

Радиостроение

Научно-практический журнал

<http://www.radiovega.su>

Ссылка на статью:

// Радиостроение. 2018. № 02. С. 13–28

DOI: [10.24108/rdeng.0218.0000134](https://doi.org/10.24108/rdeng.0218.0000134)

Представлена в редакцию: 20.02.2017

© НП «НЕИКОН»

УДК 629.735.33

Разработка интеллектуальной системы оценки состояния беспилотного летательного аппарата на основе нейросетевых технологий

Парфентьев К.В.^{1,*}, Жильцов А.И.¹

*rudefellow@gmail.com

¹НИИ ИСУ МГТУ имени Н.Э. Баумана, Москва, Россия

В работе предложен новый подход к разработке комплексной системы оценки состояния БЛА, основанный на анализе многомерных данных с помощью нейросетевых моделей. Данная система предназначена для решения широкого круга задач, таких как детектирование неисправностей бортовой аппаратуры на основе комплексного анализа измерений, резервирование неисправных датчиков, оценка состояния летательного аппарата, прогнозирование и предотвращение опасных ситуаций.

Ключевые слова: беспилотный летательный аппарат, искусственные нейронные сети, самоорганизующиеся карты Кохонена, нейросетевое управление, системный анализ

Введение

В настоящее время спрос на применение беспилотных летательных аппаратов (БЛА) непрерывно увеличивается. Растущий спрос на БЛА обоснован не только экономическими соображениями [1], а именно, относительной дешевизной конструкции, но и возможностью выполнять задачи повышенного риска. БЛА применяются в боевых действиях [2], сельском хозяйстве [3], при мониторинге пожаров [4]. Однако для поддержания аппарата в рабочем состоянии требуется полностью автономная интеллектуальная система, способная определять исправность всех датчиков, выполнять их резервирование, прогнозировать опасные ситуации и траекторию полета.

Нейросетевые и другие интеллектуальные подходы нашли себе применение в самых разных отраслях. Не является исключением и авиация, в том числе беспилотная. В работе [5] предлагается использовать искусственные нейронные сети для оценки устойчивости и надежности летательных аппаратов на этапе их проектирования. В работе [6] рассматривается подход к созданию двухуровневой системы управления на базе нейроконтроллеров, способной к обучению и адаптации. В работе [7] предлагается управлять БЛА с помощью нейро-нечетких контроллеров. В работе [8] решается более узкая задача - автономной посадки БЛА с использованием нейросетевого анализа оптического изображения. В работе [9] искусственные нейронные сети используются для коррекции спутниковой и инерци-

альной навигации. Также нейросетевые подходы используются в технической диагностике отдельных систем летательного аппарата. Например, в работе [10] предложен нейросетевой подход для технической диагностики авиационных двигателей. В работе [11] рассматривается нейросетевой подход для контроля бортовых систем летательного аппарата. Схожая задача решается в работе [12], в которой предлагается контроль бортовых систем управления на этапе всего жизненного цикла, в том числе создания. В работе [13] для определения неисправностей датчиков и исполнительных устройств используется нейросетевая модель с обновляемыми с помощью фильтра Калмана весовыми коэффициентами. В работе [14] решается эта же задача, но с использованием нейронных сетей, оптимизированных генетическими алгоритмами.

В рассмотренных работах решаются узкоспециализированные задачи с использованием нейронных сетей прямого действия, работающих по строгому принципу заданного числа входов и выходов. Основными отличиями этих работ являются модификации алгоритма обратного распространения ошибки при обучении нейронной сети, что позволяет достигать меньших ошибок, а также обновлять нейронную сеть в процессе эксплуатации.

В данной работе предлагается качественно иной подход к решению подобных задач. Благодаря использованию другой нейросетевой модели - самоорганизующихся карт Кохонена возникает возможность отойти от принципа строго заданного числа входов и выходов. Данная нейросетевая структура оперирует состояниями, включающими в себя все переменные одновременно, из которых входы и выходы могут выбираться в любой момент. Главным преимуществом такого подхода является то, что с помощью одной обученной сети можно решать широкий спектр задач, например, обнаружение выхода из строя любого датчика или прогнозирование какого-либо параметра движения БЛА в заданный момент времени. Самоорганизующиеся карты Кохонена обладают способностью к накоплению, обобщению и активации любых данных, полученных в процессе обучения, и именно эта особенность позволяет моделировать так называемую ассоциативную память. Другой особенностью данной нейросетевой модели является ограниченность всех параметров в пределах, вытекающих из пределов этих параметров в обучающей выборке. С одной стороны эта особенность сужает способность системы к обобщению, с другой - не приводит к недостижимым значениям параметров, как может произойти с нейронной сетью прямого действия в случае нештатной ситуации.

Также в этой работе с целью лучшего анализа результатов полета предложена модификация алгоритма обучения самоорганизующейся карты, а именно его первой стадии - инициализации карты.

Основной задачей данной работы было создание единой интеллектуальной системы, способной решать широкий спектр задач, таких как: детектирование неисправности любого датчика и возможность восстановления показаний в случае его поломки, возможность аварийного завершения маневра в случае выхода из строя системы управления, прогнозирование параметров движения ЛА. Кроме этих задач, решаемых в режиме реального времени, система также может быть применима для анализа полета и достоверности модели. Вектор параметров, используемых для обучения интеллектуальной системы оценки состояния БЛА:

$$X = [\omega_x, \omega_y, \omega_z, \alpha, \beta, v, v_y, r_a, r_e, r_r, r_t, \omega_{зад}, v_{узад}]$$

ω_x - угловая скорость крена ЛА;

ω_y - угловая скорость рыскания ЛА;

ω_z - угловая скорость тангажа ЛА;

α - угол атаки ЛА;

β - угол скольжения ЛА;

v - модуль воздушной скорости ЛА;

v_y - вертикальная скорость ЛА;

r_a - отклонение элерона;

r_e - отклонение руля высоты;

r_r - отклонение руля направления;

r_t - тяга в процентах;

$\omega_{зад}$ - заданная угловая скорость разворота вектора скорости поступательного движения (вектор заданной угловой скорости перпендикулярен горизонтальной плоскости);

$v_{узад}$ - заданная вертикальная скорость.

В данной работе решаются следующие задачи:

- определение выхода из строя датчика угловой скорости и восстановление его значений
- прогнозирование значений угловой скорости, на основе текущих измерений параметров ЛА
- определение соответствия математической модели движения ЛА реальному полету

В данной работе в качестве модельной структуры используются самоорганизующиеся карты Кохонена. Стратегия данного метода заключается в представлении множества экспериментальных данных в виде топологической карты – решетки размерностью n на m , состоящей из нейронов. Каждый нейрон представляет собой некоторый вектор, определяющий в пространстве признаков одну из характерных точек. В результате обучения векторы-нейроны распределяются в пространстве признаков, аппроксимируя статистические взаимосвязи между данными обучающего множества [15]. Такой подход обладает высокой универсальностью, так как единожды обученная структура имеет набор характерных состояний вместо строго заданного набора входов и выходов. Благодаря этому систему можно использовать в любом из требуемых применений, таких как резервирование выбранного датчика или прогнозирование определенного параметра полета.

