

<https://e.lanbook.com/book/422789> (дата обращения: 24.12.2024).

2. Антоненко, С.В. Исследование совместного использования алгоритмов сжатия и шифрования данных / С.В. Антоненко, Р.Д. Сим // Человек. Общество. Инклюзия (Приложение). – 2023. – № S1-1. – С. 110–113.

3. Косимова Маржона Шакиржон Кизи. Параллельные и распределённые алгоритмы // ЕJMTCS. – 2024. – № 6. – URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/parallelnye-i-raspredelyonnnye-algoritmy> (дата обращения: 17.12.2024).

УДК 004.942

И.Н. Пожаркова, проф.

(ФГБОУ ВО СПСА ГПС МЧС России, г. Железногорск, Россия)

ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ТРАЕКТОРИИ СВОБОДНОЙ СТРУИ НА ОСНОВЕ MLP И KAN МОДЕЛЕЙ

В работах [1, 2] предложена методика разработки нейросетевых моделей для расчета параметров свободных жидкостных струй значительных геометрических размеров, одной из прикладных областей применения которых является ликвидация и ограничение распространения пожара, защита строительных конструкций от теплового излучения, охлаждение технологического оборудования, в т.ч. наружных установок. Для организации гибкого реагирования на различные сценарии развития пожара подобные струи воды или пены формируются и направляются пожарными роботами – автоматическими устройствами, в состав которых входит рабочий орган (лафетный ствол), устройство программного управления и другие элементы [3].

Из-за возмущающих воздействий (например, ветровых нагрузок) на открытых пространствах траектория струи может отклоняться от прогнозируемой. В этом случае система управления роботизированной установкой пожаротушения (СУ РУП) в режиме реального времени должна автоматически выдавать сигнал пожарным роботам для корректировки положения рабочего органа в пространстве.

Таким образом, является актуальным создание программного модуля на основе нейросетевой модели, осуществляющего в реальном времени расчет координат траектории струи с учетом возмущающих воздействий и текущих рабочих параметров пожарного робота. При этом данный расчет должен быть реализуемым на существующей элементной базе СУ РУП.

Наличие множества значений признаков, которые включают широкий набор комбинаций возмущающих и управляющих воздействий, обуславливает значительный объем памяти, занимаемый соответствующей нейросетевой моделью. Для ее реализации с учетом аппаратных характеристик устройств СУ РУП требуется, с одной стороны, минимизация размера программного модуля, с другой стороны, обеспечение приемлемой скорости расчета. При этом приоритетным является сохранение точности прогнозирования траектории струи.

В данном материале обоснован выбор базовой архитектуры нейросети для решения целевой задачи прогнозирования траектории струи в режиме реального времени с учетом направления и скорости бокового ветра. Рассмотрены следующие модели: MLP – полносвязная сеть на основе многослойного персептрона с функцией активации ReLU и KAN – нейросеть, использующая функции активации, находящиеся в связях между нейронами и аппроксимируемые сплайнами [4].

Программная реализация MLP и KAN моделей, их обучение и оценка качества выполнены на базе библиотек Python: scikit-learn, pyTorch и pyKAN [4].

В качестве функции потерь при обучении моделей задавался корень средней квадратичной ошибки (метрика RMSE) прогнозирования значений трехмерных координат точек траектории струи относительно экспериментальных:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \cdot \sum_{i=1}^N |P_{e,i} - P_{m,i}|^2},$$

где N – количество точек траектории струи, построенной на основе нейросетевой модели; $P_{e,i}$ – координаты i -й точки траектории струи, построенной на основе нейросетевой модели; $P_{m,i}$ – координаты точки экспериментальной траектории струи, ближайшей к точке $P_{e,i}$; $|*|$ – модуль вектора.

Остановка обучения модели осуществлялась при достижении заданного количества итераций или в случае отсутствия улучшения функции потерь в течение 10 шагов.

Обучающие и тестовые выборки в соотношении 5 : 1 составлены в результате модельных экспериментов на основе методов вычислительной гидродинамики [5] для ограниченного диапазона рабочих параметров лафетного ствола и заданных условий окружающей среды.

Дополнительными критериями сравнения моделей, помимо ошибки, выступали: объем памяти, занимаемый обученной сетью; время расчета прогноза; время обучения сети.

В табл. приведены параметры финальных архитектур моделей,

обеспечивающих приемлемые точность и быстродействие прогноза, а также размер обученной нейросети.

Таблица – Основные параметры MLP и KAN моделей, обученных для расчета траекторий свободных струй с учетом возмущающих воздействий

| Наименование параметра | MPL | KAN |
|---|---------------------------|--------|
| Структура скрытых слоев сети | [400, 400, 400, 400, 400] | [5, 3] |
| Среднее по результатам 10 запусков время обучения, с | 33 | 177 |
| Среднее по результатам 1000 запусков времени расчета прогноза, мс | 3 | 14 |
| Размер обученной сети, КБ | 5029 | 21 |
| <i>RMSE</i> , м | 0.35 | 0.32 |

На рис. приведена верхняя граница свободной струи в трехмерном пространстве [4], для вычисления координат которой использованы рассматриваемые модели.

