



Проектирование интеллектуальной противопожарной системы

© 2024, Г.Ф. Малыхина¹✉, П.С. Жиракова², А.В. Милицын²

¹ Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого (СПбПУ),
Институт компьютерных наук и кибербезопасности (ИКНК),
Высшая школа компьютерных технологий и информационных систем, Санкт-Петербург, Россия

² СПбПУ, ИКНК, Высшая школа управления кибер-физическими системами, Санкт-Петербург, Россия

Аннотация

Противопожарные системы используют извещатели, основанные на пороговой обработке измерительных сигналов датчиков факторов пожара и выработке сигнала о пожаре в соответствии с логической функцией. Применение искусственных нейронных сетей позволяет путём их обучения проектировать извещатели, основанные на информации от сети датчиков. Для обучения искусственных нейронных сетей необходимы большие наборы данных, которые предложено получать путём моделирования пожара на суперкомпьютере. Натурные испытания представляют собой дорогостоящий эксперимент, который подвержен случайным факторам, ограничен одним-двумя помещениями и не даёт полного представления о развитии пожара. Поэтому проектирование интеллектуальных пожарных систем относится к классу модельно-ориентированного проектирования. Путём моделирования получены большие наборы данных для обучения алгоритмов пожарной системы и расширен круг решаемых задач. Предложен коллектив нейронных сетей для: поиска оптимального расположения многопараметрических датчиков; определения типа горящего материала; обнаружения возгорания на ранних этапах; локализации зоны возгорания, что позволяет выбрать адекватные средства тушения. Искусственные нейронные сети позволяют прогнозировать развитие пожара, строить карту распределения опасных факторов для поиска оптимального пути эвакуации людей. Приведён пример модельно-ориентированного проектирования судовой противопожарной системы.

Ключевые слова: интеллектуальная противопожарная система, судно, суперкомпьютер, модельно-ориентированное проектирование, обучение, искусственная нейронная сеть.

Цитирование: Малыхина Г.Ф., Жиракова П.С., Милицын А.В. Проектирование интеллектуальной противопожарной системы // *Онтология проектирования*. 2024. Т.14, №2(52). С.217-229. DOI:10.18287/2223-9537-2024-14-2-217-229.

Финансирование: исследование частично финансируется Министерством науки и высшего образования Российской Федерации в рамках программы научного центра мирового уровня «Передовые цифровые технологии» (соглашение № 075-15-2022-311 от 20.04.2022). Вычисления выполнены в суперкомпьютерном центре СПбПУ.

Конфликт интересов: авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Введение

Необходимость раннего обнаружения и своевременного предотвращения развития пожара на судне определяет целесообразность использования новых технологий, позволяющих поддерживать требуемый уровень противопожарной безопасности. Недостатком существующих противопожарных систем (ПС) является применение пороговых датчиков, которые не позволяют создавать интеллектуальные системы на основе искусственных нейронных сетей (ИНС). Датчики, имеющие относительно узкую область охвата помещения и распределённые равномерно по помещению, не учитывают вероятность возгорания в огнеопасных зонах. Отсутствие видеокамер и специально настроенной видеоаналитики не позволяет быстро обна-

ружить возгорание во всём пространстве помещения. В процессе разработки ПС проводят натурные испытания, которые позволяют не только проверить правильность проектных решений, но и накопить статистику показаний измерительных приборов и датчиков для улучшения алгоритмов работы ПС. Для проведения натурных испытаний строят специальные стенды, которые, несмотря на большие затраты, не являются точной копией помещений, где будет развернута ПС. В результате натурных испытаний сложно получить большие наборы данных, необходимые для обучения ИНС, невозможно моделировать катастрофическое развитие пожара, охватывающего множество помещений и угрожающего жизни людей, невозможно решать задачу расчёта оптимальных путей их эвакуации.

Интеллектуальная ПС, основанная на онтологии, позволяет организовать инженерные знания в области проектирования ПС. Такая ПС создаётся на базе модельного проектирования путём построения модели для суперкомпьютера и выполнения численного моделирования вместо натурального эксперимента [1]. Применение ИНС позволяет распознавать тип источника возгорания, локализовать зоны очага пожара, прогнозировать развитие пожара в каждой точке помещения и повысить оперативность принятия решения в борьбе с пожаром на судне, правильно выбирать средства тушения и находить пути безопасной эвакуации.

1 Структура ПС

Современное судно включает помещения для экипажа и пассажиров, жилые и общественные помещения, зоны отдыха, технические и служебные помещения, складские помещения, помещения машинного отделения, рулевые и навигационные помещения. К техническим помещениям относятся генераторы, системы вентиляции и кондиционирования воздуха. Технические и служебные помещения на судне имеют важное значение для нормальной эксплуатации судна. В машинном отделении располагается силовое оборудование судна, двигатели разного типа: дизельные, бензиновые, газотурбинные или электрические. Рулевые и навигационные помещения имеют большое значение для обеспечения безопасности и эффективности судовождения. В них расположены системы управления движением судна, навигационное оборудование, системы диагностики.

В процессе проектирования ПС необходимо учитывать материалы и геометрические размеры помещений, размещённое в них оборудование, вентиляцию, электрические сети, мебель и вероятное расположение горючих материалов.

ПС содержит датчики основных факторов пожара, в частности температуры, видимости, концентрации газов и дыма. Система видеонаблюдения выполняет функцию обнаружения возгорания в поле видимости. При фиксированном расположении датчиков их связь с центральным вычислительным блоком может быть проводной. При изменении условий возможного возникновения пожара в помещениях судна (размещение горючих материалов, выполнение ремонтных работ и др.) целесообразно использовать беспроводный интерфейс, позволяющий размещать датчики в новой, адекватной ситуации, положение. Укрупнённая онтологическая модель ПС показана на рисунке 1.

В ПС может быть использован ряд датчиков для измерения температуры: термометры сопротивления; термопары; полупроводниковые датчики [2]. Датчики для измерения концентрации веществ в воздухе: термохимические, электрохимические и фотоколориметрические [3]. Датчики видимости предназначены для регистрации летучих продуктов процесса горения – мелких частиц копоти, гари [4]. Они способны обнаруживать появление летучих частиц реакции горения, так называемый серый и чёрный дым. Современные ПС используют одно- и многопараметрические датчики, извещатели и многопараметрические многокритериальные извещатели. Модель принятия решений в ПС показана на рисунке 2.