Обучение системы

В качестве параметров для обучения системы использовались следующие данные: положения рулей, заданный маршрут движения, угловые и линейные скорости, углы атаки и скольжения, тяга. Для наиболее полного обучения системы необходимо рассматривать вектор параметров с определенным интервалом предыстории. В каждом векторе обучающей выборки кроме текущего состояния объекта, присутствуют его параметры в предыдущие моменты времени. Для обеспечения возможности работы в реальном времени

был выбран шаг в 0.1 секунды и память на 20 итераций. Таким образом, каждое мгновенное состояние модели объекта использует участок полета в 2 секунды. Выбор частоты дискретизации также важен и тесно связан с сохранением динамики аппарата, вычислительной сложностью и частотой поступающих на выход системы данных.

Для обучения системы был произведен полет по маршруту длительностью 200 секунд на математической модели ЛА. На отдельных участках маршрута принудительно менялись, по различным законам - случайным образом или по гармоническим законам, такие параметры движения как требуемая вертикальная скорость и заданная угловая скорость разворота. На рис.1 представлены задающие вертикальная и угловые скорости летательного аппарата в обучающем полете. Такой сложный полет с разнообразными участками позволяет обучиться различным ситуациям даже на ограниченном временном интервале.

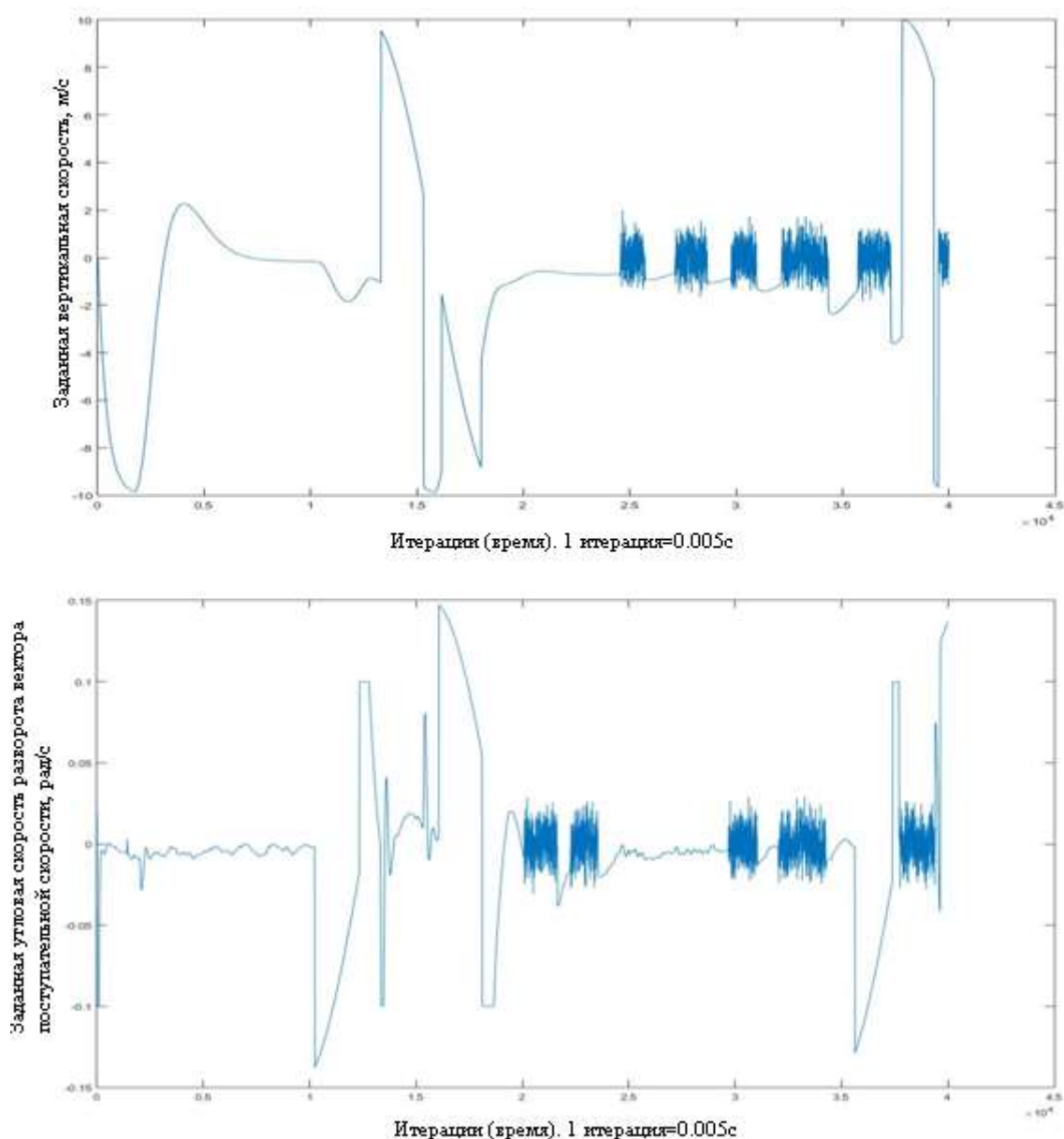


Рис.1. Заданные параметры обучающего полета

Управление ЛА при помощи обученной системы

В данном случае с помощью системы идентифицируется выход из строя системы управления, затем обученная система перехватывает управления на себя. В проделанном эксперименте летательный аппарат запускается на штатном автопилоте, на моменте, отмеченном красным, идет переключение на обученную систему. Дальнейшее движение ЛА обусловлено выполнением заданных вертикальной скорости и угловой скорости разворота.

На рис.2 представлены заданная вертикальная скорость и высота, на которой летит летательный аппарат

