возможно интерактивное редактирование модели, что позволяет оперативно проверять эффективность мероприятий, обеспечивающих борьбу с пожаром (вырубку леса, прорывку рвов, создание встречного пожара 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 съемки области пожара.

Литература

1. Kozik V.I., Nezhevenko E.S., and Potaturkin O.I. Adaptive Modeling of Discontinuous Dynamic Processes Based on Images Sequence Analysis. // Proc. World Multiconference on Systemics, Cybernetics and Informatics (SCI 2001), Orlando, Florida, USA, 2001. Vol. XIII. Part II. P.41-44.
2. Rothermel R.C. A mathematical model for predicting fire spread in wildland fuels. Ogden, USA: Intermountain Forest and Range Exp. Stn., USDA Forest Service, 1972. Res. Paper INT-115. – 40 p.
3. Haykin S. Kalman filtering and neural networks. Awiley. – Intrescience publication, 2001.
4. Дорпер Г.А.. Динамика лесных пожаров. –Новосибирск: СО РАН, 2008.
5. Haykin S., Neural Networks: a Comprehensive Foundation, 2nd Ed. Upper Saddle River, NJ: Prentice Hall, 1999.

Adaptive prediction of wildfire behavior on the basis of aerospace monitoring

Evgeniy Semenovich Nezhevenko, Engineering Sciences Dr., principal research scientist
 nejevenko@iae.nsk.su

*Institute of Automation and Electrometry, Siberian Branch, Russian Academy of Sciences
iae.nsk.su*

*Viktor Ivanovich Kozik, Engineering Sciences Cand., senior research scientist
kozik@iae.nsk.su*

*Institute of Automation and Electrometry, Siberian Branch, Russian Academy of Sciences
iae.nsk.su*

*Artem Sergeevich Feoktistov
feoktistov.artem@gmail.com*

*Institute of Automation and Electrometry, Siberian Branch, Russian Academy of Sciences
iae.nsk.su*

A method of modeling a dynamic process on the Earth surface, for instance, a forest fire, with the use of a recurrent neural network is proposed. The learning process of the neural network, similar to the process of data assimilation in GIS technologies is described. A method of acceleration of neural network learning by using the Kalman filtration is proposed. The efficiency of its application is analyzed. The software implementation of the model based on fire recurrent neural network which simulate the process in real time is presented.

Keywords: computer simulation, wildfire, recurrent neural network, data assimilation, Kalman filter.

УДК 004.942

О СОЗДАНИИ ПРОГРАММНО-МАТЕМАТИЧЕСКОЙ МОДЕЛИ БОРТОВОЙ АППАРАТУРЫ КОМАНДНО-ИЗМЕРИТЕЛЬНОЙ СИСТЕМЫ КОСМИЧЕСКОГО АППАРАТА

*Людмила Федоровна Ноженкова, д.т.н., проф., зав. отделом
прикладной информатики*

Тел.: 391 2907954, e-mail: expert@icm.krasn.ru

Ольга Сергеевна Исаева, к.т.н., старший научный сотрудник

Тел.: 391 2907452, e-mail: isaeva@icm.krasn.ru

Евгений Андреевич Грузенко, аспирант

Тел.: 391 2907452, e-mail: Gruzenko@icm.krasn.ru

Институт вычислительного моделирования СО РАН (ИВМ СО РАН)

<http://www.icm.krasn.ru>

Представлена имитационная модель бортовой аппаратуры командно-измерительной системы космического аппарата. Модель содержит инструменты графического представления всех этапов прохождения пакетов телекоманд и телеметрии.

Ключевые слова: программно-математическая модель, космический аппарат, командно-измерительная система, имитационное моделирование.

Работа выполнена в интересах ОАО «Информационные спутниковые системы» имени академика М. Ф. Решетнева совместно с коллективом Института радиоэлектроники Сибирского федерального университета.

Работа выполнена в Институте вычислительного моделирования СО РАН при финансовой поддержке Минобрнауки России (договор № 02.G25.31.0041).

Введение

Создание высокотехнологичного производства современной бортовой аппаратуры космического аппарата в большой степени опирается на программно-математическое