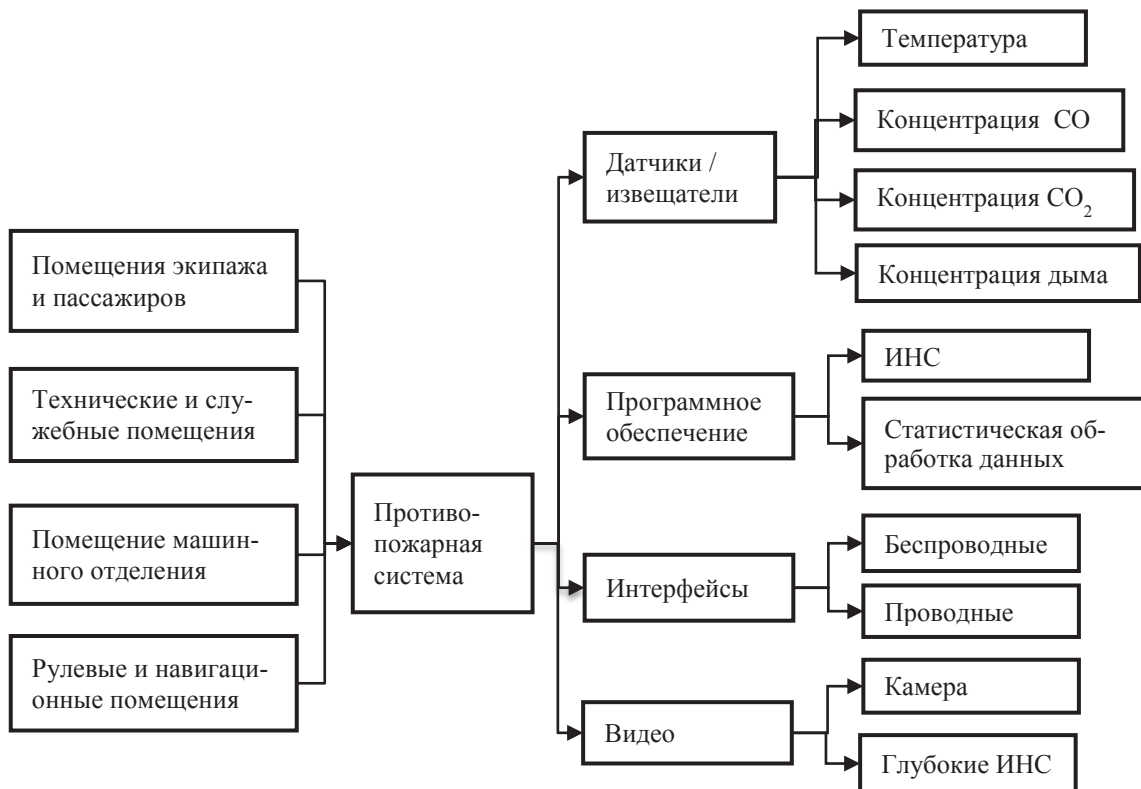


Рисунок 1 – Укрупнённая онтологическая модель противопожарной системы

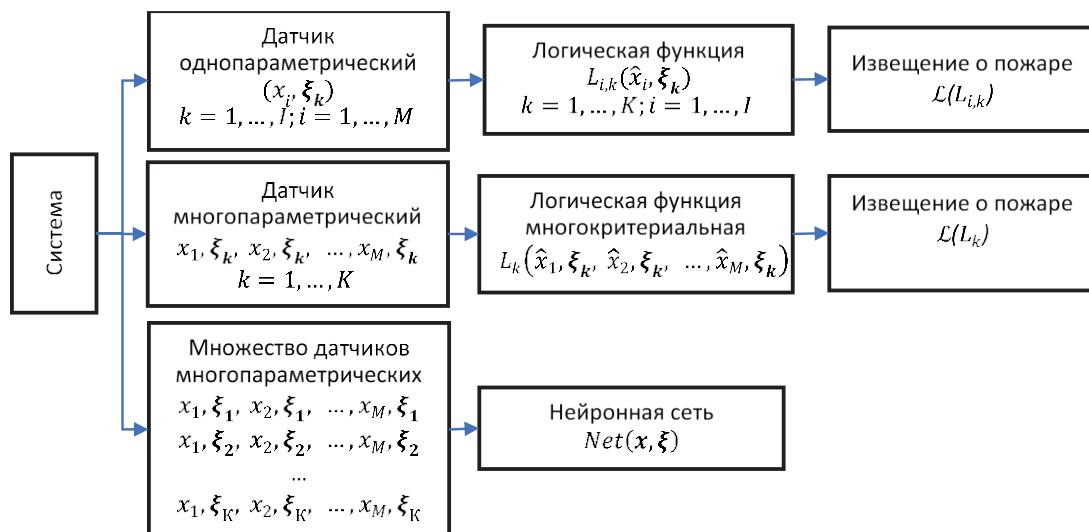


Рисунок 2 – Модель принятия решений в ПС

Датчик однопараметрический - конструктивно обособленное устройство, которое содержит первичный измерительный преобразователь для выработки сигнала $x_i, i = 1 \dots I$ измерительной информации. В ПС используются I однопараметрических датчиков в координатах $\xi_k, k = 1, \dots K$ [5]. Многопараметрический датчик имеет несколько измерительных преобразователей $x_1, \xi_k, x_2, \xi_k, \dots, x_M, \xi_k$ для выработки нескольких сигналов измерительной информации. Некоторые пожарные извещатели, в зависимости от конструкции, могут являться датчиками, передающими измеренные показания. Извещатели, в отличие от датчиков, не яв-

ляются средствами измерения, поскольку применяют к результатам измерения пороговую обработку для получения логических значений и применения к ним логической функции $L_{i,k}(\hat{x}_i, \xi_k)$. Однопараметрические пожарные извещатели выполняют измерение фактора пожара, последующую пороговую обработку фактора и/или его производной и формируют логический сигнал $\mathcal{L}(L_{i,k})$ по уровню опасного фактора и/или его производной.

Многопараметрические пожарные извещатели выполняют пороговую обработку нескольких сигналов многопараметрических датчиков, формируют логические значения для нескольких сигналов и/или их производных $L_k(\hat{x}_1, \xi_k, \hat{x}_2, \xi_k, \dots, \hat{x}_M, \xi_k)$, и логические функции $\mathcal{L}(L_k)$, учитывающие несколько факторов пожара и/или их производных. В многокритериальных извещателях применяют сложные логические функции [6].

Недостатком существующих ПС является принятие решения о пожаре на основе функций двоичной логики, применённой к сигналам каждого извещателя.

Перспективным представляется подход, который основан на анализе совокупности показаний всех многопараметрических датчиков, расположенных в контролируемом помещении, и формирование решения, сигнализирующего о пожаре, на основе машинного обучения [7].

2 Модельно-ориентированное проектирование ПС

Для проектирования ПС необходимо либо провести множество натурных экспериментов в помещениях судна или разработать компьютерную модель помещений и динамическую модель развития пожара в них. В программе *Fire Dynamic Simulator (FDS)*¹ используется модель развития пожара путём решения уравнений Навье-Стокса для низкоскоростного теплового потока. Для создания модели помещения использована программа геометрического проектирования *AutoCAD*. Пример трёхмерной геометрической модели помещений корабля-музея «Аврора» показан на рисунке 3.