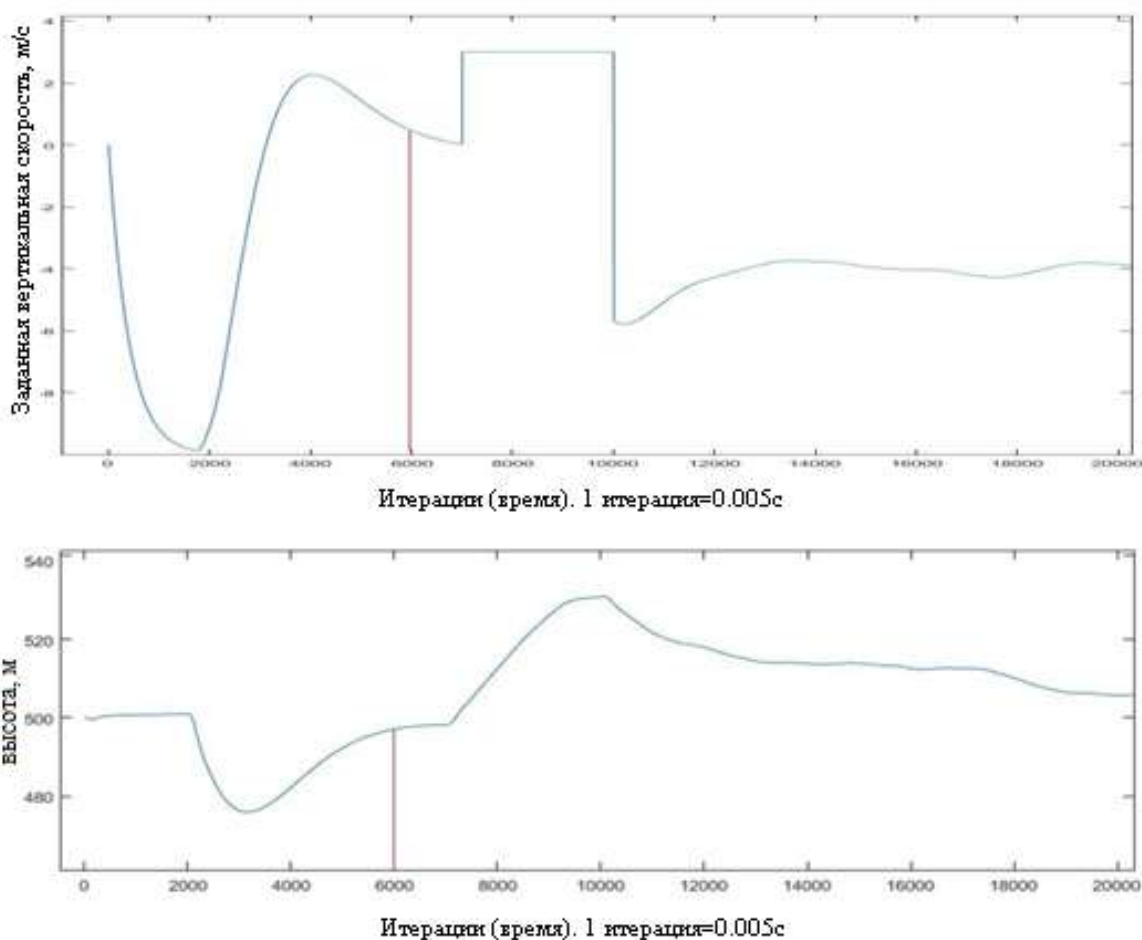


Рис.2. Изменение высоты тестового полета

Полная замена системы управления интеллектуальной системой не являлась целью данной работы. Фрагменты автономного полета под управлением интеллектуальной системы приведены только для подтверждения достоверности результатов обучения.

Но в то же время это дает надежду, что в случае более качественного процессе обучения возможно предотвращение аварийных ситуаций при помощи интеллектуальной системы.

Определение ошибки датчиков

Одной из важнейших задач данной работы было определение неисправностей датчиков и замена их на интеллектуальную систему оценки состояния ЛА. На протяжении всего полета система сравнивала все поступающие на вход данные с показаниями откликнувшегося на эти данные нейрона-победителя [15]. Если показания одного из датчиков и отклик системы начинали расходиться, то определялся факт неисправности. В представленном тесте в процессе полета был искусственным образом выведен из строя датчик угловой скорости крена, после чего на систему продолжали поступать ложные значения. В задачу входило определить факт неисправности и восстановить недостающее значение. На рис.3 представлены результаты теста.

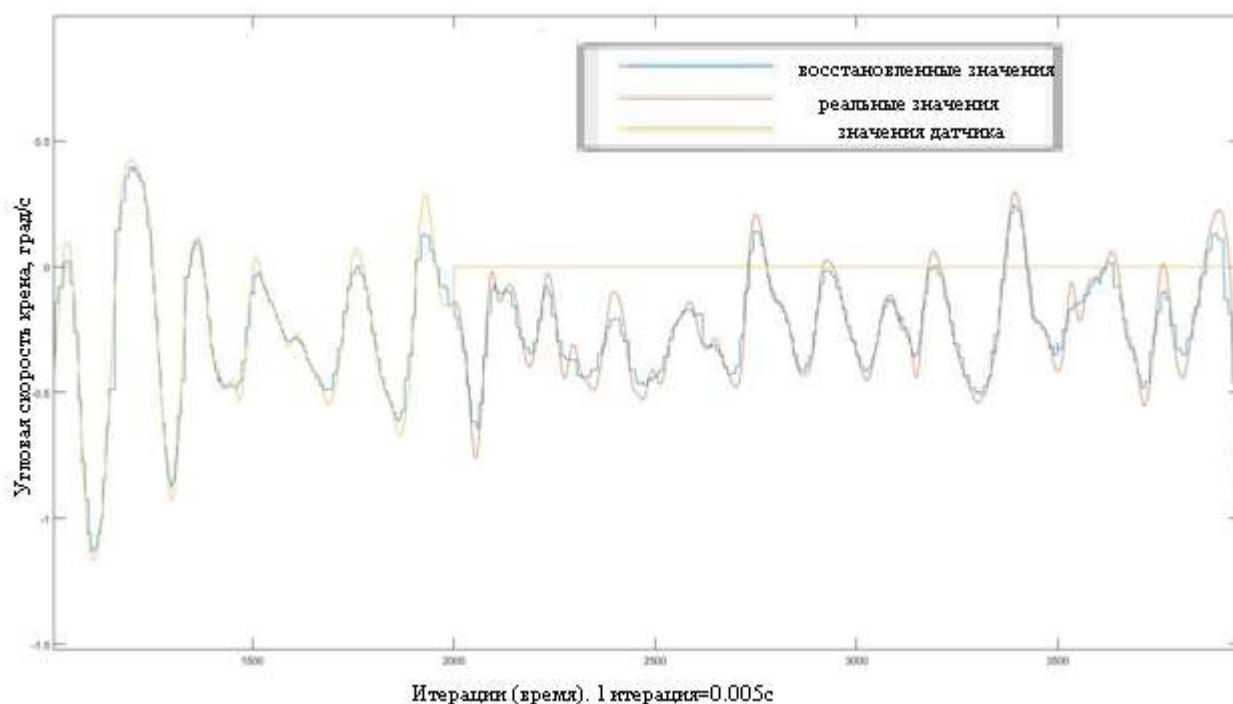


Рис.3. Определение неисправности датчика и восстановление его показаний

Как видно из графика, система хорошо справляется с прогнозом параметра независимо от того, исправное или ложное значения с датчика подаются на нее. Располагая корректными данными, поступающими с датчиков других параметров движения, система сглаживает значения неисправного датчика и восстанавливает их достаточно точно. Такой режим работы системы очень важен, так как позволяет сократить резервирование и снизить стоимость летательного аппарата.

