

УДК 621

## Прогнозирование вероятности возникновения лесных пожаров с помощью нейросетевого алгоритма на многопроцессорной вычислительной технике

Ясинский Ф.Н., д-р физ.-мат. наук, Потёмкина О.В., канд. хим. наук, Сидоров С.Г., канд. техн. наук, Евсеева А.В., асп.

**Предложен новый подход к оценке качества прогнозирования возникновения лесных пожаров с помощью искусственных нейронных сетей. Показана необходимость применения многопроцессорной техники для реализации предложенного алгоритма.**

*Ключевые слова:* метеорологические параметры, построение прогнозной модели, нейронная сеть, долгосрочный прогноз, алгоритм случайного поиска.

### Prognosticating Probability of Fire with Connectionist Algorithm on Multiprocessor Computer

F.N. Yasinskiy, Doctor of Physics and Mathematics, O.V. Potemkina, Candidate of Chemistry, Sidorov S.G., Candidate of Engineering, Evseeva A. V., Post Graduate Student

**The authors consider the new approach to assess the prognostication quality of fire probability by means of artificial neural networks. The necessity of usage of multiprocessor computer for realization of this algorithm is proved.**

*Key words:* meteorological parameter, developing of predictive model, neural network, long term prediction, random-search algorithm.

Статический и динамический прогнозы вероятности возникновения лесных пожаров являются условием эффективного управления лесным хозяйством в целях сохранения его экологического и генетического потенциала. Прогнозная информация базируется на ретроспективном анализе состояния территории в сочетании с текущей информацией при обязательном использовании данных мониторинга и математического моделирования [1].

К важным факторам лесной пожарной опасности относятся метеорологические параметры (температура, влажность, давление и плотность атмосферного воздуха, скорость и направление ветра, потоки лучистой энергии, количество и интенсивность осадков, температура и влажность почвы и др.) [2], антропогенная нагрузка [3], грозовая активность [4] и пр.

Большое количество влияющих на лесную пожарную опасность факторов, ограниченность данных обучающей выборки, дискретный характер табличных значений, наличие скрытых неочевидных взаимозависимостей 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.

В таких условиях для построения прогнозной модели предполагается применять хорошо зарекомендовавшие себя на практике методы искусственного интеллекта, в частности искусственные нейронные сети [5], способные к формированию, в процессе обучения и адаптации, зна-

ний о неизвестных характеристиках моделируемого объекта.

При выборе структуры нейронной сети следует руководствоваться особенностями, присущими известным архитектурам, и скрытыми проблемами, выявленными и описанными М. Минским и С. Пейпертом [6]. Для прогноза одного из параметров хорошо подходит нейронная сеть с двумя скрытыми слоями и нелинейной сигмоидальной функцией активации. Выбор двухслойной нейронной сети обусловлен необходимостью преодоления проблемы «разделимости» [6]. Выбор функции активации продиктован многослойной структурой нейронной сети и сложившейся практикой реализации такого рода сетей.

Традиционно прогнозирование с помощью нейронных сетей (НС) производится с использованием метода «скользящего окна». При этом прогнозирование какого-либо фактора выполняется на величину шага скользящего окна по обучающей выборке [7, с. 48]. В случае необходимости долгосрочного прогноза применяется последовательный итерационный прогноз на величину шага, кратного шагу обучающей выборки. При этом качество долгосрочного прогноза обычно ухудшается с ростом числа итераций прогноза (например, при увеличении временного периода прогноза).

На рис. 1 показана ситуация, которая встречается при обучении искусственной нейронной сети прогнозированию экспериментальных данных (линия 1 на графике) на один шаг смещения скользящего окна (пример взят из научно-исследовательской работы кафедры

ВВС ИГЭУ, посвященной прогнозированию изменения характеристик электрической маслодержательной изоляции трансформаторов). В этом случае график прогноза (линия 2) получается достаточно точным в рамках заданной погрешности. Во многих случаях этого оказывается достаточно.

Однако если с использованием полученной прогнозной модели построить прогноз, на основе данных которого выполнить новый прогноз и т.д., то спустя несколько итераций будет получено довольно существенное отклонение долгосрочного прогноза от экспериментальных данных (линия 3 на графике).

Для решения проблемы ухудшения долгосрочного прогноза предлагается использовать в качестве оценки качества обучения не отклонение в величине прогноза на один шаг скользящего окна по обучающей выборке, а суммарное отклонение прогноза по всем значениям обучающей выборки, причем с получением новых значений на основе прогноза, полученного на предыдущем шаге. Другими словами, обучение нейронной сети следует вести не на основе экспериментальных данных, а на основе спрогнозированных значений, полученных на предыдущих итерациях прогноза.