Из анализа полученных результатов (таблица, рисунок) следует, что в рамках решаемой задачи точности прогноза на основе MLP и KAN моделей близки. При этом архитектура MLP характеризуется более высокой скоростью как обучения модели, так и прогнозирования на ее основе. Однако, архитектура KAN при соизмеримом быстродействии требует на два порядка меньшего объема памяти за счет уменьшения числа узлов и количества скрытых слоев сети.

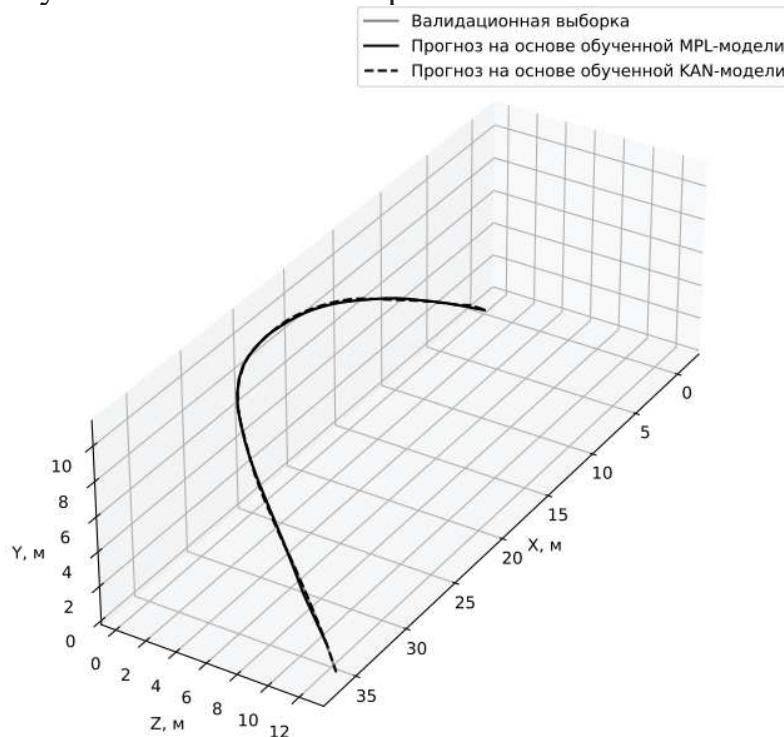


Рисунок – Результаты расчета координат верхней границы свободной струи при боковом ветре

Таким образом, с точки зрения внедрения методов машинного обучения для прогнозирования в режиме реального времени траекторий струй на основе существующей элементной базы СУ РУП целесообразно использовать КАН-модели, которые обеспечивают приемлемые точность и скорость расчета при минимальном размере обученной нейросети.

Следует отметить, что применение других существующих методик уменьшения размеров нейронных сетей, таких как прунинг (усечение), квантование, тензорная декомпозиция, дистилляция знаний, отрицательно сказывается на точности модели [4], в отличии от рассмотренной сети КАН.

ЛИТЕРАТУРА

1. Пожаркова И.Н., Цариченко С.Г., Немчинов С.Г. Использование машинного обучения в задачах управления пожарными роботами // Приборы и системы. Управление, контроль, диагностика. – 2023. – № 12. – С. 19-25.
2. Патент № 2830398 С1 Российская Федерация, МПК A62C 37/50. Способ прогнозирования траектории струи огнетушащего вещества из пожарного лафетного ствола при воздействии на нее ветра на базе нейросетевой модели и математического моделирования : № 2024106218 : заявл. 11.03.2024 : опубл. 18.11.2024 / И. Н. Пожаркова, Ю. И. Горбань, С. Г. Немчинов [и др.] ; заявитель Общество с ограниченной ответственностью «Инженерный центр пожарной робототехники «ЭФЭР».
3. Горбань Ю.И. Пожарные роботы и ствольная техника в пожарной автоматике и пожарной охране: для специалистов в области пожарной автоматики и пожарной охраны. – Москва: Пожнаука, 2013. – 351 с.
4. Пожаркова И.Н. Оценка эффективности применения сетей Колмогорова-Арнольда в задачах управления пожарными роботами / И.Н. Пожаркова // Приборы и системы. Управление, контроль, диагностика. – 2024. – № 7. – С. 33-41.
5. Пожаркова И.Н., Цариченко С.Г., Немчинов С.Г. Моделирование траектории струи огнетушащего средства из пожарного лафетного ствола при возмущающих воздействиях // Безопасность труда в промышленности. – 2022. – № 11. – С. 7-13.