Прогнозирование параметров ЛА

Другой важной задачей является прогнозирование летных параметров и предотвращение опасных ситуаций. Прогнозирование параметров заключалось в подаче на вход системы неполного вектора данных: вместо 20 значений всех параметров с шагом 0.1 се-

кунды, поступало от 4 до 19 значений этих параметров, далее система восстанавливала недостающие. Чем более долгосрочный прогноз нужен, тем меньше на вход системы может поступить данных, что связано с ограничением технической реализации (при сохранении постоянства длины запоминаемого временного ряда). В случае прогноза на 0.1 секунды, на вход подаются 19 значений всех параметров, а 20-ое система должна восстановить сама. В случае прогноза на 1.5 секунды на вход идут уже всего лишь 5 значений всех параметров из 20. На рис.4 представлены результаты прогнозирования.

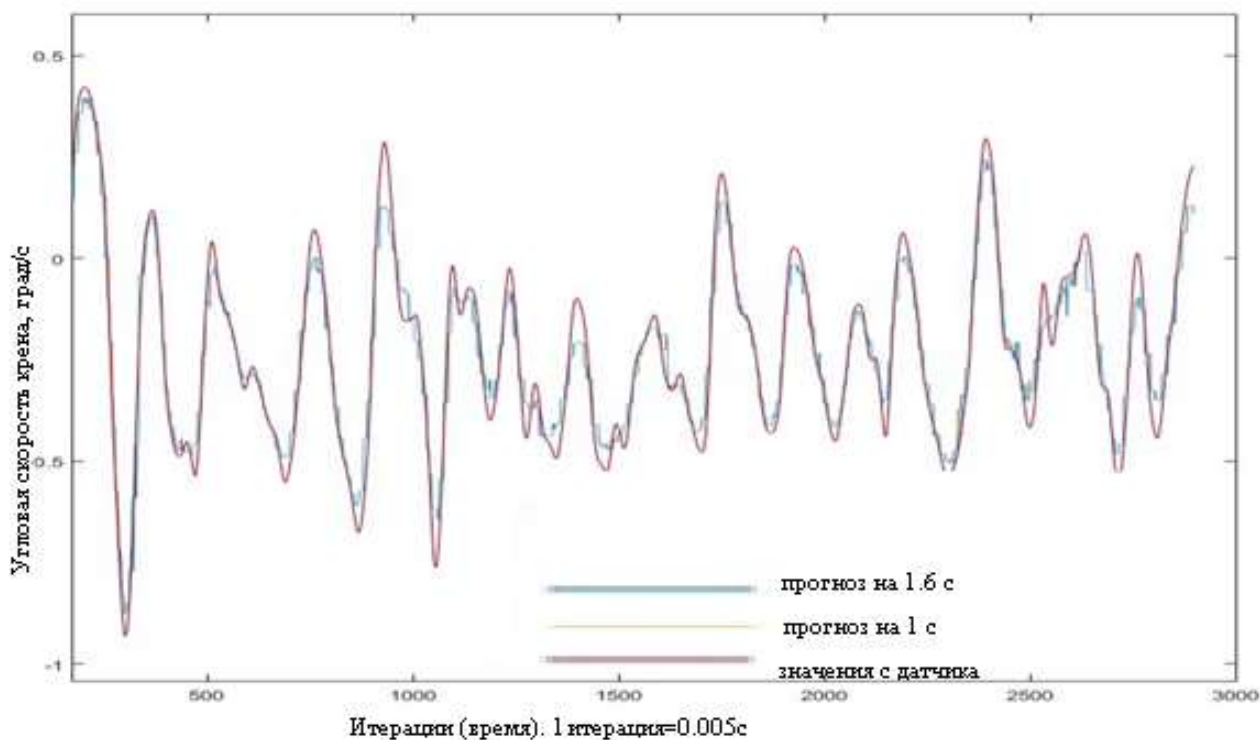


Рис.4. Результаты прогнозирования

Как видно из графика, результаты прогнозирования очень близки реальным показаниям датчика, что свидетельствует о корректности работы системы. Но прогнозирование более чем на 1.9 секунды при выбранных шаге и размерности вектора входных параметров невозможно. В случае необходимости более длительного прогнозирования, необходимо изменять структуру системы и обучать ее либо при большем шаге, либо использовать большую глубину регрессии.

Анализ полета

Помимо вышперечисленных задач данная система позволяет решать задачу анализа полета, сравнения его с эталонным, а также оценку достоверности модели. Для достижения этого результата производилась покомпонентная визуализация обученных карт Кохонена. В таком графическом представлении изображаются решетки карты для каждой компоненты - каждого летного параметра. Из-за большого количества компонент на дальнейших иллюстрациях будет изображаться частичное покомпонентное представление.

Существует несколько важных моментов, без учета которых анализ полета при помощи визуализации не представляется возможным. Основным из них является начальная инициализация карты до обучения. Существует два способа начальной инициализации карт: случайная и линейная.

При случайной инициализации вся карта заполняется случайными числами по каждой координате в пределах, заданных обучающей выборкой. Пример такой инициализации приведен на рис.5а. Пример обученной карты на основе случайной инициализации приведен на рис.5б.

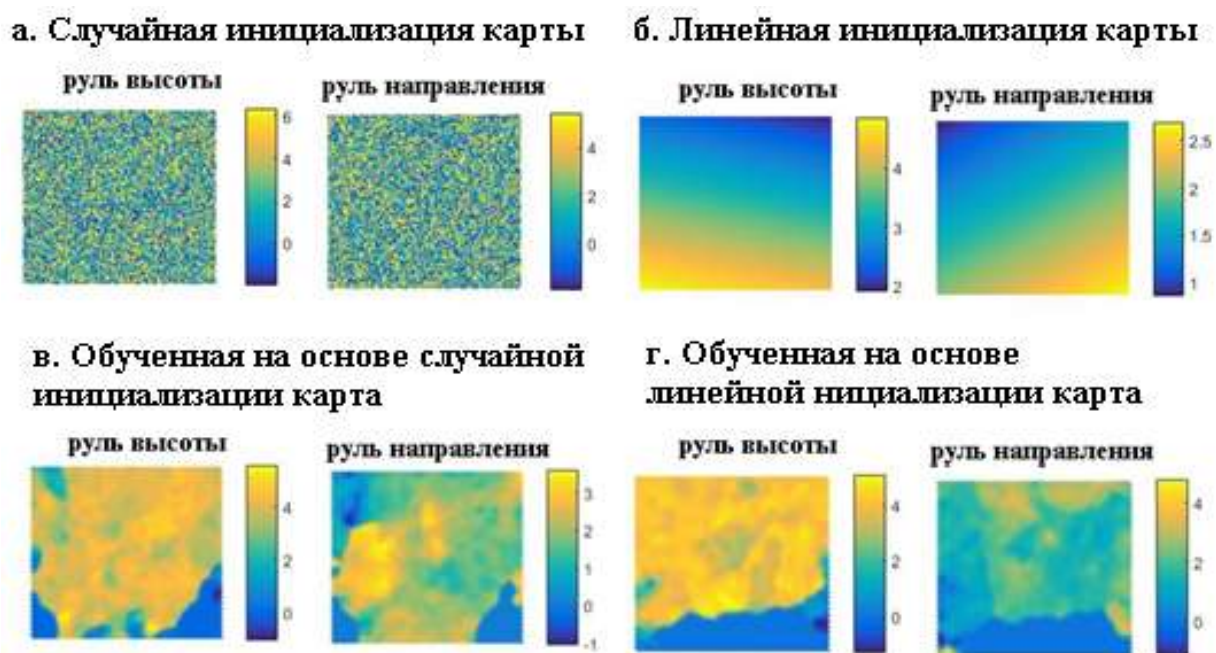


Рис.5. Влияние инициализации на распределение нейронов.

