**АДАПТИВНОЕ ПРОГНОЗИРОВАНИЕ РАЗВИТИЯ ЛЕСНЫХ ПОЖАРОВ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ РЕККУРЕНТНЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ**

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

Институт автоматики и электрометрии СО РАН

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 неопределенность параметров среды не всегда позволяет получить результаты с необходимой точностью. В таких случаях для решения поставленной задачи предложено использование нейронных сетей. Главной особенностью такого представления является возможность обучения нейронной сети путем использования результатов наблюдения процессов развития пожара (оптического, радиолокационного и др.). В географических информационных системах это называется процессом усвоения данных. В конечном счете, все это направлено на то, чтобы с максимальной эффективностью спрогнозировать результат вмешательства человека в развитие пожара с целью минимизации ущерба, наносимого его развитием.

Моделирование осуществляется на основе априорных знаний, полученных из ГИС (состав леса, характер склона, погодные условия и др.), и состоит из двух последовательных этапов: прогнозирование и адаптация.

На этапе прогнозирования осуществляется моделирование фиксированного по времени шага развития пожара. Распространение пожара предлагается моделировать в полярной системе координат, где нейроны располагаются вдоль лучей, исходящих из очага пожара. В основе прогнозирования лежит математическая модель, с помощью которой рассчитываются синаптические коэффициенты связей между нейронами. В качестве математической модели выбрана модель Ротермела в связи с ее высокой скоростью расчета конечных параметров. Математическая модель интегрируется в нейронную сеть следующим образом. Область пожара разделяется на однородные участки среды, назовем их ячейками. Для каждой ячейки определяются параметры, необходимые для работы модели, такие как запас горючего, влагосодержание, глубина слоя, угол наклона склона, направление и скорость ветра и др. Ячейка среды может находиться в трех состояниях: горение – ячейка излучает тепло на все соседние ячейки; предзагорание – накопление тепла; латентное состояние – ячейка сгорела и не может излучать и поглощать тепло. Для каждой горящей ячейки с помощью математической модели рассчитываются каналы теплопередачи и время горения, а для ячеек в состоянии предзагорания определяется количество тепла, необходимого для воспламенения. Каждому нейрону в сети сопоставляется соответствующая ячейка среды, роль синаптических связей играют каналы теплопередачи. Таким образом, нейрон так же имеет три состояния: невозбужденное – накопление сигнала, возбужденное – распространение сигнала, латентное – нейрон не передает и не накапливает сигнал. Сигналы возбужденных нейронов передаются на окружающие нейроны и суммируется ими. Если у нейрона в невозбужденном состоянии превышен порог активации, нейрон переходит в состояние возбуждения. В активном состоянии нейрон находится конечное время, которое определяется временем горения ячейки, после чего навсегда переходит в латентное состояние.

Для прогнозирования наиболее важна область в окрестности фронта пожара, поэтому предложено рассматривать только нейроны, находящиеся в ней. Что касается всех остальных участков, то они либо сгорели, либо еще не нагреваются и не представляют интереса. В процессе развития пожара рабочая область в окрестности фронта пожара состоит из двух слоев нейронов: слой возбужденных нейронов, соответствующих горящему участку, и слой нейронов возбуждаемых, соответствующий участкам, накапливающим тепло. Описанная нейронная сеть перемещается по радиусам от очага пожара, возбуждаемые нейроны замещаются возбужденными, которые в свою очередь также начинают передавать сигнал по аналогии с работой рекуррентных нейронных сетей.

