



ними. Очевидно, что использование разработанного сервиса позволяет значительно снизить трудоёмкость кодирования при реализации нестандартных решений в рамках веб-сервиса, тем самым позволяя сконцентрироваться на более важных задачах.

### Литература

1 Журавлева Л. В., Стригулин К. А. Исследования особенностей развития нейронных сетей в современном мире [Текст] // Технические науки: проблемы и перспективы: материалы IV Междунар. науч. конф. (г. Санкт-Петербург, июль 2016 г.). — СПб.: Свое издательство, 2016. — С. 9-11.

2 Будыльский Д. В. GRU и LSTM: современные рекуррентные нейронные сети // Молодой ученый. — 2015. — №15. — С. 51-54

А.А. Порунов, М.М. Тюрина, Р.И. Вафин

## ОСОБЕННОСТИ РАЗРАБОТКИ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОЙ СТРУЙНО-КОНВЕКТИВНОЙ СИСТЕМЫ ИЗМЕРЕНИЯ ПАРАМЕТРОВ ГАЗОВЫХ ПОТОКОВ

(Казанский национальный исследовательский  
технический университет им. А.Н. Туполева)

Разработка современных информационных систем (ИС) измерения параметров различных газовых потоков требует использования различных методов инструментальной и алгоритмической обработки информативных сигналов. Одним из таких методов является метод, реализующий принцип инвариантности [1], позволяющий получить более высокие метрологические характеристики выходного информативного сигнала при минимизации числа источников информации. Суть метода заключается в структурной интеграции измерительных каналов [2, 3] на базе нескольких различных по физической природе источников первичных информативных сигналов, устройств преобразования и цифровой обработки полученной информации с последующим отображением. Отличительной особенностью этого принципа применительно к разработке струйно-конвективной системы измерения (СКСИ) параметров газовых потоков (ПГС) является возможность получения несколько информативных сигналов, алгоритмическая обработка которых позволяет за счет избыточности первичного информативного сигнала [3] расширить функциональные возможности системы.

Для обеспечения инвариантности выходного сигнала СКСИ к действующим дестабилизирующим факторам необходимо выполнение условия

$$\Delta F = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m \frac{\partial F}{\partial Y_i} \frac{\partial Y_i}{\partial \alpha_j} \Delta \alpha_j \equiv 0, \quad (1)$$



где  $\alpha_j$  –  $j$ -я из  $m$  величин, влияющих на  $i$ -й канал преобразования;  $\Delta\alpha_j$  – отклонение  $\alpha_j$  от ее номинального значения.

Избыточность информативных сигналов, динамические изменения, происходящих в окружающей среде и влияющие на информативные сигналы, обуславливает необходимость применения интеллектуальных методов их обработки. Применительно к СКСИ ПГП можно выделить три основных направления практической реализации принципа интеллектуализации [2]. Первое из направлений связано с адаптацией структуры системы с учетом особенностей измерительного преобразования, второе направление заключается в реализации многофункциональности измерительных каналов системы, а третье направление – это возможность реализации процесса самообучения систем по результатам оценки их функционирования.

В докладе представлены особенности разработки интеллектуальной струйно-конвективной системы измерения параметров газовых потоков на примере системы воздушных сигналов летательных аппаратов (СВС ЛА), структурная схема которой приведена на рис. 1. Применение рассмотренных выше методов позволяет достигнуть повышения точностных характеристик и обеспечить структурную адаптацию измерительных каналов системы к резко-изменяющимся условиям полета.