Модель помещений должна быть дополнена описанием свойств материалов помещений, расположения вентиляции и свойств горючих материалов, которые могут находиться в помещении. Моделирование реального помещения имеет высокую вычислительную сложность, поэтому необходимо использовать высокопроизводительную вычислительную технику (в работе использовались ресурсы суперкомпьютерного центра СПбПУ).

В модели помещения выделяют зоны, внутри и на границах которых рассчитывают опасные факторы пожара по методу конечных разностей. Вычисление внутри каждой ячейки можно проводить на отдельном процессоре параллельно с вычислением внутри других ячеек. *FDS* поддерживает два стандарта для распараллеливания *Open Multi-Processing (OpenMP)* и *Message Passing Interface (MPI)* [8, 9]. Размер ячеек сетки выбирают исходя из минимального размера интересующих предметов в помещении. При увеличении размера сетки могут возникнуть ошибки и деформации предметов. Поэтому точность моделирования повышается при использовании неравномерной сетки, размеры элементов которой зависят от размеров объектов. В результате общее количество элементов сетки составляло 10–20 млн.

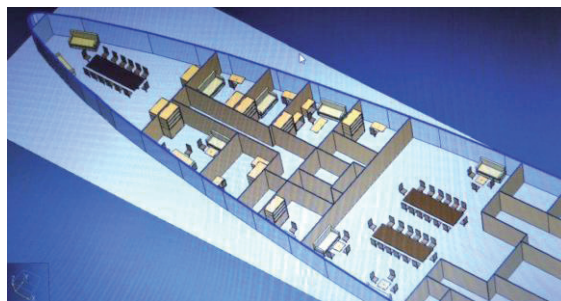


Рисунок 3 – Модель части помещений корабля-музея «Аврора»

¹ *FDS* - это инструмент для моделирования пожара, разработанный Национальным институтом стандартов и технологий (*National Institute of Standards and Technology – NIST*). <https://mst.su/fds/>.

Проведено несколько расчётов с различным распределением ресурсов. При использовании *OpenMP* на одном узле сетевого кластера с одной расчётной сеткой за 48 часов было смоделировано около одной минуты пожара. При расчётах с помощью *MPI* на нескольких компьютерах сетевого кластера использовались неравномерные сетки. Расчётная область помещения была разделена на несколько сеток по числу доступных процессоров, каждой сетке присваивался собственный процесс. При задействованных четырёх узлах кластера за 48 часов расчётов было смоделировано четыре минуты пожара.

Программа визуализации *Smokeview (SMV)* позволяет получать визуализацию результатов моделирования [10].

3 Результаты экспериментов

В помещении учебно-тренировочного комплекса Гефест², представляющем дизельный отсек судна, были проведены четыре вида испытаний:

- интенсивное тление ветоши, смоченной органическим растворителем (время тления 810 с.);
- горение мусорной корзины при постепенном возрастании интенсивности горения до уровня значительного (время горения 320 с.);
- горение невысокой интенсивности ветоши, смоченной органическим растворителем (время горения 807 с.);
- интенсивное горение мебели, смоченной органическим растворителем (время горения 136 с.).

При проведении натурных экспериментов были использованы тепловые, газовые и дымовые пожарные извещатели. Тепловые извещатели срабатывали при условии, когда конвекционная тепловая энергия пожара увеличивалась и достигала порога. Газовые извещатели реагировали на СО, выделяющийся при тлении или горении материалов. Дымовые извещатели реагировали на продукты горения, изменяющие поглощение излучения в видимом диапазоне спектра.

По результатам экспериментов выполнено сравнение натурального эксперимента с результатами моделирования (см. рисунки 4 и 5).

Применение теплового максимально-дифференциального пожарного извещателя комплекса «Касатка» АО «НПФ «Меридиан», сработавшего при температуре 26-27 °С, показано на рисунке 4б. Применение инкрементного извещателя тепла показано на рисунке 5б. Показания газового извещателя комплекса «Гамма-01 Ф» ООО «НПО пожарная автоматика» показаны на рисунках 4в и 5в. Показания оптико-электронного извещателя дыма комплекса «Гамма-01 Ф» ООО «НПО пожарная автоматика», контролирующего отражение и рассеивание частичками дыма оптического излучения, показаны на рисунках 4г и 5г.

Сопоставление натурального и вычислительного экспериментов показало их близкие результаты. Вместе с тем выявлены различия, обусловленные неточностью задания характеристик материалов горения, неточностью определения начала горения, случайными движениями воздушных потоков, влияющими на процесс горения в натурном эксперименте. Например, изменение концентрации дыма (рисунок 5г) в натурном эксперименте показало наличие выбросов в начале горения, вызванное случайными потоками воздуха, которое может приводить к ложным срабатываниям.

² УТК - ПВ.1 "ГЕФЕСТ" Учебно-тренировочный комплекс для подготовки экипажей кораблей и судов к действиям в аварийных ситуациях. https://www.aqua-servis.com/?page_id=77.

