

Таким образом, говоря о необходимости наличия веб-сайта можно уверенно говорить о том, что в настоящее время технологии развиваются стремительно и сегодня большинство компаний уже имеют свои сайты, так как большинство клиентов предпочтут искать необходимые услуги, не выходя из дома. Впрочем, не только компании, но и частные лица, занимающиеся оказанием тех или иных услуг. Иметь интернет-ресурс – это, скорее, необходимость. Само существование страницы в Интернете значительно упрощает общение и позволяет опустить стандартные процедуры ознакомления с деятельностью компании. На любые, возникающие у клиентов вопросы, можно оперативно отвечать посредством сайта, а из наиболее часто задаваемых вопросов сформировать специальную базу.

ЛИТЕРАТУРА

1. Веб Вещей: еще один шаг к Матрице [Электронный ресурс]. URL: <http://www.4stud.info/web-programming/web-of-things.html>. (дата обращения: 25.02.2019).
2. Что такое SVG: плюсы и минусы использования [Электронный ресурс]. URL: <https://say-hi.me/design/web-design/chto-takoe-svg-plyusy-i-minusy-ispolzovaniya.html>. (дата обращения: 25.02.2019).
3. Что такое Zabbix [Электронный ресурс]. URL: <https://dic.academic.ru/dic.nsf/ruwiki/360900> (дата обращения: 25.02.2019).

ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ЛЕСНЫХ ПОЖАРОВ НА ОСНОВЕ НЕЙРОСЕТЕВЫХ ТЕХНОЛОГИЙ FORECASTING FOREST FIRE ON THE BASE OF NEURAL NETWORK TECHNOLOGIES

В. С. Гордеев, Т. В. Смирнова
V. Gordeev, T. Smirnova

*Белорусский государственный университет, МГЭИ им. А. Д. Сахарова БГУ,
г. Минск, Республика Беларусь
Sirgordik@gmail.com
Belarusian State University, ISEI BSU, Minsk, Republic of Belarus*

Компьютерное моделирование лесного низового пожара на основе нейросетей дает возможность оценить динамику и прогнозировать параметры лесного пожара, учитывая множество исходных факторов. Для классификации входных данных предлагается метод самоорганизующихся карт Кохонена.

Computer simulation of a forest fire based on neural networks makes it possible to predict the dynamics and predict the parameters of a forest fire, taking into account many initial factors. For the clustering of input data, the Kohonen self-organizing maps method is proposed.

Ключевые слова: метеорологические параметры, низовой лесной пожар, компьютерное моделирование, искусственная нейросеть, кластеризация, карты Кохонена.

Keywords: meteorological parameters, lower forest fire, computer simulation, neural network, clustering, Kohonen maps.

На территории Республики Беларусь, в соответствии с данными МЧС, ежегодно фиксируется значительное количество лесных пожаров, охватывающих большие территории и наносящих немалые экономические потери (рис. 1). Кроме того, наносится непоправимый ущерб окружающей среде, включая животный и растительный мир. Наличие достоверного прогноза распространения и развития лесного пожара позволяет оценить угрозу природе, населенным пунктам, принять необходимые меры по предотвращению ущерба, спланировать работу противопожарных сил. Вышесказанное обуславливает актуальность выработки подходов к максимально точному прогнозированию лесных пожаров.

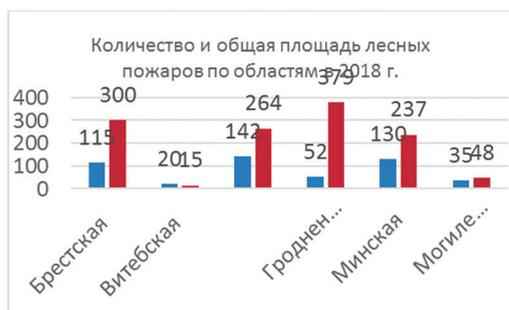


Рисунок 1 – Статистика по лесным пожарам в республике по годам и по площади охвата в областях

В настоящее время созданы и успешно эксплуатируются системы дистанционного, в первую очередь космического, мониторинга состояния лесов. Такие системы позволяют в режиме реального времени получать информацию о пожарной обстановке в лесах на территории республики. Но обработка этой информации в текущем ее состоянии недостаточная, в частности, это малая разрешающая способность и отсутствие реализованной функции прогнозирования динамических параметров лесных пожаров.