Другим способом, позволяющим инициализировать карту, является линейная инициализация. В этом методе для матрицы обучающей выборки определяются два собственных вектора с наибольшими собственными значениями, которые и задают направление распределения значений для каждого параметра обучающей выборки. Пример такой инициализации приведен на рис.5в. Пример обученной карты на основе случайной инициализации приведен на рис.5г.

На протяжении многих тестов линейная инициализация проявила себя более стабильно и надежно благодаря тому, что наиболее характерные участки полета неизменно располагались в определенных областях карты, тогда как результат расположения после случайной инициализации в общем случае мог быть любым (рис.6а, 6б).

Но и линейная инициализация обладает определенными недостатками, так как один и тот же характерный участок может занимать схожую зону, но отраженную относительно одной из осей симметрии карты.(Рис. 6в).

Для того, чтобы избежать этого эффекта, был использован следующий прием - для некоторого эталонного полета производилась линейная инициализация, а уже инициали-

зированная карта использовалась для дальнейшего обучения. Структуры, обученные на одной инициализированной карте данными разных полетов, получались в достаточной мере похожими, чтобы можно было сравнивать их напрямую.

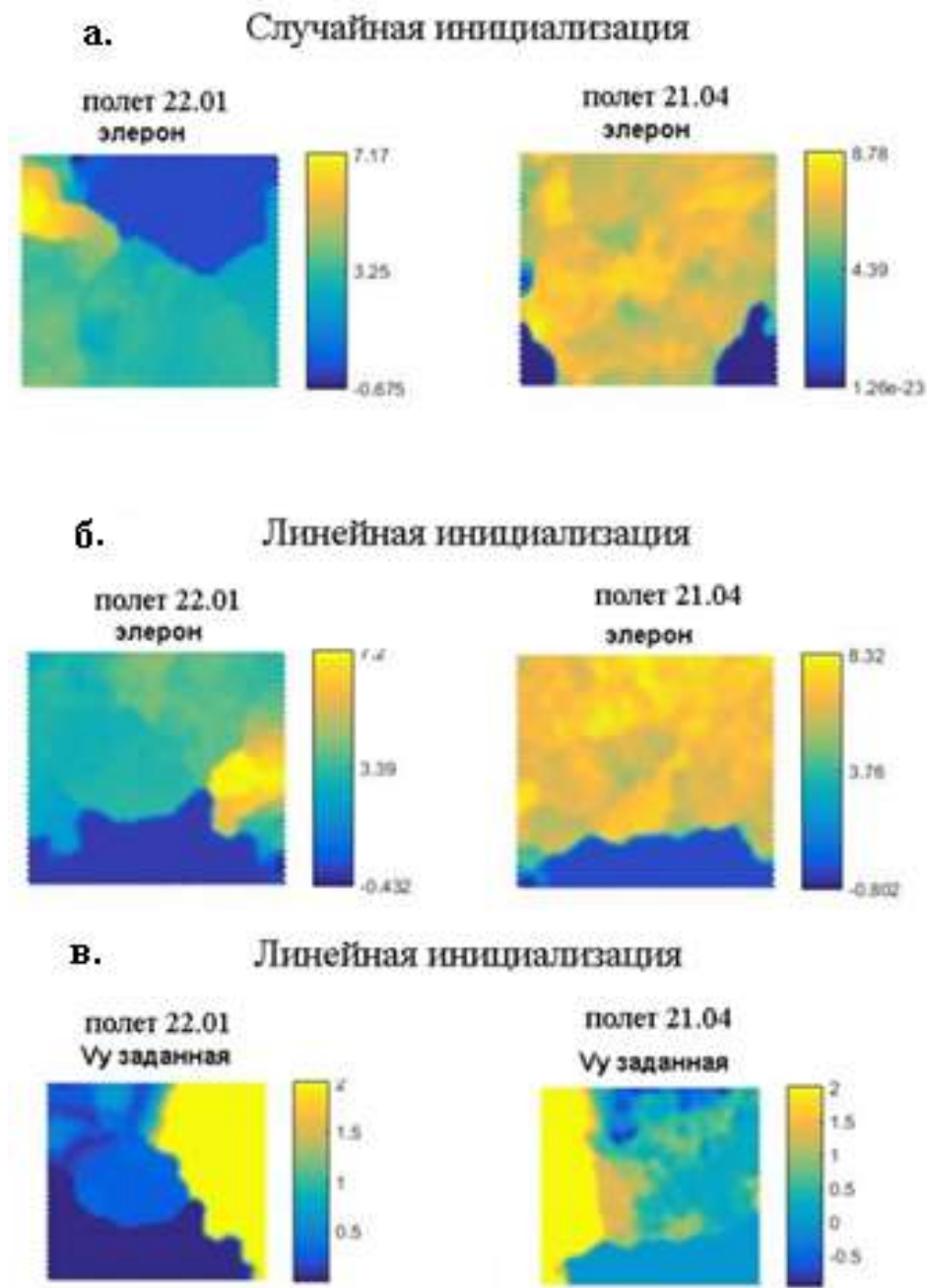


Рис.6. Сравнение обученных карт на основе случайной и линейной инициализаций.

Например, на Рис.7а представлена покомпонентная разность двух карт, обученных на схожих участках разных полетов, симитированных на модели. Практически на всей карте эта разность по цветовой шкале равна нулю (зеленый цвет), так как модель бралась одна и та же, а полетные задания на данном участке практически совпадали.