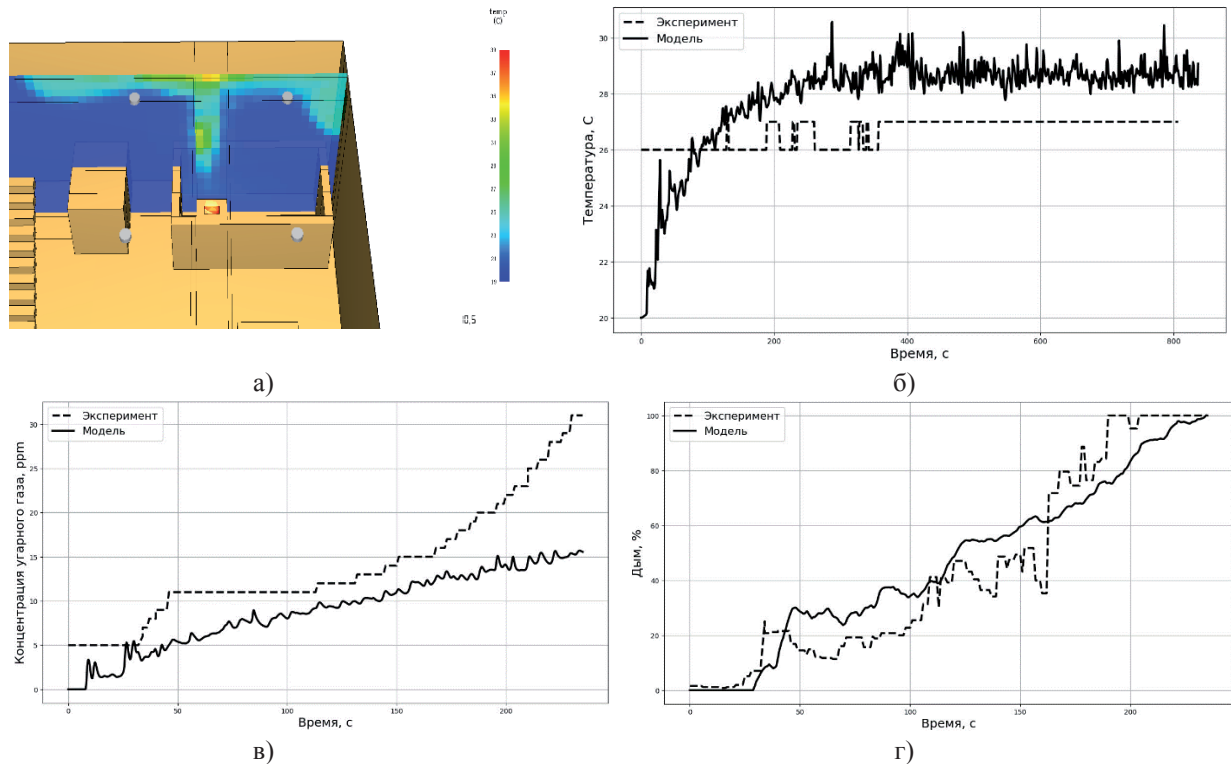


Рисунок 4 – Тестовый очаг: хлопчатобумажная ветошь, смоченная органическим растворителем, в открытом металлическом ящике имитатора горения твёрдых предметов при включённой вентиляции:

площадь $\leq 1,0 \text{ м}^2$, дистанция $\leq 2,5 \text{ м}$, интенсивность – значительное тление;

а) визуализация горения; б) температура; в) концентрация CO; г) концентрация дыма

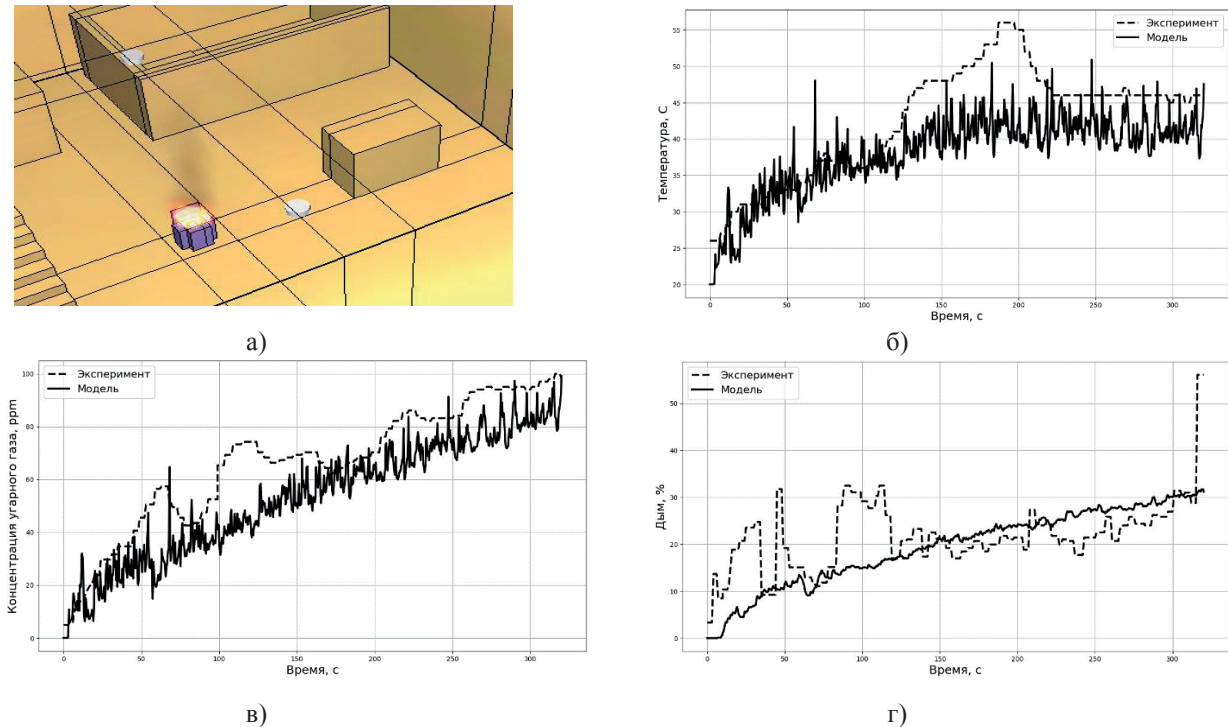


Рисунок 5 – Тестовый очаг: тряпки, бытовой мусор, бумага, скомканная в пластмассовой корзине:

площадь $\leq 1,0 \text{ м}^2$, дистанция $\leq 3,0 \text{ м}$, интенсивность – постепенный рост от малого до значительного горения. Время эксперимента 320 с.

а) визуализация горения; б) температура; в) концентрация CO; г) концентрация дыма

При натурных испытаниях невозможно воспроизвести пожар, охвативший помещение полностью, а также пожар, распространившийся на множество соседних помещений. Такая модель необходима, чтобы контролировать развитие пожара и находить пути эвакуации людей.

Интеллектуальные модули судовой ПС, использующие ИНС с супервизорным обучением, функционируют при больших наборах данных для обучения и валидации. Было выполнено моделирование на суперкомпьютере и получены наборы данных, характеризующие температуру, концентрацию СО и концентрацию дыма на множестве виртуальных датчиков, размещённых в помещении с интервалом 10 см [11].

4 Поиск оптимального расположения датчиков

Для решения этой задачи использован генетический алгоритм [12]. При этом факторами, определяющими оптимальное расположение датчиков, являются вероятность появления очага пожара в координатах $[\zeta_1, \zeta_2]^T$, геометрические размеры помещения, наличие и тип горючих материалов, расположение вентиляции. Целевой функцией является время обнаружения возгорания по правилу $Q(t)$.

На первом этапе в результате моделирования получены результаты измерения факторов пожара виртуальными датчиками, расположенными на верхней плоскости равномерно с интервалом 10×10 см.

На втором этапе определяют начальное положение каждого из N многопараметрических датчиков $\xi_i = [\zeta_{1,i}, \zeta_{2,i}]^T, i = 1 \dots N$, которое выбирают случайно на сетке размером 10×10 см.

На третьем этапе циклически выполняют генерацию нового положения датчиков с координатами $\Xi(i) := [\zeta_{1,i}, \zeta_{2,i}, \dots, \zeta_{N,i}]^T$.

На четвёртом этапе выбирают целевую функцию $Fire(t, S)$, характеризующую время обнаружения возгорания. Минимизация целевой функции $F(x) = \min_t [Fire(t, S)]$, где S – множество показаний каждого датчика из N многопараметрических датчиков. Значение целевой функции определяется с использованием ИНС, функционирование которой характеризуется рекуррентными уравнениями: $v_l = W_l u_l, u_l = \phi_l(v_{l-1})$, где v_{l-1} – вектор входов l -го слоя ИНС, u_l – вектор выходов, W_l – матрица весов l -го слоя, ϕ_l – активационная функция, которая действует по координатам. В результате обработки сигналов датчиков, расположенных в координатах $\Xi(i) := [\zeta_{1,i}, \zeta_{2,i}, \dots, \zeta_{N,i}]^T$, выход ИНС $v_L = f(u_L)$ фиксирует начало возгорания $Fire(\Xi, t) = net(t, v_L)$ в момент времени t .