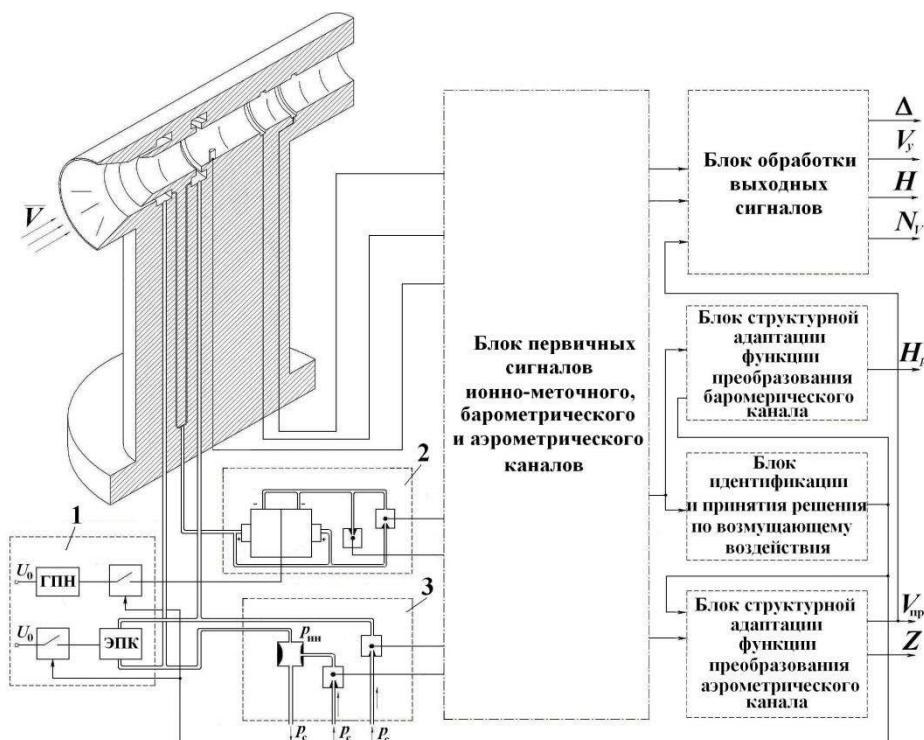


Рис. 1. Структурная схема СВС МЛА: 1 – блок формирования тестовых воздействий; 2 – пневмомодуль барометрического канала; 3 – пневмомодуль аэрометрического канала; ГПН – генератор привода нагнетателя; ЭПК – электропневмоклапан



При изменении высоты полета происходит существенное изменение параметров дестабилизирующих факторов, таких как давление и температура. Учет влияния характера изменения дестабилизирующих факторов, а также оценка эффективности устранения вызванных ими аддитивной погрешности осуществляется в блоке идентификации и принятия решения по возмущающему воздействию, работающего в соответствии с неравенством:

$$U_{\rho} + KU_{\dot{\rho}} \leq \left| \frac{m}{K_{\Sigma}} \varepsilon_{\Delta_i}^{\text{доп}} \right|, \quad (2)$$

где  $U_{\rho}$  – напряжение по плотности, и скорости ее изменения  $U_{\dot{\rho}}$ , определяемые соответственно барометрической высотой и скоростью ее изменения;  $K$  – коэффициент, определяющий долю сигнала по скорости изменения плотности (высоты) в суммарном сигнале управления периодичностью структурной адаптации;  $K_{\Sigma}$ ,  $m$  и  $\varepsilon_{\Delta_i}^{\text{доп}}$  – соответственно коэффициент передачи блока идентификации и принятия решения по возмущающему воздействию, учитывающий разброс конструктивных параметров измерительных каналов, коэффициент, зависящий от отклонения разброса конструктивных параметров измерительных каналов от номинальных значений и предельно допустимое значение аддитивных погрешностей измерительных каналов.

При этом предельно допустимое значение погрешности  $\varepsilon_{\Delta_i}^{\text{доп}}$  определяется экспериментально из условия соответствия заданному значению аддитивной погрешности на уровне земли по аэротрихическому каналу – 10 км/ч; по каналу барометрической высоты – 10 м, а по каналу вертикальной скорости – 0,5 м/с. Эти погрешности определяют порог срабатывания компараторов блока идентификации и принятия решения. При нарушении неравенства (2) СВС МЛА переходит в режим автокоррекции, который осуществляется в два этапа, смещенных друг относительно друга на время 150-200 мс. Реализация процесса автокоррекции представлена в работе [4].