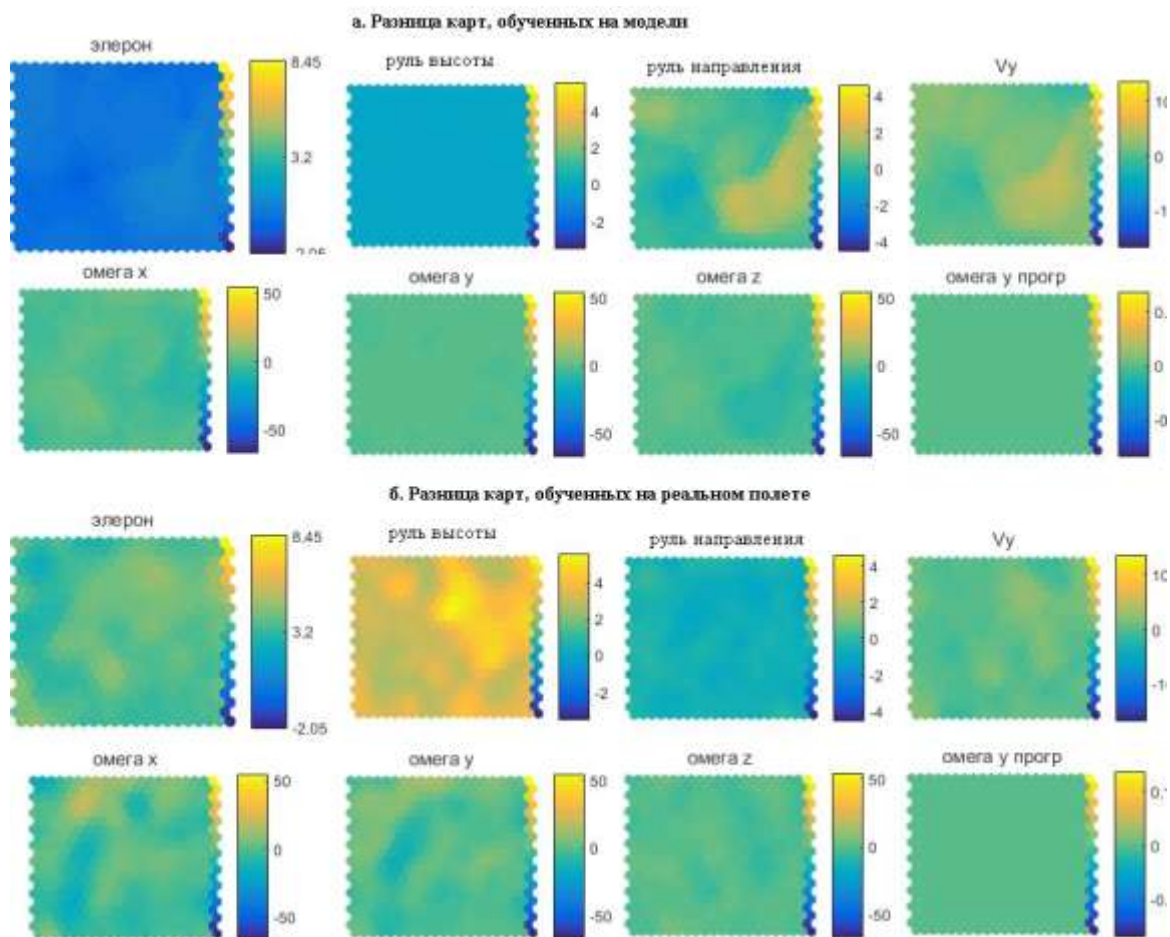


Рис.7. Сравнение схожих участков двух полетов, произведенных на модели (а) и реальном полете (б)

Схожий эксперимент был поставлен со схожими участками, полученными с реальных полетов, произведенных с разницей в 3 месяца. Данное сравнение представлено на Рис.7б. В данном случае мы видимо похожую картину за исключением разных значений руля высоты и элеронов. Объясняется это конкретным физическим фактом: разными центровками ЛА в двух рассмотренных полетах. Это цветовое различие в отображении конкретных параметров подчеркивает достоверность полученных результатов и демонстрирует технологию сравнения разных полетов.

Если же сравнить схожие участки, взятые с математической модели и реального полета (Рис.8), то видно, что различие между объектом и моделью минимально, из чего можно сделать вывод, что математическая модель соответствует объекту на этих участках полета. Присутствует небольшая разница в значениях отклонений элеронов, что может быть объяснено некоторым несоответствием математической модели реальному полету, так как в математической модели указывалась конкретная центровка, которая была в реальном полете. Остальные полетные параметры практически идентичны. В случае же больших различий между моделью и объектом данный метод позволил бы корректировать модель.

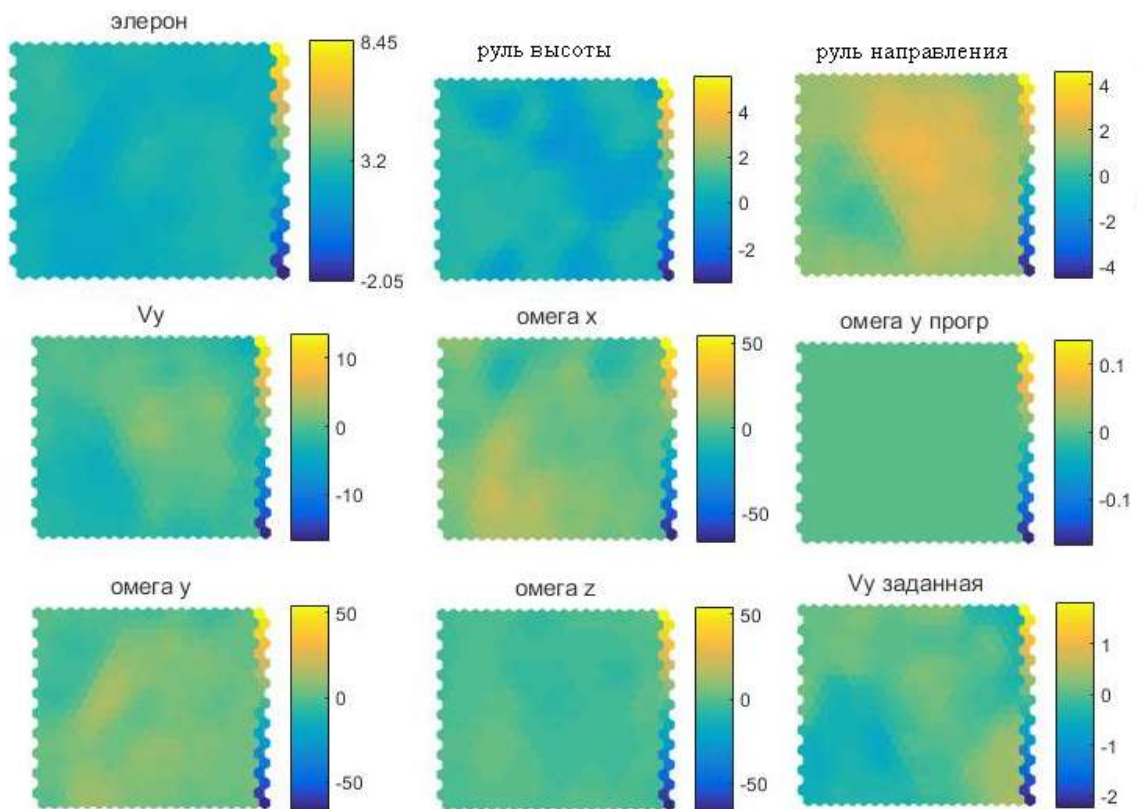


Рис.8. Сравнение схожих участков, взятых с реального полета и модели

В заключение предлагается сравнить полноценные полеты, включающие в себя взлет, выбрасывание парашюта и несколько различных маневров (Рис.9).