На пятом этапе выполняют отбор расположений датчиков $\Xi_{best}(i) := Selection(\Xi(i))$, для которых время обнаружения возгорания минимально (селекция).

На шестом этапе выполняют небольшое направленное смещение датчиков на сетке путём смешивания координат отобранных датчиков по специальному алгоритму мутации и получают новый вектор $\Xi'(i) := [\zeta'_{1,i}, \zeta'_{2,i}, \dots, \zeta'_{N,i}]^T$.

Затем выполняется модификация некоторых координат датчиков случайным образом и повторяются этапы алгоритма.

Новое положение датчиков $\Xi(i) := Revenant(\Xi'(i))$ получают путём отбора лучшего из полученных.

Ниже показан псевдокод поиска оптимального расположения датчиков.

- 1) Чтение данных моделирования;
- 2) $\xi_i = [\zeta_{1,i}, \zeta_{2,i}]^T, i = 1 \dots N$ — начальное положение N датчиков;
while $i < T$, цикл генерации нового положения датчиков;
- 3) $\Xi(i) := [\zeta_{1,i}, \zeta_{2,i}, \dots, \zeta_{N,i}]^T$ — координаты датчиков;
- 4) $Fire(\Xi, t) = net(t, v_L)$ — вычисление времени t обнаружения пожара;
- 5) $\Xi_{best}(i) := Selection(\Xi(i))$ — отбор лучших положений датчиков (индивидуумов);
- 6) $Q(t) := Variation(\Xi_{best}(i))$ — смещение датчиков (скрещивание) и оценка целевой функции $Q(t)$;
- 7) $\Xi'(i) := [\zeta'_{1,i}, \zeta'_{2,i}, \dots, \zeta'_{N,i}]^T$ — небольшое случайное смещение датчиков (мутация);
- 8) $\Xi(i) := Revenant(\Xi'(i))$ — формирование нового положения датчиков (отбор);
End while

5 Нейросетевые методы и алгоритмы судовой ПС

Система принятия решения о возгорании построена на основе рекуррентного персептрона, размерность входного слоя которого определяется количеством датчиков и количеством измеряемых ими параметров пожара. ИНС имеет два скрытых слоя с нелинейными активационными функциями и выходной слой с двумя нейронами и линейными функциями активации. Обучение ИНС выполнено методом обратного распространения ошибки Левенберга-Маркварда, который относится к группе псевдо-ньютоновских методов второго порядка [13].

5.1 Классификация по типу источника возгорания

Для решения этой задачи применены сиамские ИНС, структура которых показана на рисунке 6.

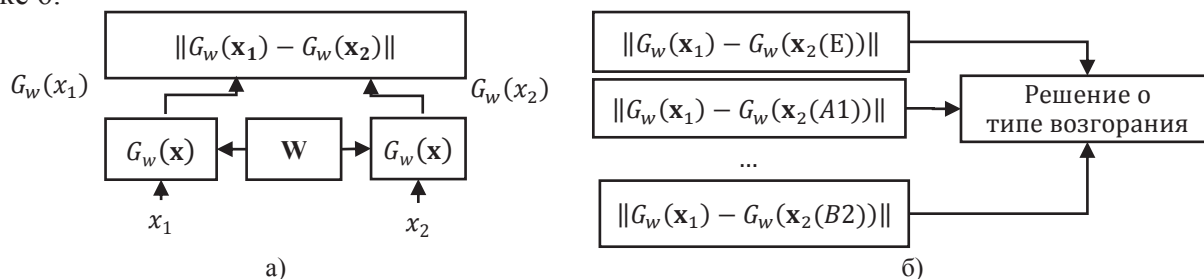


Рисунок 6 – Сиамские ИНС для определения типа источника возгорания:
а) структура сиамской ИНС; б) коллектив сиамских ИНС

Рассмотрены источники возгорания нескольких классов: горение кабеля (класс Е), бумаги (класс А1), бытовых отходов (класс А2), бензина (класс В1), спиртосодержащих веществ (класс В2). Классы источников возгорания различались по показаниям датчиков температуры, концентрации СО и дыма. На вход каждой ИНС поступают текущие и предыдущие показания датчиков, поскольку важное значение имеет динамика изменения показаний датчиков. Каждая сиамская ИНС сигнализирует о конкретном типе возгорания [14, 15].

На вход каждой сети поступают векторы $\mathbf{x}_1$ и $\mathbf{x}_2$, которые содержат показания датчиков при отсутствии возгорания и показания датчиков при наличии возгорания данного класса. ИНС основана на оценке расстояния, которое можно рассматривать как меру схожести между измеренными значениями факторов пожара определённого типа. Для вычисления схожести используют две нейронные сети с одинаковыми весами $\mathbf{W}$ для двух входных векторов $G_{\mathbf{W}}(\mathbf{x}_1)$ и $G_{\mathbf{W}}(\mathbf{x}_2)$.

Количество входных параметров зависит от K датчиков в помещении, количества числа последовательных показаний T , снимаемых с датчиков $\mathbf{x}_i = x_i(t), x_i(t-1), \dots, x_i(t-T)$, и количества нейронов N_{Input} входного слоя сиамских ИНС $n = KTN_{Input}$. Скрытые слои содержат 8 и 5 нейронов. В результате моделирования была получена оценка вероятности правильного обнаружения i – го типа возгорания $\hat{P}(i) = \frac{1}{M_i} \sum_{j=1}^J \left(\frac{m_i}{M_i} \right)$, где m_i – число успешных обнаружений, M_i – число компьютерных экспериментов, которая составила 0.88-0.98 и средняя вероятность правильных обнаружений для пяти типов возгорания $\hat{P} = \frac{1}{N_i} \sum_{i=1}^I \hat{P}(i)$, где N_i – число типов возгораний, $N_i = 5$, которая составила 0.94.

5.2 Определение зоны очага пожара

В ряде случаев важно определить место расположения очага возгорания для локального применения автоматизированного средства тушения в зоне очага пожара (классы А1, А2,

В1). Для локализации очага пожара были использованы ИНС, имеющие структуру, показанную на рисунке 6. Имея одинаковую структуру, сиамские ИНС обучены решению другой задачи. В частности, для обучения были использованы данные, полученные в результате моделирования, дополненные данными эксперимента, взятыми на временных интервалах начала горения. В натурных и компьютерных экспериментах были использованы источники горения: дизельное топливо, электрический кабель, дерево (бук), гептан, хлопчатобумажная ткань. Расположение источников возгорания в помещении площадью 7×5 м представлено на рисунке 7.