Численное прогнозирование лесных пожаров ведется с использованием математических моделей. Сегодня известны десятки моделей распространения пожара, основанных на различных подходах и методах, но используются в основном модель Ротермела и ее модификации. Большое количество влияющих на лесную пожарную опасность факторов, дискретный характер исходных данных, наличие скрытых зависимостей между отдельными факторами, а также динамическое получение новых данных мониторинга являются факторами, осложняющими построение надежных математических моделей и применение классических прогнозных методик на основе статистических данных. К тому же для реализации физико-математической модели надо знать множество разнородных входных параметров, таких, как данные о местности (они обычно слабоструктурированные), а также данные, описывающие метеосостояние. Поскольку большинство из данных трудно или невозможно измерить, приходится огрублять параметры и упрощать модель. В таких условиях для построения прогнозной модели целесообразно применять методы искусственного интеллекта, в частности искусственную нейронную сеть. Преимущества такого подхода: не требуется решения громоздкой системы дифференциальных уравнений для описания физико-химических законов горения.

Исходной информацией для проводимого исследований являются данные о лесных пожарах, хранящиеся в двух информационных системах: в Национальном статистическом комитете Республики Беларусь [1] и системе Министерства лесного хозяйства. Кроме того, использовались доступные данные о характеристиках леса в местах пожаров, а также комплексы метеоданных с Белгидромета.

Лесной пожар возможно представить как объект, имеющий картографическую привязку. Требуется создать пространственно-временную модель пожара и динамику его распространения. Для этого сначала нужно решить вопрос классификации. Для классификации лесных пожаров и дальнейшего сравнения их необходимо представить в виде объектов с одинаковыми наборами характеристик.

В зависимости от того, в каких элементах леса распространяется огонь, лесные пожары принято классифицировать на низовые (составляют по количеству до 90 %) и верховые. Можно выделить некоторые общие для всех пожаров характеристики: скорость распространения огня, температура горения, высота пламени, выгоревшая площадь.

Для решения задач классификации выделяют следующие классы пожаров [2]:

- в зависимости от скорости распространения огня v (м/мин) и высоты пламени h (м):
 - 1) низовые пожары: слабые ($v < 1$, $h < 0,5$); средние ($v \sim 1-3$, $h \sim 0,5-1,5$); сильные ($v > 3$, $h > 1,5$);
 - 2) верховые пожары: ($v < 3$); средние ($v \sim 3-100$); сильные ($v > 100$),
- в зависимости от величины площади охваченной огнем:
 - 1) загорание (до 0,2 га);
 - 2) малый пожар (до 2 га);
 - 3) средний пожар (до 100 га);
 - 4) крупный пожар (от 200 га и больше);
 - 5) бедствие (свыше 2000 га).

Но одновременно все конкретные случаи лесных пожаров обладают и собственными уникальными характеристиками. Например, площадь пожара является величиной, непрерывно изменяющейся во времени. При описании крупного пожара ее представляют как дискретную по времени величину, а для небольших по площади пожаров динамика распространения во времени не фиксируется вовсе. Такая же неопределенность в описании характеристик пожара касается и определения места возгорания. Кроме того, в состав характеристик лесного пожара входит количество средств, затраченных на его тушение, включая технику, состав пожарных расчетов, и другие ресурсы. Их тоже трудно представить в виде конкретного набора данных.

Классические методы классификации не могут соответствовать строгим требованиям математической модели задачи. Для ее решения больше подходят методы искусственного интеллекта, в частности искусственные нейронные сети.

Нейронные сети позволяют строить непараметрическую модель, в которой отсутствует информация о виде зависимости между исследуемыми переменными. Нейросетевая модель лесного пожара сводится к задаче классификации пожаров, которые произошли в прошлом, и относительно которых известно, в какой местности, при каких метеосостояниях они происходили, и какие были последствия (площадь, динамика распространения, количество ресурсов в тушении пожара). Так как исходными данными для классификации лесных пожаров является таблица данных по истории пожаров, причем классы пожаров изначально не predeterminedены, то задача классификации сводится к задаче кластеризации, или классификации без учителя. Необходимо проанализировать эмпирические данные и выявить их естественное разбиение на классы для выделения групп однородных объектов, сходных между собой, согласно выбранной мере близости между объектами.