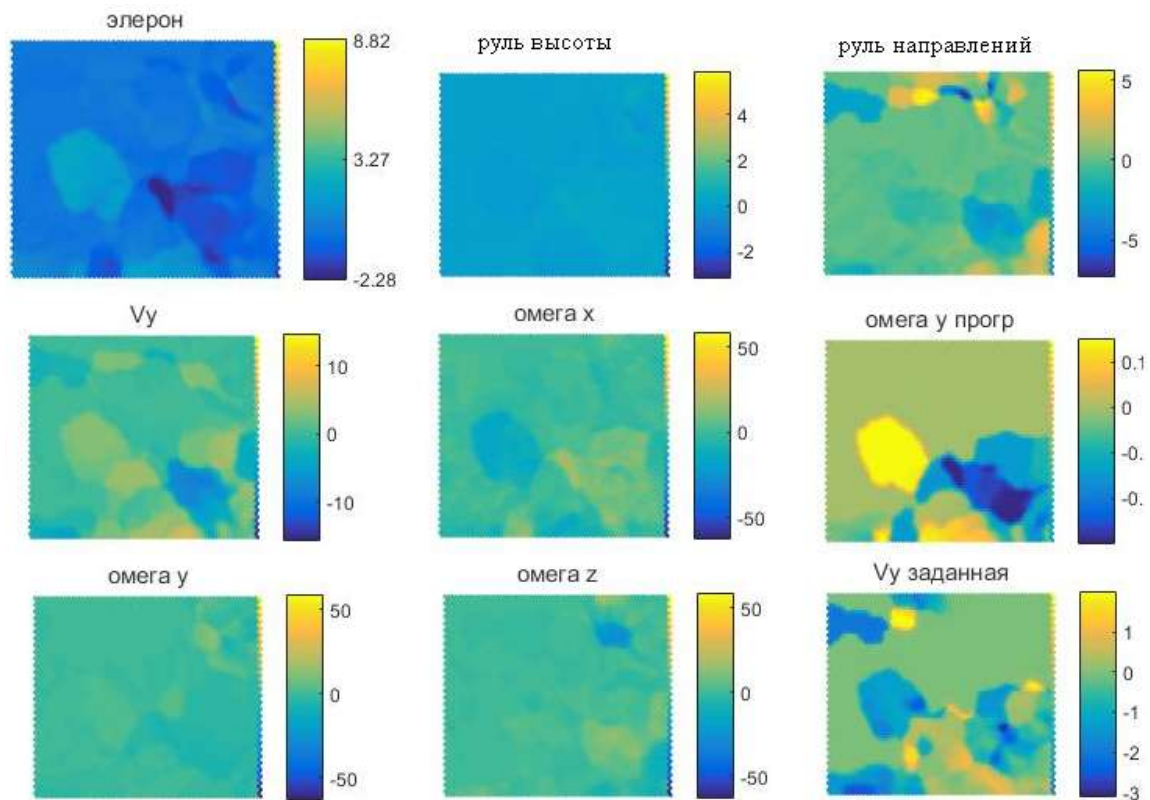


Рис.9. Сравнение двух полных полетов

В данном случае это сравнение выявляет в первую очередь непохожесть этих полетов, обусловленную разницей полетных заданий. Однако в случаях полетов, выполненных по одинаковым заданиям, это могло бы, например, показать ошибки пилотирования или износ аппарата.

Заключение

По результатам тестирования можно утверждать, что интеллектуальная система оценки состояния беспилотного летательного аппарата достаточно уверенно справляется с широким спектром поставленных задач. При этом следует отметить следующее ограничение работы системы: решение задачи прогнозирования и детектирования неисправностей летных параметров возможно в реальном времени только при достаточно большом итерационном шаге (небольшой частоте дискретизации). Тестирование проводилось при шаге 0.05 секунды. При уменьшении шага работоспособность системы в реальном времени невозможна. Работоспособность системы подтверждена как посредством вычислительных экспериментов с моделью БЛА, так и на реальных полетных данных.

Список литературы

1. Ключков В.В., Никитова А.К. Методы прогнозирования спроса на беспилотные летательные аппараты и работы по воздушному патрулированию // Проблемы прогнозирования. 2007. № 6. С. 144-152.
2. Каримов А.Х. Цели и задачи, решаемые беспилотными авиационными комплексами нового поколения // Тр. МАИ: электрон. журн. 2011. № 47. С.5. Режим доступа: http://trudymai.ru/upload/iblock/65b/tseli-i-zadachi_-reshaemye-bespilotnymi-aviatsionnymi-kompleksami-novogo-pokoleniya.pdf (дата обращения 19.10.2017).
3. Галеев Э.И. Применение беспилотных летательных аппаратов в землеустройстве и в кадастровой деятельности // Аграрная наука в инновационном развитии АПК: Международный науч.- практ. конф. в рамках XXVI Международ. специализиров. выставки "Агрокомплекс - 2016". Ч. 1: Инновационные технологии в агрономии и лесном хозяйстве. Землеустройство и природообустройство в современных условиях: Сб. тр. Уфа: Изд-во Башкир. гос. аграр. ун-та, 2016. С. 281 – 285.
4. Воропаев Н.П. Применение беспилотных летательных аппаратов в интересах МЧС России // Вестник Санкт-Петербург. ун-та гос. противопожарной службы МЧС России. 2014. № 4. С. 13-17.
5. Хлопков Ю.И., Дорофеев Е.А., Зея Мью Мьинт, Поляков М.С., Хлопков А.Ю., Агаева И. Разработка нейронных сетей для расчета аэродинамических характеристик высокоскоростных летательных аппаратов // Фундаментальные исследования. 2013. № 11 (ч. 9). С. 1834-1840.
6. Бецков А.В., Прокопьев И.В. Анализ живучести беспилотного летательного аппарата // Надежность и качество сложных систем. 2014. № 2(6). С. 3–6.