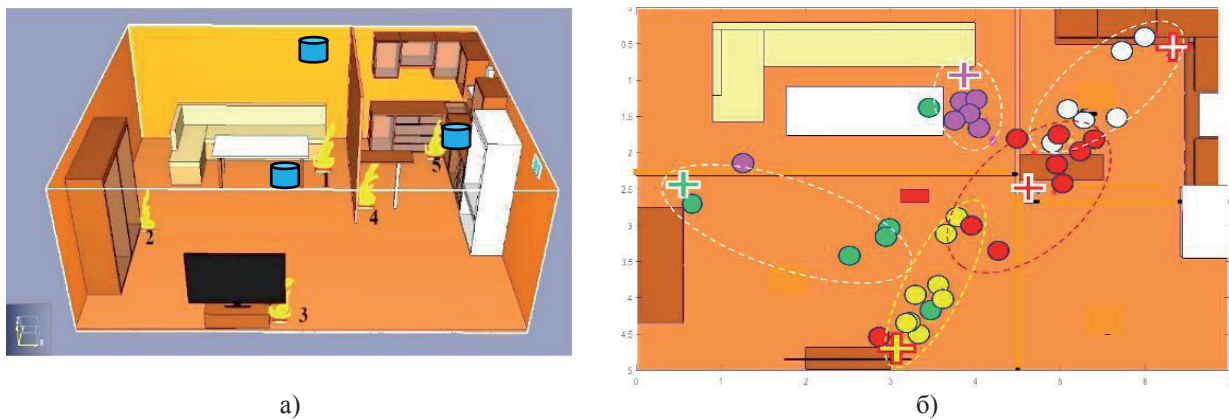


Рисунок 7 – Результаты локализации очагов возгорания в помещении судна: а) помещение судна с обозначенными очагами пожара и многопараметрическими датчиками; б) проекция помещения с указанием очагов возгорания (крестики) и результатами их локализации (пунктирные овалы)

Виртуальные многопараметрические датчики расположены на сетке 10×10 см. Три виртуальных датчика моделируют реальные датчики класса «Барк М-Э эксперт», использованные в натурных испытаниях. Входными данными являются показания виртуальных датчиков (температура, концентрация СО и концентрация дыма) в течение пяти секунд после начала возгорания и оптимальные координаты датчиков, полученные на предыдущем этапе (см. раздел 4). На выходе ИНС обучена представлять координаты источников возгорания ξ_1 и ξ_2 . Многократное моделирование первых пяти секунд возгорания в пяти положениях очага позволило получить области возгорания. Геометрия помещения, расположение многопараметрических датчиков и очагов пожара показаны на рисунке 7.

Компьютерное моделирование проведено в двух вариантах: при равномерном расположении трёх многопараметрических датчиков и при оптимальном расположении (см. раздел 5.1). Характеристикой правильности локализации источника возгорания является дисперсия ошибки локализации, которая определяется по формуле:

$$\sigma_j^2 = \frac{\sum_{k=1}^K \|\xi_{k,j} - \xi_{0,j}\|}{K}, \quad (2)$$

где $\xi_{0,j}$ – действительное положение источника возгорания в j – ом эксперименте $j = 1, \dots, 5$, $\xi_{k,j}$ – результат определения положения источника возгорания при k – ом повторении j – ого эксперимента $k = 1, \dots, 7$.

Моделирование показало, что при оптимальном расположении датчиков дисперсия зоны локализации уменьшилась приблизительно в 2 раза.

Условием правильной локализации k – той зоны возгорания в j –ом испытании является $\|\xi_{k,j} - \xi_{0,j}\| \leq \theta$, где θ – характеристика допустимого размера зоны. Оценки вероятности правильной локализации k – го очага возгорания определяются по формуле $\hat{P}(k) = \frac{1}{M_k} \sum_{j=1}^J \frac{m_{j,k}}{M_k}$, где m_k – число правильных результатов обнаружения в k – той зоне, при выполнении M_k экспериментов; и оценка средней вероятности правильной локализации K зон

возгорания $\hat{P} = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K \hat{P}(k)$. В проведённом эксперименте вероятность правильной локализации зоны возгорания составила 92%.

Таким образом, применение генетического алгоритма при расстановке датчиков позволяет сократить время обнаружения пожара и повысить достоверность локализации зоны возгорания.

Заключение

Предлагаемый нейросетевой метод формирует извещение на основе совокупности показаний всех многопараметрических датчиков, расположенных в контролируемом помещении. В отличие от существующих методов извещения о возгорании на основе логических функций расширяется круг решаемых задач. Коллектив нейронных сетей позволяет найти оптимальное расположение многопараметрических датчиков, определить тип горящего материала, обнаружить возгорание на ранних этапах, а также локализовать зону возгорания.

Большие объёмы данных, необходимые для обучения ИНС ПС, могут быть получены путём компьютерного моделирования. Этот подход позволит решить ряд новых задач: прогнозирование развития пожара, адаптивное подавление мешающих факторов (нормальный нагрев помещения, изменение газового состава, появление пыли), построение динамической карты распределения опасных факторов и поиск оптимального пути эвакуации людей [15]. Динамические карты распространения пожара во времени представляют распределение основных факторов пожара, температуры, концентрации вредных газов и дыма в пространствах помещений судна.

Показано применение способа получения информации для обучения ИНС ПС путём создания верифицированной модели конкретного фрагмента предметной области на основе использования решения задач по прецеденту [16].

Принципиальным вопросом в проектировании судовой ПС является исследование помещений судна, учёт наличия вентиляции, размещения опасных предметов геометрии помещений. Результатом является подробная геометрическая 3D модель судна, включающая указания на физико-химические свойства материалов.

При проектировании ПС важным является сочетание натурных испытаний и компьютерного моделирования. Натурные испытания возможны для отдельных помещений, в то время как для моделирования доступны все помещения судна. Ограничением является сложность модели и производительность вычислений.

Онтологический подход предполагает применение широкого класса моделей ПС, к которым относятся, в частности, генетический алгоритм оптимизации расположения датчиков, ИНС с супервизорным обучением для классификации состояний объекта и для аппроксимации зависимостей опасных факторов пожара.

Список источников

- [1] Гвоздев В.Е., Бежаева О.Я., Сафина Г.Р. Многоаспектное моделирование ситуаций в задачах обеспечения функциональной безопасности аппаратно-программных комплексов // Онтология проектирования. 2023. Т.13, №1(47). С.125-138. DOI: 10.18287/2223-9537-2023-13-1-125-138.
- [2] Пасынков В.В., Чиркин Л.К. Полупроводниковые приборы. С116.: Издательство Лань, 2002. 480 с.
- [3] Fraisl D., Hager G., Bedessem B. et al. Citizen science in environmental and ecological sciences. *Nat Rev Methods Primers*. 2022. 2, 64. DOI:10.1038/s43586-022-00144-4.
- [4] Пожарная безопасность. Энциклопедия. М.: ФГУ ВНИИПО МЧС России, 2007. 416 с.
- [5] ГОСТР 8.673-2009. Государственная система обеспечения единства измерений (ГСИ). Датчики интеллектуальные и системы измерительные интеллектуальные. Основные термины и определения. 2019.