Так как прогнозируемая величина, как правило, зависит от нескольких влияющих факторов, встает закономерный вопрос об их получении при долгосрочном прогнозировании. В соответствии с новой методикой оценки качества

прогнозирования, каждый из влияющих параметров на каждой новой итерации прогноза также должен быть получен на основании прогноза. Фактически вместо одной нейронной сети, которая прогнозировала бы один из параметров, необходимо использовать несколько нейронных сетей, каждая из которых должна прогнозировать «свой» параметр. Полученные значения должны поступать в скользящее окно вместо экспериментальных данных, и на их основе должен осуществляться новый прогноз, также по всем зависимым параметрам.

Формирование весов всех нейронных сетей зависит от новой оценочной функции. От нее же, как следствие, зависят и результаты долгосрочного прогноза. На рис. 2 представлены результаты применения новой оценочной функции к долгосрочному прогнозу по исследованию старения и изменения электрических характеристик изоляции.

Анализ полученных результатов показывает, что качество долгосрочного прогноза в этом случае (линия 3 на графике) значительно улучшилось. Графики долгосрочного прогноза и исходных экспериментальных данных (линия 2 на графике) практически совпадают в рамках заданной погрешности. Полученные численные значения целевой функции это подтверждают, что доказывает правильность выбранной методики оценки качества долгосрочного прогноза.

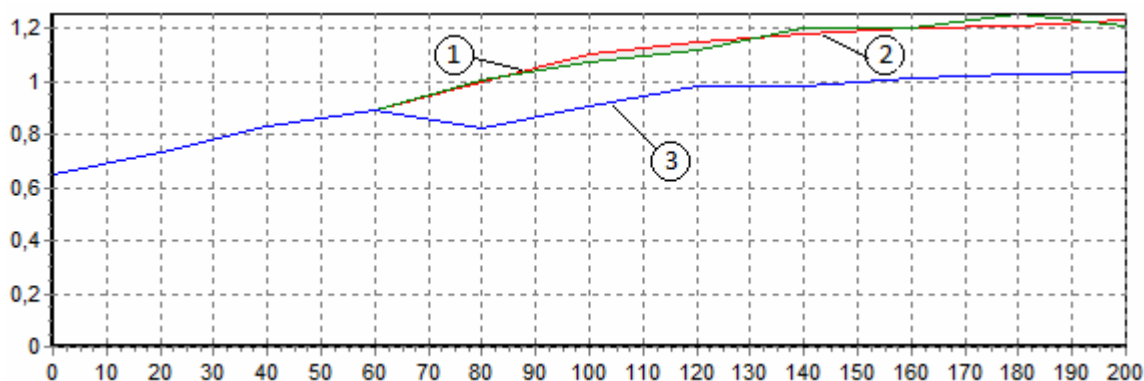


Рис. 1. Пример прогноза при обучении НС на основе экспериментальных данных: 1 – экспериментальные данные; 2 – прогноз на основе экспериментальных данных; 3 – прогноз на основе спрогнозированных данных

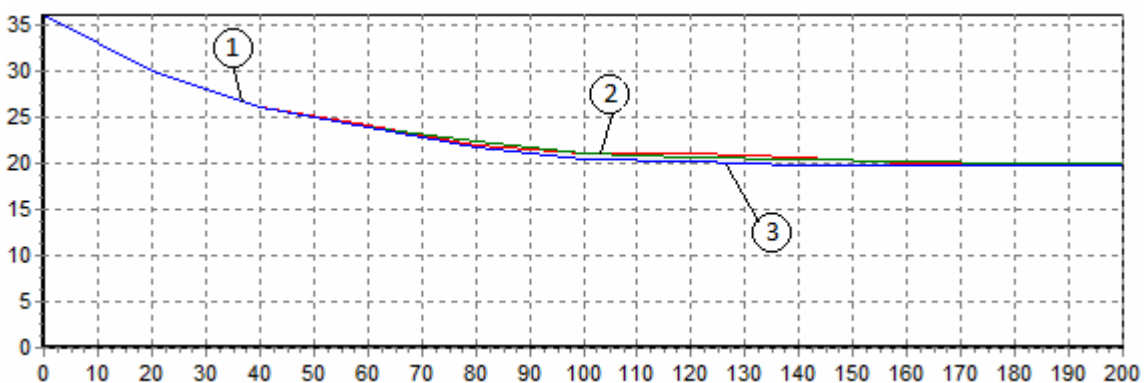


Рис. 2. Пример прогноза при обучении НС на основе спрогнозированных данных: 1 – экспериментальные данные; 2 – прогноз на основе экспериментальных данных; 3 – прогноз на основе спрогнозированных ранее данных

Опыт реализации предложенного алгоритма на однопроцессорной системе показал, что в ходе обучения нейронной сети возникают задержки во времени, связанные с последовательным перемежающимся обучением нескольких искусственных нейронных сетей, работа которых в рамках одного шага обучения является независимой.