Для кластеризации множества данных, связанных с лесным пожаром, предпочтительно выбрать неиерархические алгоритмы. Такие алгоритмы основаны на поиске оптимального разбиения множества данных на класте-

ры; при этом данные группируются в кластеры таким образом, чтобы целевая функция достигала экстремума. В проводимом исследовании в качестве целевой функции предлагается функция распределения температуры по фронту пожара. Среди неиерархических алгоритмов предпочтительнее те, которые аппроксимируют пространство исходных данных без привязки к определенным геометрическим фигурам, что соответствует картине распространения лесного пожара. В решении задачи моделирования распространения лесных пожаров выбран метод самообучающихся карт Кохонена, в котором многомерное пространство данных проецируется в пространство с более низкой размерностью [3].

Сеть Кохонена (самоорганизующаяся карта) – это одна из разновидностей нейронных сетей, которые используют обучение без учителя. При таком обучении обучающее множество состоит лишь из значений входных переменных, в процессе обучения нет сравнения выходов нейронов с эталонными значениями. Другими словами, такая сеть учится понимать структуру данных.

Сеть Кохонена, в отличие от многослойной нейронной сети, представляет собой два слоя: входной и выходной. Элементы же карты располагаются в некотором пространстве, обычно двумерном.

Обучение сети происходит по методу последовательных приближений [3]. В процессе обучения на входы подаются данные, но сеть при этом подстраивается под закономерности во входных данных, а не под эталонное значение выхода. Задача обучения состоит в том, чтобы научить сеть активировать один и тот же нейрон для похожих векторов на входе.

Начинается обучение с выбранного случайным образом выходного расположения центров.

Введем обозначения. Пусть

m – размерность входного пространства; $x = (x_1, x_2, \dots, x_m)$ – входной вектор;

l – количество нейронов в сети; $w_j = (w_{j1}, w_{j2}, \dots, w_{jm})$, $j = \overline{1, l}$ – вектор синаптических весов нейрона j (рис. 2):

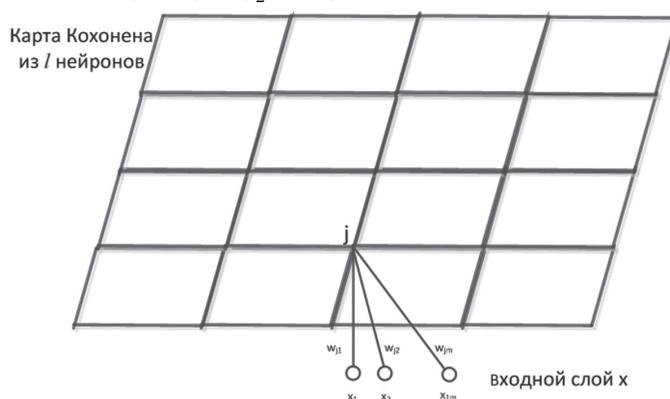


Рисунок 2 – Карта узлов сети Кохонена

Чтобы выбрать наиболее подходящий для входного сигнала x вектор весов w_j , определим минимальное расстояние между векторами x и w_j :

$$i(x) = \min_j \|x - w_j\|, j = 1, \dots, l. \quad (1)$$

Таким образом, определяется «победивший» нейрон с индексом i . Победивший нейрон определяет топологическую окрестность для других нейронов. Для определения топологической окрестности (функции окрестности) чаще всего используют функцию Гаусса

$$h_{j,i(x)} = \exp\left(-\frac{d_{j,i}^2}{2\sigma^2}\right). \quad (2)$$

Здесь $h_{j,i(x)}$ – топологическая окрестность с центром в победившем нейроне i , $d_{i,j}$ – расстояние между нейронами i, j в окрестности, σ – эффективная ширина, которая в процессе обучения уменьшается.

Зависимость σ от величины дискретного времени τ обычно представляют в следующем виде [3]:

$$\sigma(\tau) = \sigma_0 \exp\left(-\frac{\tau}{\tau_1}\right), \tau = 0, 1, 2, \dots \quad (3)$$

Основной процесс обучения сети Кохонена состоит в изменении синаптических весов нейрона-победителя и нейронов, входящих в его топологическую окрестность. Этот процесс называют процессом адаптации. Изменение синаптических весов нейронов для следующего момента времени определяется по формуле [4]:

$$w_j(\tau+1) = w_j(\tau) + \eta(\tau) h_{j,i(x)} (x - w_j(\tau)), \quad (4)$$

где η – параметр скорости обучения.

Временная зависимость параметра скорости обучения имеет вид:

$$\eta(\tau) = \eta_0 \exp\left(-\frac{\tau}{\tau_2}\right), \tau = 0, 1, 2, \dots \quad (5)$$

где τ – временная константа алгоритма Кохонена.

