

Г. Ф. МАЛЫХИНА, А. И. ГУСЕВА,
Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого, Санкт-Петербург
И. В. ОБРАЗЦОВ, В. Н. КРУГЛЕЕВСКИЙ
Научно-исследовательский институт кораблестроения и вооружения, Санкт-Петербург

СИСТЕМА ПРЕДУПРЕЖДЕНИЯ О ВОЗГОРАНИИ НА СУДНЕ, ИСПОЛЬЗУЮЩАЯ АЛГОРИТМЫ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ И СУПЕРКОМПЬЮТЕРНОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ

Интеллектуализация судовой пожарной системы направлена на раннее обнаружение возгорания, локализацию очага пожара, определение типа горящего материала и быстрого выбора средства тушения. Применение машинного обучения позволяет решить целый ряд задач интеллектуализации, но требует накопления значительного количества данных, получаемых в результате измерения факторов пожара с помощью многопараметрических датчиков. Спецификой разработки противопожарных систем является сложность и высокая цена проведения натурных испытаний, поэтому применение компьютерного моделирования становится важным этапом проектирования систем такого класса. Данные, полученные в результате моделирования, совместно с данными натурных испытаний и эксплуатации необходимо накапливать и использовать для обучения алгоритмов противопожарной системы. Приведены результаты разработки алгоритмов для противопожарной системы, использующие результаты суперкомпьютерного моделирования возгорания на судне.

Введение. Установленные на судах противопожарные системы (ПС) как правило используют пороговые датчики – извещатели, которые срабатывают, если измеряемые величины температуры, концентрации газов или дыма превышают допустимые значения. Для уменьшения вероятностей ложных срабатываний пороги устанавливаются довольно высокими, что приводит к запаздыванию обнаружения возгорания. Замена извещателей многопараметрическими датчиками позволяет измерять факторы пожара, формировать кадры данных и передать их по последовательным интерфейсам в вычислительный блок, который способен выполнять сложную обработку данных, в том числе исследование обстановки, накопление данных и машинное обучение алгоритмов ПС. Система должна учитывать особенности помещения, расположение источников отопления и вентиляции, вероятные источники возгорания и расположение датчиков.

В сложных помещениях судна, например, в машинном отделении, целесообразно иметь автоматическую систему пожаротушения, которая должна применяться при обнаружении возгорания локально, только в месте возгорания, подобно тому, как действует человек.

Для решения этих задач необходимо оптимизировать расположение многопараметрических датчиков, разработать алгоритмы исследования состояния контролируемого помещения, алгоритмы обнаружения места возгорания и типа горящего материала. Последнее необходимо для выбора соответствующего средства тушения.

Моделирование возгорания. Особенностью разработки ПС состоит в сложности и высокой стоимости проведения натурных испытаний, которые проводят на специально сконструированных стендах. Этот факт повышает ценность цифровых моделей [1], которые могли бы заменить натурные испытания. Значимость цифровых моделей возрастает в случае разработки ПС с элементами искусственного интеллекта и с применением алгоритмов машинного обучения, для реализации которых требуются большие наборы данных. На этапе разработки ПС данные требуемого объема могут быть получены путем компьютерного моделирования.

Для выполнения полевого метода моделирования [2, 3] предназначена программа FDS (Fire Dynamics Simulator). Для того чтобы получить достаточный объем данных за приемлемое время, моделирование выполнено на суперкомпьютере с использованием распараллеливания

вычислений по нескольким кластерам. Система визуализации [4] позволяет контролировать процесс моделирования пожара.

Полевая модель [5] горения использует уравнение переноса массы:

$$\frac{d\rho}{dt} + \nabla\rho\mathbf{u} = m'_b, \quad (1)$$

где ρ – плотность переносимой массы, \mathbf{u} – скорость, t – время, m'_b – скорость перенесения массы в выделенном объеме, обусловленная испарением и другими причинами.

Закон сохранения импульса:

$$\frac{d}{dt}(\rho\mathbf{u}) + \nabla\rho\mathbf{u}\mathbf{u} + \nabla p = \rho\mathbf{g} + \mathbf{f}_b + \nabla\tau_{ij}, \quad (2)$$

где $\mathbf{u}\mathbf{u}$ – тензор второго порядка, \mathbf{f}_b – внешние силы, вызванные трением с каплями жидкости и другими причинами, τ_{ij} – тензор напряжений, который характеризуется следующими соотношениями:

$$\tau_{ij} = \mu \left(2S_{ij} - \frac{2}{3}\delta(\nabla\mathbf{u}) \right); \quad (3)$$

$$\delta_{ij} = \begin{cases} 1 & i = j \\ 0 & i \neq j \end{cases}; \quad S_{ij} = \frac{1}{2} \left(\frac{du_i}{dx_j} + \frac{du_j}{dx_i} \right); \quad i, j = 1, 2, 3. \quad (4)$$

Уравнение переноса энергии:

$$\frac{d}{dt}(\rho h_s) + \nabla(\rho h_s \mathbf{u}) = \frac{Dp}{Dt} + q'' - q''_b - \nabla q' + \varepsilon, \quad (5)$$

где h_s – явная энтальпия, $\frac{Dp}{Dt} = \frac{dp}{dt} + \mathbf{u}\nabla p$ – материальная производная, q'' – скорость образования тепла в единице объема в результате химических реакций, q''_b – скорость поглощения тепла при испарении.