Дальнейшее совершенствование интеллектуальных СКСИ ППП возможно путем применения интеграции современных методов на базе нейронных сетей, настраиваемых с помощью генетических алгоритмов, системы нечеткой логики и т.д. Комплексное применение всех перечисленных решений, в конечном счете, позволит устранить априорную неопределенность задачи измерения параметров газового потока.

### Литература

1. Петров Б.Н., Викторов В.А., Лункин Б.В., Совлуков А.С. Принципы инвариантности в измерительной технике. М.: Наука, 1976. – 243 с.
2. Тюрина М.М., Порунов А.А. Современные направления в разработке систем измерения пилотажных параметров малоразмерных летательных аппаратов // Труды IV Международной научно-практической конференции «Современные технологии – ключевое звено в возрождении отечественного авиастроения» (АКТО-2008). – Казань: Изд-во Каз. гос. техн. ун-та, 2008. – С.92-102.



3. Тюрина М.М. Система измерения высотно-скоростных параметров винтокрылых и сверхлегких летательных аппаратов/ Тюрина М.М., Порунов А.А. // Известия вузов. Авиационная техника. – 2007. – №4 – С. 53-57.

4. Система измерения высотно-скоростных параметров летательного аппарата. Патент на полезную модель №112435 (РФ): МПК G01 P5/00 / Порунов А.А., Галяутдинова А.Н., Тюрина М.М., Порунов Н.А., Солдаткин В.М.; опубл. 10.01.2012, Бюл. №1. – 5 с.

Д.А. Рыбаков

## ПОИСК ПЕРКОЛЯЦИОННЫХ КЛАСТЕРОВ С ПОМОЩЬЮ ИСКУССТВЕННОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ

(Eram systems)

Наиболее простой моделью перколяции (протекания в стохастической среде) является модель, основанная на квадратной решетке, клетки которой являются проводящими или непроводящими в случайном порядке. Существует множество задач в теории перколяции [1], которые решаются аналитически или численно. Это задачи нахождения кластеров, проводящих путей внутри, поиск пороговой концентрации проводящих элементов и т.п. Близкой по смыслу задачей является задача блуждания по случайно составленному лабиринту и определения его проходимости. Все эти методы на вход получают в явном виде перколяционную решетку или лабиринт и производят вычисления, анализируя явные данные. В это время интерес представляют такие системы, внутренности которых невозможно изучить явно в виду их недоступности. Например, месторождение нефти в пористой породе тоже является перколяционной системой, и его диагностика возможна по отраженному сейсмо сигналу, который содержит неявную информацию. Задача анализа такого сигнала кажется очень сложной и существуют определенные попытки её решить. Мы же пытаемся решить такие задачи с помощью наиболее современных методов машинного обучения с использованием нейронных сетей. Новые методы бросают вызов явному программированию и анализу в сложных задачах. На данный момент мы представляем самые начальные и скромные попытки использовать искусственную нейронную сеть для решения задачи нахождения перколяционного кластера в простейшей 2D модели, чтобы понять полезность такого подхода в будущем.

Методы машинного обучения можно использовать, если есть достаточно большое количество примеров - тысячи и миллионы. Наиболее легко столько примеров можно получать из численной модели. Представим себе квадратную решетку 30x30 наподобие шахматной доски и будем с вероятностью  $p$  делать некоторые клетки проводящими. То есть будем заполнять двумерный массив нулями с вероятностью  $(1-p)$  и единицами с вероятностью  $p$ . Таким образом получим массив  $N=900$  байтов, который можно подавать на вход нейронной сети. Всего можно получить  $2^N$  уникальных массивов.