- [6] ГОСТ 34698-2020. Межгосударственный стандарт Извещатели пожарные. Общие технические требования. Методы испытаний. Дата введения 2023-07-01.
- [7] **Лазовская Т.В., Малыхина Г.Ф., Тархов Д.А.** От информационно-измерительных к киберфизическим системам. Мягкие измерения и вычисления. 2023. Т. 62. № 1. С. 73-84.
- [8] **Chivers I., Sleightholme J.** OpenMP. In: Introduction to Programming with Fortran. Springer, Cham. 2018. DOI: 10.1007/978-3-319-75502-1_33.
- [9] **Prost J.P.** MPI-IO. In: Padua, D. (eds) Encyclopedia of Parallel Computing. Springer, Boston, MA. 2011. DOI: 10.1007/978-0-387-09766-4_297.
- [10] **Ling D., Kan K.** Numerical Simulations on Fire and Analysis of the Spread Characteristics of Smoke in Supermarket. In: Lin, S., Huang, X. (eds) Advanced Research on Computer Education, Simulation and Modeling. CISM 2011. Communications in Computer and Information Science, 2011. vol 176. Springer, Berlin, Heidelberg. DOI: 10.1007/978-3-642-21802-6_2.
- [11] **Гусева А.И., Малыхина Г.Ф., Милицын А.В.** Моделирование информационно-измерительной системы, предназначенной для обнаружения пожара на судне. В сборнике: Материалы XIII Международной конференции по прикладной математике и механике в аэрокосмической отрасли (АММАГ'2020). Москва, 2020. С.485-488.
- [12] **Meray A., Boza R., Siddiquee M.R., Reyes C., M. Hadi Amini, Nagarajan Prabakar.** Subset Sensor Selection Optimization: A Genetic Algorithm Approach With Innovative Set Encoding Methods Journal: IEEE Sensors Journal, 2023; 23(22). DOI: 10.1109/JSEN.2023.3322596.
- [13] **Haykin S.** Neural Networks: A Comprehensive Foundation. Prentice Hall PT. 1999. 842 p.
- [14] **Valero-Mas J.J., Gallego A.J., Rico-Juan J.R.** An overview of ensemble and feature learning in few-shot image classification using siamese networks. *Multimed Tools Appl.* 2024. 83, 19929–19952. DOI:10.1007/s11042-023-15607-3.
- [15] **Дусакаева С.Т., Савинов В.В.** Мобильное приложение для поиска оптимального маршрута в университетском городке. *Онтология проектирования.* 2023. Т.13, №3(49). С.455-464. DOI:10.18287/2223-9537-2023-13-3-455-464.
- [16] **Федунов Б.Е.** Решение задач по прецеденту в базах знаний бортовых интеллектуальных систем тактического уровня на этапах выполнения миссии подвижным объектом. *Известия РАН. Теория и системы управления.* 2023, № 1. С.137–147. DOI:10.31857/S0002338823010018.

Сведения об авторах



Малыхина Галина Федоровна, 1954 г. рождения. Окончила Ленинградский политехнический институт имени М.И. Калинина в 1973 г., д.т.н. (1996), профессор Высшей школы компьютерных технологий и информационных систем ИКНК СПбПУ, профессор. В списке научных трудов 166 работ в областях: кибернетика, автоматика и вычислительная техника, математика, информатика и др. РИНЦ СПИН 6511-9450. SCOPUS ID 56413033100 ORCID 0000-0002-1026-8727, Researcher ID O-2269-2016. malyhina_gf@spbstu.ru ✉.

2023 г. Студентка



Жиракова Полина Сергеевна, 2001 г. рождения. Окончила СПбПУ в 2023 г. Студентка 1-го курса магистратуры ИКНК СПбПУ по направлению «Киберфизические системы и технологии». В списке научных трудов две работы в области теории управления. РИНЦ СПИН 5148-5610, ID 1212282. zhirakova.ps@edu_spbstu.ru.



Милицын Алексей Владимирович, 1972 г.р., окончил СПбПУ в 1995 г. Старший преподаватель Высшей школы управления кибер-физическими системами ИКНК СПбПУ. Область научных интересов - интеллектуальные системы управления, киберфизические системы, интеллектуальные системы безопасности, искусственный интеллект, информационные технологии. Автор 10 печатных работ. SCOPUS ID 57194215918, Researcher ID HZL-6530-2023, ORCID ID 0000-0001-9931-0129, РИНЦ СПИН 3351-0411, ID 660773. militsyn_av@spbstu.ru

Поступила в редакцию 07.03.2024, после рецензирования 06.04.2024. Принята к публикации 10.05.2024.



Design of an intelligent fire protection system

© 2024, G.F. Malykhina¹✉, P.S. Zhirakova², A.V. Militsyn²

¹ Peter the Great St. Petersburg Polytechnic University (SPbPU), Institute of Computer Science and Information Systems, Higher School of Computer Technologies and Information Systems, St. Petersburg, Russia

² SPbPU, Institute of Cybersecurity and Computer Science, Higher School of Cyberphysical Systems and Control, St. Petersburg, Russia

Abstract

Fire protection systems utilize detectors that process signals from fire sensors using threshold-based methods and generate a fire signal based on a logical function. Artificial neural networks can enhance these detectors by processing information from a network of sensors after being trained. To train these neural networks, extensive data sets are necessary, which can be obtained through fire simulations on a supercomputer. Field tests are costly, subject to random factors, limited to one or two rooms, and do not provide a comprehensive picture of fire development. Thus, designing intelligent fire systems falls under model-based design. Through modeling, large data sets were generated for training fire system algorithms, expanding the range of tasks they can address. A group of neural networks is proposed for optimizing the placement of multi-parameter sensors, identifying the type of burning material, detecting fires at early stages, and localizing the fire zone to select appropriate extinguishing agents. Artificial neural networks enable the prediction of fire development, mapping hazardous factors' distribution to find optimal evacuation routes. An example of model-based design for a ship fire protection system is provided.

Keywords: intelligent fire protection system, ship, supercomputer, model-based design, training, artificial neural network.

For citation: Malykhina G.F., Zhirakova P.S., Militsyn A.V. Design of an intelligent fire protection system [In Russian]. *Ontology of Designing*. 2024; 14(2): 217-229. DOI:10.18287/2223-9537-2024-14-2-217-229.