Величина q'' характеризует тепловые потоки при теплопроводности и излучении:

$$q'' = -k\nabla T - \sum_{\alpha} h_{s,\alpha} \rho D_{\alpha} \nabla Y_{\alpha} + q''_r, \quad (6)$$

где Y_{α} – массовая доля газовой составляющей α , D_{α} – коэффициент диффузии газовой составляющей α , k – теплопроводность.

Уравнение состояния газовой смеси:

$$p = \frac{\rho RT}{\bar{W}}, \quad (7)$$

где \bar{W} – средняя молярная масса газовой смеси.

Внешнее давление $p(x, y, z)$ переходит в

$$p(x, t) = \bar{p}(z, t) + \bar{p}(x, t); \quad \bar{p}(z, t) = \rho TR \sum_{\alpha} \frac{Y_{\alpha}}{W_{\alpha}}, \quad (8)$$

где $\bar{p}(x, t)$ – давление, возникающее при перемешивании, W_{α} – молярная масса α фракции газовой смеси.

Для ускорения моделирования рассмотрены два стандарта для распараллеливания OpenMP (Open Multi-Processing) и MPI (Message Passing Interface). Распараллеливание в OpenMP выполняется явно путем вызова специальных директив, причем для всех параллельных нитей используется одинаковый код. MPI предоставляет набор функций, причем взаимодействие параллельных процессов выполняется путем передачи сообщений. Каждый процесс MPI-программы, как последовательный, так и многопоточковый, выполняется в своем собственном адресном пространстве. Несколько запусков программы показали, что MPI сокращает время моделирования в несколько раз.

В результате для моделирования было использовано 4 узла, каждый из которых имел по 2 процессора с 12 ядрами. Модель использовала 96 расчетных сеток, что соответствовало 96 ядрам всей системы. Таким образом, удалось разделить нагрузку на все ядра и сократить время расчета. В результате за 48 часов было смоделировано 4 минуты времени пожара и получены более подробные значения факторов в любых интересующих точках пространства [6].

Оптимизация расположения многопараметрических датчиков. Чтобы повысить скорость реакции системы на возгорание, необходимо оптимальным образом расположить датчики. На оптимальную расстановку датчиков оказывают влияние, размеры помещения, наличие вентиляции, распределение вероятностей возникновения возгорания в точках помещения, тип источника возгорания, количество горючих материалов. В условиях, когда некоторые характеристики заданы нечетко, для поиска расположения датчиков использован эволюционный алгоритм [7], который оперирует вектором объектов. Популяция представляет собой набор из N расположений датчиков, расположенных на сетке 10×10 см и измеряющих M факторов пожара.

Фитнесс-функция характеризует зависимость времени обнаружения возгорания от факторов пожара (температуры, концентрации окиси и двуокиси углерода, концентрации дыма). Общий вид которой: $F(x) = \min_t [Fire(t, Q)]$, t – время реакции, минимизацию которого необходимо произвести, Q – набор из M -параметрических датчиков. Селекция заключается в отборе расположений датчиков таких, для которых фитнес-функция минимальна. Скрещивание позволяет генерировать новое расположение датчиков путем вычисления новых координат. Мутация позволяет случайным образом изменять вычисленное расположение некоторых датчиков путем скрещивания их координат.

По сравнению с традиционными методами генетический алгоритм менее чувствителен к локальным оптимумам. В результате для поиска оптимального расположения датчиков температуры удалось уменьшить среднее время обнаружения возгорания.

Принятие решения о возгорании. Система, принимающая решение о пожаре, построена на основе рекуррентной искусственной нейронной сети с задержками на входе, которая реализует нелинейную модель авторегрессии-скользящего среднего, которая обучается по методу обратного распространения Левенберга–Марквардта.

Определение типа источника возгорания. Для классификации возгорания по типу источника были использованы сиамские нейронные сети [8], архитектура которых показана на рисунке.