После расчета состояния системы на этапе адаптации производится коррекция синаптических коэффициентов для нейронов, находящихся в рабочей области. На каждом шаге точки контура пожара будут перемещаться по лучам исходящим из очага пожара на величину di (где i – номер луча), на эту же величину будут по лучам перемещаться и два слоя нейронов. В то же время результаты наблюдения дают истинное перемещение точки пожара по i-му лучу di\*. Традиционное обучение нейронной сети состоит в корректировке синаптических связей (обучении сети) до тех пор, пока не выполнится неравенство (di – di\*)2< ε. Однако такое обучение не учитывает модель нейронной сети и поэтому происходит очень медленно. Существенно ускорить обучение можно путем применения Калмановской фильтрации. Начнем ее 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 vi(n), Mi(n) –влагосодержание, возможны и другие параметры в зависимости от используемой модели. Другой подход – взять в качестве компонентов вектора состояния параметры индикатрисы теплопередачи: если считать ее эллипсом, то такими компонентами могут быть большая и малая полуоси, угол наклона большой оси. 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 и n-го шага для всех k нейронов луча вектор состояния будет одинаков. Тогда в глобальной модели сети размерность вектора состояния W(n) будет z = p\*s, где s - число параметров. Размерность вектора измерения d(n) – p, по числу лучей.

Перемещение фронта описывается выражением:

di(n)= C(W(n),β(n)) + β(n), (1)

где β(n)- вектор погрешности измерений, С- нелинейность при измерении. Предполагается, что погрешность измерений β(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 . 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 [1], линеаризуем уравнение (1), представив его в виде:

di(n)= CW(n) + β(n), (2)

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

(3)

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

(4)

(5)

(6)

(7)

(9)

Здесь: Ci –составная часть матрицы C для i-го блока;

Г(n) - матрица размерности р × р, представляющая собой глобальный коэффициент передачи для всей сети;

Gi(n) - матрица размерности wi×р, обозначающая коэффициент усиления Калмана для i-й гpуппы составляющих вектора состояния;

α(n) - вектор размерности р×1- невязка, определяемая как разность между желаемым откликом d(n) линеаризованной системы и eгo оценкой d(n║n-1), основанной на входных данных, доступных в момент времени n-1, оценка рассчитывается по формуле: d(n║n-1)=C(n) ŵ(n║n-1);

ŵi(n║n-1) - вектор размерности z× 1, являющийся оценкой вектора состояния ŵi(n) для гpуппы i в момент времени n, при наличии наблюдаемых данных вплоть до момента времени n-1;

Ki(n, n-1) - матрица размерности zi × zi , являющаяся матрицей ковариации ошибок составляющих вектора состояния. Суммирование, выполняемое при вычислении глобального коэффициента передачи Г(n), учитывает несвязную природу расширенного фильтра Калмана:

Ki(n, n-1)=E[ε(n,n-1) εT(n,n-1)],

где ошибка вектора состояния ε(n,n-1) определяется как

ε(n,n-1)= ŵi(n)- ŵi(n║n-1);

При этом Г(n) связывает ошибку фильтрованной оценки наблюдения и вектор обновления прогноза наблюдения α(n):

e(n)=R(n) Г(n)α(n) , где e

В уравнение (8) целесообразно добавить искусственный шум ωi(n)- многомерный белый шум с диагональной ковариационной матрицей Qi(n). Это снизит вероятность попадания в локальный минимум при обучении. Тогда выражение (8) преобразуется так:

(9)

С учетом 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 Qi(n), характеризующей искусственно введенный шум ωi(n), диагональные элементы устанавливают в диапазоне от 0 до 10-2. Начальное значение ковариационной матрицы ошибок Ki(n,n-1) полагаем Ki(1,0)=δ-1I, где δ – малое положительное число. После чего на каждом шаге прогнозирования последовательно вычисляются рекурсивные соотношения (4), (5), (6), (7), (9). Критерием окончания итераций на n-м цикле является достижение неравенства

На основании изложенных принципов создано программное обеспечение для моделирования развития лесных пожаров. Данное программное обеспечение позволяет производить моделирование в реальном времени, а также оперативно изменять входные параметры среды. Эффективность моделирования доказана путем введения неопределенности в исходный набор параметров с последующим восстановлением хода процесса.

Литература

1. Haykin S., Neural Networks: a Comprehensive Foundation, 2nd Ed. Upper Saddle River, NJ: Prentice Hall, 1999.