Financial Support: The research is partially funded by the Ministry of Science and Higher Education of the Russian Federation within the framework of the World-Class Research Center: Advanced Digital Technologies program (agreement No. 075-15-2022-311 of 04/20/2022). The calculations were performed at the supercomputer center of St. Petersburg Polytechnic University.

Conflict of interest: The authors declare no conflict of interest.

List of figures

Figure 1 – Ontological model of fire protection system

Figure 2 – Decision-making models in fire protection system

Figure 3 – A model of a section of the premises of the museum ship Aurora

Figure 4 – Test hearth: cotton rags soaked with organic solvent, in an open metal box, simulated burning of solid objects, with ventilation on, area ≤ 1.0 m², distance ≤ 2.5 m, intensity - significant smouldering; a) - visualisation of combustion; b) - temperature; c) - CO concentration; d) - smoke concentration

Figure 5 – Test hearth: rags, household rubbish, paper crumpled in a plastic basket, area ≤ 1.0 m², distance ≤ 3.0 m, intensity - gradual increase from small to significant combustion. Time of experiment: 05:20 = 320 c; a) - visualisation of combustion; b) - temperature; c) - CO concentration; d) - smoke concentration

Figure 6 – Siamese ANNs for fire source type determination; a) - structure of Siamese ANN, b) - collective of Siamese ANNs

Figure 7 – Results of localization of fire sources in the ship's room; a) - AutoCAD drawing of the ship's room with marked fire sources and multi-parameter sensors; b) - projection of the room with indication of fire sources (crosses) and results of their localization (circles)

References

- [1] Gvozdev VE, Bezhaeva OYa, Safina GR. Multi-aspect modeling of situation in the functional safety control tasks

- of hardware and software complexes [In Russian]. *Ontology of designing*. 2023; 13(1): 125-138. DOI: 10.18287/2223-9537-2023-13-1-125-138.
- [2] **Pasynkov VV, Chirkin LK**. Semiconductor devices [In Russian]. Saint Petersburg: Lan, 2009. 480 p.
- [3] **Fraisl D., Hager G., Bedessem B. et al.** Citizen science in environmental and ecological sciences. *Nat Rev Methods Primers*. 2022. 2, 64. DOI:10.1038/s43586-022-00144-4.
- [4] Fire detectors [In Russian]. Fire safety. Encyclopedia. Moscow: FGU VNIPO. 2007. 416 p.
- [5] GOSTR 8.673-2009 State system for ensuring the uniformity of measurements (GSI). Intelligent sensors and intelligent measuring systems. Basic terms and definitions [In Russian]. 2019.
- [6] GOST 34698-2020 Interstate standard Fire detectors. General technical requirements. Test methods [In Russian]. Date of introduction 2023-07-01.
- [7] **Lazovskaya TV, Malykhina GF, Tarkhov DA**. From information-measuring to cyber-physical systems [In Russian]. *Soft measurements and calculations*. 2023; 62(1): 73-84.
- [8] **Chivers I, Sleightholme J**. OpenMP. In: Introduction to Programming with Fortran. Springer, Cham. 2018. DOI:10.1007/978-3-319-75502-1_33.
- [9] **Prost JP**. MPI-IO. In: Padua, D. (eds) Encyclopedia of Parallel Computing. Springer, Boston, MA. 2011. DOI:10.1007/978-0-387-09766-4_297.
- [10] **Ling D, Kan K**. Numerical Simulations on Fire and Analysis of the Spread Characteristics of Smoke in Supermarket. In: Lin, S., Huang, X. (eds) Advanced Research on Computer Education, Simulation and Modeling. CESM 2011. Communications in Computer and Information Science, vol 176. Springer, Berlin, Heidelberg. DOI:10.1007/978-3-642-21802-6_2.
- [11] **Guseva AI, Malykhina GF, Militsyn AV**. Modeling of an information-measuring system designed to detect a fire on a ship [In Russian]. In the collection: Proceedings of the XIII International Conference on Applied Mathematics and Mechanics in the Aerospace Industry (AMMAI'2020). Moscow, 2020. P.485-488.
- [12] **Meray A, Boza R, Siddiquee MR, Reyes C, M. Hadi Amini, Nagarajan Prabakar**. Subset Sensor Selection Optimization: A Genetic Algorithm Approach With Innovative Set Encoding Methods Journal: IEEE Sensors Journal, 2023; 23(22). DOI: 10.1109/JSEN.2023.3322596.
- [13] **Haykin S**. Neural Networks: A Comprehensive Foundation. Prentice Hall PT, 1999. 842 p.
- [14] **Valero-Mas JJ, Gallego AJ, Rico-Juan JR**. An overview of ensemble and feature learning in few-shot image classification using siamese networks. *Multimed Tools Appl* 83, 19929–19952 (2024). DOI:10.1007/s11042-023-15607-3.
- [15] **Dusakaeva ST, Savinov VV**. Mobile application for finding the best route on campus [In Russian]. *Ontology of designing*. 2023; 13(3): 455-464. DOI: 10.18287/2223-9537-2023-13-3-455-464.
- [16] **Fedunov BE**. Solving problems based on precedent in the knowledge bases of on-board intelligent systems at the tactical level at the stages of mission execution by a mobile object [In Russian]. *News of the Russian Academy of Sciences. Theory and control systems*. 2023; 1: 137–147. DOI:10.31857/S0002338823010018.

About the authors

Galina Fedorovna Malykhina (b.1954), graduated from the Leningrad Polytechnic Institute named after M.I. Kalinin in 1973, D. Sc. Eng. (1996). Professor at Higher School of Computer Science and Information Systems, SPbPU. She is a counter of more than 166 publications in the field of cybernetics, automation and computer science, mathematics, informatics, etc. RSCI SPIN 6511-9450. SCOPUS ID 56413033100 ORCID 0000-0002-1026-8727, Researcher ID O-2269-2016. malykhina_gf@spbstu.ru. ✉

Polina Sergeevna Zhirakova (b. 2001), graduated from the SPbPU in 2023. First year Master's student in the field of Cyberphysical Systems and Technologies at the Higher School of Cyberphysical Systems and Control of the Institute of Cybersecurity and Computer Science of the SPbPU. She is a counter of 2 publications in the field of control systems. RSCI SPIN 5148-5610, eLibrary author ID 1212282. zhirakova.ps@edu_spbstu.ru.

Alexey Vladimirovich Militsyn (b. 1972), graduated from the SPbPU in 1995. He is a senior lecturer at the Higher School of Cyberphysical Systems and Control at the Institute of Cybersecurity and Computer Science of the SPbPU. He is a counter of 10 publications in the field of intelligent control systems, cyberphysical systems, intelligent security systems, artificial intelligence, and information technology. SCOPUS ID 57194215918, Researcher ID HZL-6530-2023, ORCID ID 0000-0001-9931-0129, RSCI SPIN 3351-0411, eLibrary author ID 660773. militsyn_av@spbstu.ru.

Received March 7, 2024. Revised April 06, 2024. Accepted May 10, 2024.