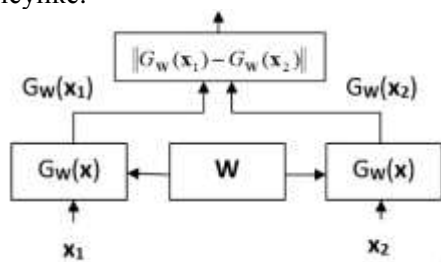


Рисунок. Структура сиамской сети

Оператор G_W характеризует отображение векторов факторов пожара x_1, x_2 в пространство низкой размерности, выполняемое нейронной сетью с матрицей весов W . Для вычисления расстояния между векторами использованы две нейронные сети с одинаковыми весами. Выходы двух нейронных сетей, имеющих одинаковые синаптические веса W для двух входных векторов x_1, x_2 , обозначим $G_W(x_1)$ и $G_W(x_2)$, причем, x_1 соответствуют

отсутствию пожара и x_2 – наличию возгорания конкретного типа.

Определение места возгорания. Для помещений судов, имеющих перегородки, которые предназначены для изоляции зоны возгорания и для включения специализированных средств тушения пожара, целесообразно определить зону возгорания. Применение многопараметрических датчиков позволяет решить эту важную задачу с использованием специальной нейронной сети. Для обучения сети возможно применение двух типов данных, которые получены путем моделирования и путем натуральных испытаний [9].

Предложенные методы были протестированы на данных, полученных в результате моделирования возгораний разной локализации в различных помещениях судна и при разных вариантах расположения датчиков. В результате было установлено, что применение предложенных алгоритмов позволяет локализовать зону возгорания.

Заключение. Моделирование пожара на суперкомпьютере позволило исследовать процессы появления и развития пожаров на судне без проведения дорогостоящих натуральных экспериментов. Сравнение с натурными экспериментами показало совпадение результатов в начале развития пожара. Разгоревшийся пожар обычно не моделируют на стендах, поэтому приходится ориентироваться только на данные компьютерного моделирования.

Интеллектуализация пожарной системы основана на машинном обучении с применением нейросетевых алгоритмов, предназначенных для определения места и типа возгорания. Для

более точного решения задачи локализации возгорания целесообразно оптимизировать расположение многопараметрических датчиков с использованием генетического алгоритма. Современные алгоритмы машинного обучения требовательны к объему экспериментальных данных, которые могут пополняться как результатами измерения, так и результатами моделирования.

ЛИТЕРАТУРА

1. **Колбин Т.С., Смольников М.И.** Влияние способа задания горючей нагрузки на результаты моделирования пожара. *Техносферная безопасность*. 2014. № 3. С. 35–40.
2. **Рыжов, А.М., Хасанов, И.Р., Карпов А.В.** Применение полевого метода математического моделирования пожаров в помещениях. Методические рекомендации. М.: ВНИИПО МЧС России. 2003.
3. **Рыжов А.М.** Математическое моделирование пожаров в помещениях с учетом горения в условиях естественной конвекции. *Физика горения и взрыва*. 1991. № 27 (3). С. 40–47.
4. **Jones W.W.** A Review of Compartment Fire Models. PB-83-208173. 1983.
5. **Jones W.W., Peacock R.D.** Technical Reference Guide for FAST Version 18. Final Report (NIST TN 1216). 1989.
6. **Malykhina G., Guseva A., Militsyn A.** Spatial-temporal digital twin models as a direction for the development of cross-cutting digital technologies. *Proceedings of the International Scientific-Practical Conference "Business Cooperation as a Resource of Sustainable Economic Development and Investment Attraction"* (ISPCBC 2019). Paris, France: Atlantis Press, 2019.
7. **Кныш Д.С., Курейчик В.М.** Параллельные генетические алгоритмы: обзор и состояние проблемы. *Известия Российской академии наук. Теория и системы управления*. 2010. № 4. С. 72–82.
8. **Malykhina G., Guseva A.** Application of Siamese Neural Networks for the Type of Emergency Determination. *Proceedings of the XI International Scientific Conference Communicative Strategies of the Information Society*. New York, NY, USA: Association for Computing Machinery, 2019.
9. **Гусева А.И., Малихина, Г.Ф., Круглеевский В.Н., Турусов С.Н., Образцов И.В.** Использование нейросетевой модели обработки данных в системах обнаружения пожаров для определения места возгорания. *Морские интеллектуальные технологии*. 2019. том. 2, № 2. С. 93–102.

G.F.Malykhina, V.N. Krugleevskiy, A.I. Guseva, I.V.Obrazcov (Peter the Great St. Petersburg Polytechnic University, St. Petersburg)

Ship fire warning system using machine algorithms and supercomputer simulation

Intellectualization of the ship's fire system is aimed at early detection of fire, localization of the source of fire, determination of the type of burning material and quick selection of extinguishing agent. The use of machine learning allows solving a number of intellectualization problems, but requires the accumulation of a significant amount of data obtained as a result of measuring fire factors using multi-parameter sensors. The specificity of the development of fire protection systems is the complexity and high cost of field tests, so the use of computer simulation becomes an important stage in the design of systems of this class. The data obtained as a result of modeling, together with the data of full-scale tests and operation, must be accumulated and used to train the fire system algorithms. The results of the development of algorithms for a fire-fighting system, using the results of supercomputer simulation of a fire on a ship, are presented.