Независимость обучения нейронных сетей является важным фактором при выборе параллельной реализации предложенной вычислительной модели. При выполнении описанной работы использовались как однопроцессорный вариант реализации, так и многопроцессорные варианты. Небольшое число зависящих параметров (пять: пробивное напряжение, тангенс угла диэлектрических потерь, степень полимеризации, влажность, время прогноза) позволило реализовать описанный алгоритм на многоядерной вычислительной технике и потоковом разделении алгоритмов обучения нейронных сетей по различным параметрам.

При реализации данного алгоритма для прогнозирования вероятности возникновения лесных пожаров с большим числом влияющих (прогнозируемых) параметров необходимо применять многопроцессорную вычислительную технику (суперкомпьютеры, кластеры, локальные сети, графические платы nVidia с поддержкой технологии CUDA, многоядерные компьютеры нового поколения и т.д.), так как последовательное обучение увеличенного количества нейронных сетей пропорционально влияет на снижение скорости их обучения.

Снижение скорости вызывается как количественным изменением самих нейронных сетей, а также связанных с этим количественным изменением накладных расходов на обмен информацией между ними, так и качественным изменением структуры каждой из отдельных нейронных сетей. Добавление каждого нового параметра вызывает значительное усложнение архитектуры каждой отдельной нейронной сети, так как появляется необходимость в добавлении новых связей (как следствие, весов обучения) от них к уже существующим формальным нейронам как первого, так и второго скрытых слоев. Особенно это становится значимым при использовании полносвязных архитектур нейронных сетей.

Другим фактором, влияющим на скорость обучения всей системы в целом, является выбор алгоритма обучения нейронных сетей. Для мно-

гослойных нейронных сетей принято использовать алгоритм обратного распространения ошибки [10], обладающий как достоинствами, так и некоторыми недостатками [8], в частности медленной сходимостью. Нами данный алгоритм также рассматривался и был выбран в качестве базового, относительно скорости выполнения которого рассматривались все вновь используемые алгоритмы обучения.

Основным алгоритмом, обеспечивающим быструю сходимость процесса обучения (по сравнению с алгоритмом обратного распространения ошибки), был выбран алгоритм случайного поиска. Эффективность его различных реализаций неоднократно была подтверждена исследованиями, проводимыми на кафедре ВВС ИГЭУ [9]. При реализации системы прогнозирования вероятности возникновения лесных пожаров, когда число зависящих (прогнозируемых) параметров увеличено, его следует рассматривать как один из приоритетных, так как он способен на 1–3 порядка ускорить процесс обучения нейронной сети, по сравнению с алгоритмом обратного распространения ошибки.

#### Список литературы

1. Кузнецов Г.В. Прогноз возникновения лесных пожаров и их экологических последствий. – Новосибирск: Изд-во СО РАН, 2009.
2. Косарев В.П., Андрищенко Т.Т. Лесная метеорология с основами климатологии. – СПб.: Лань, 2007.
3. Гришин А.М. Моделирование и прогноз катастроф. – Томск: Изд-во Том. ун-та, 2002.
4. Азметов Р.Р., Беляев А.И., Московенко В.М. Перспективы создания российской системы электромагнитного мониторинга гроз для нужд охраны лесов от пожаров, энергетики, авиации, метеорологии и прогнозирования стихийных бедствий // Сопряженные задачи механики и экологии: мат-лы междунар. конф. – Томск: Изд-во Том. ун-та, 2000. – С. 9–11.
5. Галушкин А.И. Теория нейронных сетей. Кн. 1: учеб. пособие для вузов. – М.: ИПРЖР, 2000.
6. Минский М., Пейперт С. Перцептроны. – М.: Мир, 1971.
7. Кричевский М.Л. Интеллектуальный анализ в менеджменте. – СПб.: СПбГУАП, 2005.
8. Горбань А.Н. Обучение нейронных сетей. – М.: СП «Параграф», 1990.
9. Сидоров С.Г. Разработка ускоренных алгоритмов обучения нейронных сетей и их применение в задачах автоматизации проектирования: дис. ... канд. техн. наук. – Иваново, 2003.
10. Никологорская А.В., Ясинский Ф.Н. Временные ряды. Их анализ и прогнозирование. – Иваново, 2010.

*Ясинский Федор Николаевич,*

ГОУВПО «Ивановский государственный энергетический университет имени В.И. Ленина»,  
доктор физико-математических наук, профессор кафедры высокопроизводительных вычислительных систем,  
телефон (4932) 26-98-29.

*Потемкина Ольга Владимировна,*

Ивановский институт государственной противопожарной службы МЧС России,  
заместитель начальника,  
телефон (4932) 26-16-24.

*Сидоров Сергей Георгиевич*,  
ГОУВПО «Ивановский государственный энергетический университет имени В.И. Ленина»,  
кандидат технических наук, доцент, зав. кафедрой высокопроизводительных вычислительных систем,  
телефон (4932) 26-98-29.

*Евсеева Анна Владимировна*,  
ГОУВПО «Ивановский государственный энергетический университет имени В.И. Ленина»,  
аспирант кафедры высокопроизводительных вычислительных систем,  
телефон (4932) 26-98-29.