Реализация нейросетевой модели пожара. Классификация реальных прошлых пожаров дает возможность сделать выводы о последствиях возможных пожаров на конкретной территории и строить карты пожароопасности. Классификация данных по лесным пожарам осуществляется путем обучения нейронной сети. Обученная нейронная сеть способна относить новый потенциальный пожар к одному из уже существующих классов. При этом появляется возможность оценить последствия этого пожара.

Алгоритм работы нейросетевой модели пожара состоит из следующих шагов:

1. Сбор исходных данных
2. Классификация и кластеризация данных.
3. Начальная инициализация карты: двумерная сетка с прямоугольными ячейками, в узлах которой располагаются нейроны.
4. Выбор вектора. Их входного пространства данных выбирается вектор x размерностью m .
5. Обучение нейросети. Перед началом обучения необходимо проинициализировать весовые коэффициенты нейронов. Для начальных синаптических весов $w_j(0)$ $j = \overline{1, l}$ (l – общее количество нейронов) выбираются случайные значения.
6. Поиск максимального правдоподобия. На каждом шаге обучения производится поиск нейрона-победителя $i(x)$ как центра кластера, по минимальному расстоянию между векторами: $\|x - w_c\| = \min_i \|x - w_j\|$.
7. Корректировка векторов синаптических весов по формуле (4).
8. Анализ полученных результатов и тестирование сети.
9. Изменение конфигурации нейросети, при необходимости.
10. Возврат к п. 4 до достижения приемлемых результатов, т.е. пока в карте не будут происходить заметные изменения.

На данном этапе исследования решается задача автоматического выявления центров кластеров входных данных с использованием слоя Кохонена для двумерного случая. Работа обученной сети и ее тестирование на новом входном векторе показана на рис. 3. Все расчеты производятся в СКМ MatLab.

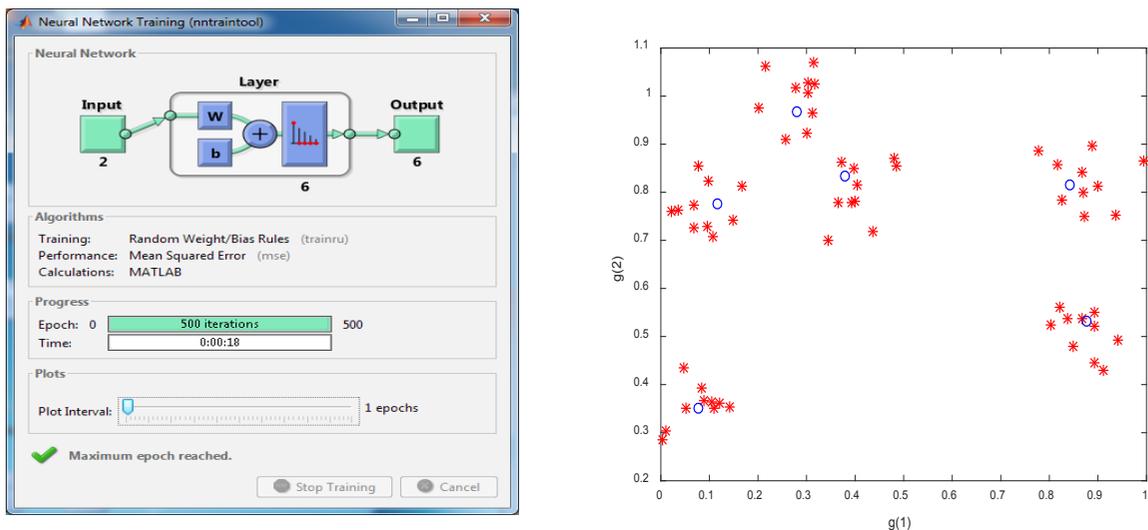


Рисунок 3 – Обучение сети и ее работа по выявлению центров кластеров

ЛИТЕРАТУРА

1. Национальный статистический комитет Республики Беларусь [Электронный ресурс]. URL: <http://www.belstat.gov.by/ofitsialnaya-statistika>. (дата обращения: 18.02.2019).
2. *Ходаков, В.* Лесные пожары: методы исследования / В. Ходаков, М. Жарикова. – Херсон: Гринь Д. С., 2011. 470 с.
3. *Kohonen, T.* Self-Organizing Maps / T. Kohonen. – Springer, 1995. – P. 502.
4. *Хайкин, С.* Нейронные сети: полный курс / С. Хайкин. – 2-е изд.: пер. с англ. – М.: Изд. дом «Вильямс», 2016. – 1104 с.