7. Прокопьев И.В. Автоматизация системы автономного управления беспилотным летательным аппаратом // Междунар. симпозиум «Надежность и качество» (Пенза, Россия, 24-31 мая 2010 г.): Тр. Т. 1. Пенза: Изд-во Пензен. гос. ун-та, 2010. С. 420-422.
8. Moriarty P., Sheehy R., Doody P. Neural networks to aid the autonomous landing of a UAV on a ship // 28th Irish signals and systems conf.: ISSC 2017 (Killarney, Ireland, June 20-21, 2017): Proc. N.Y.: IEEE, 2017. Pp. 1-4. DOI: [10.1109/ISSC.2017.7983613](https://doi.org/10.1109/ISSC.2017.7983613)
9. Yimin Zhou, Jiao Wan, Zhifei Li, Zhibin Song. GPS/INS integrated navigation with BP neural network and Kalman filter // IEEE intern. conf. on robotics and biomimetics: ROBIO 2017 (Macau, China, December 5-8, 2017): Proc. N.Y.: IEEE, 2017. Pp. 2521-2526. DOI: [10.1109/ROBIO.2017.8324798](https://doi.org/10.1109/ROBIO.2017.8324798)
10. Гущин С.В., Полонский А.П. Использование искусственных нейронных сетей системы SIMULINK/MATLAB в технической диагностике двигателей летательных аппаратов // Вестник Иркут. гос. техн. ун-та. 2011. № 11(58). С. 124–127.
11. Ефимов В.Г., Карпачев Ю.Н. Нейросетевое устройство контроля бортовых систем беспилотного летательного аппарата // Науч. вестник Моск. гос. техн. ун-та гражданской авиации. 2012. № 185. С. 27–32.
12. Говоренко Г.С. Обеспечение показателей надежности и качества бортовых систем управления летательных аппаратов на этапах жизненного цикла // Междунар. симпозиум «Надежность и качество» (Пенза, Россия, 23 мая – 2 июня 2011 г.): Тр. Т. 1. Пенза: Изд-во Пензен. гос. ун-та, 2011. С. 14–18.
13. Alireza Abbaspour, Payam Aboutalebi, Kang K. Yen, Sargolzaei A. Neural adaptive observer-based sensor and actuator fault detection in nonlinear systems: Application in UAV // ISA Trans. 2017. Vol. 67. Pp. 317-329. DOI: [10.1016/j.isatra.2016.11.005](https://doi.org/10.1016/j.isatra.2016.11.005)
14. Yuepeng Chen, Cong Zhang, Qingyong Zhang, Xia Hu. UAV fault detection based on GA-BP neural network // 32nd youth academic annual conf. of Chinese Association of Automation: YAC 2017 (Hefei, China, May 19-21, 2017): Proc. N.Y.: IEEE, 2017. Pp. 806-811. DOI: [10.1109/YAC.2017.7967520](https://doi.org/10.1109/YAC.2017.7967520)
15. Парфентьев К.В. Разработка системы распознавания изображений с использованием самоорганизующихся карт Кохонена // Молодежный науч.-техн. вестник. МГТУ им. Н.Э. Баумана. Электрон. журн. 2013. № 11. Режим доступа: <http://sntbul.bmstu.ru/file/out/635661> (дата обращения 19.10.2017).

Intelligent System Development for Assessing the Unmanned Aerial Vehicle State Based on Neural Network Technologies

K.V. Parfentyev^{1,*}, A.I. Zhiltsov¹

[*rudefellow@gmail.com](mailto:rudefellow@gmail.com)

¹Research Institute "Informatics and control systems".
Bauman Moscow State Technical University,
Moscow, Russia

Keywords: unmanned aerial vehicle, neural networks, self-organizing maps of Kohonen, neurocontrol, system analysis

Nowadays, unmanned aerial vehicles (UAV) become more applicable right along. The growing demand for their use is stipulated by economic considerations, and also by a capability for fulfilling the high-risk tasks. One of the most important tasks arising, when developing the unmanned equipment, is to detect dangerous situations because of possible failure of the on-board systems. Presently, this problem is solved mostly by multiple redundancies. Through computer technology development, along with traditional approaches, data mining tools, in particular artificial neural networks become more commonly used. The use of neural network tools to analyse multi-dimensional data can reduce the redundancy level, as well as to solve a wide range of tasks in real time. The paper suggests a new approach, which uses the multidimensional data analysis based on the neural network models, to develop an integrated system for assessing the UAV state. This system is designed to solve a wide range of tasks, such as troubleshooting the on-board equipment based on the complex analysis of measurements, redundancy of faulty sensors, assessment of the aerial vehicle state, and hazard prediction and prevention. Also, this system allows troubleshooting in the control system and enables the capability to complete a maneuver by assuming the control. Another important task is to keep logging of measurements and assess the aerial vehicle state using the neural network forecasting models. An equally important task is to verify the reliability of the UAV model comparing with real flight data. This system allows us not only to determine a divergence between the model and the object, but also localise the error and produce recommendations for correction. The paper presents a solution to these problems based both on the simulation results and on the real flight data.

References

1. Klochkov V.V., Nikitova A.K. Forecasting the demand for unmanned aerial vehicles and air picketing. *Studies on Russian Economic Development*, 2007, vol. 18, no. 6, pp. 659-663. DOI: [10.1134/S107570070](https://doi.org/10.1134/S107570070)
2. Karimov A.H. The goals and tasks solved by unmanned aviation complexes of a new generation. *Trudy MAI* [Proc. of the Moscow Aviation Institute (MAI)], 2011, no. 47, p. 5. Available at: http://trudymai.ru/upload/iblock/65b/tseli-i-zadachi_-reshaemye-bespilotnymi-aviatsionnymi-kompleksami-novogo-pokoleniya.pdf, accessed 19.10.2017 (in Russian).
3. Galeev E.I. Primenenie bespilotnykh letatel'nykh apparatov v zemleustrojstve i v kadastrskoj deiatel'nosti [The use of unmanned aerial vehicles in land management and cadastral activities]. *Agrarnaia nauka v innovatsionnom razvitii APK: Mezhdunarodnaia nauchno - prakticheskaia konferentsiia v ramkax XXVI Mezhdunarodnoj spetsializirovannoj vystavki "Agrokompleks - 2016": Chast' 1: Innovatsionnye tekhnologii v agronomii i lesnom khoziajstve. Zemleustrojstvo i prirodoobustrojstvo v sovremennykh usloviakh* [Agricultural science in the innovative development of agriculture: international scientific and practical conf. in the framework of the XXVI Intern. specialized exhibition "Agrocomplex - 2016". Pt. 1: Innovative technologies in agronomy and forestry. Land management and nature management in modern conditions]: Proc. Ufa, 2016. Pp. 281 – 285 (in Russian).
4. Voropaev N.P. The use of unmanned aerial vehicles in the interests of EMERCOM of Russia. *Vestnik Sankt-Peterburgskogo univ. gosudarstvennoj protivopozharnoj sluzhby MChS Rossii* [Bulletin of St. Petersburg. State Fire Service of EMERCOM of Russia], 2014, no. 4, pp. 13-17 (in Russian).
5. Khlopkov Yu.I., Dorofeev E.A., Zeya Myo Myint, Polyakov M.S., Khlopkov A.Yu., Agaeva I. Development of neural networks for calculation of aerodynamic characteristics of high-speed aircrafts. *Fundamental'nye issledovaniia* [Fundamental Research], 2013, no. 11, pt. 9, pp. 1834-1840 (in Russian).
6. Betskov A.V., Prokop'ev I.V. Analysis of the unmanned aerial vehicle survivability. *Nadezhnost' i kachestvo slozhnykh sistem* [Reliability & Quality of Complex Systems], 2014, no. 2(6), pp. 3–6 (in Russian).
7. Prokop'ev I.V. Avtomatizatsiia sistemy avtonomnogo upravleniia bespilotnym letatel'nyim apparatom [Automation of the system of autonomous control of an unmanned aerial vehicle]. *Mezhdunarodnyj simpozium "Nadezhnost' i kachestvo": Trudy* [Intern. symp. "Reliability & Quality" (Penza, Russia, May 24-31, 2010)]: Proc. Vol. 1. Penza, 2010. Pp. 420-422 (in Russian).
8. Moriarty P., Sheehy R., Doody P. Neural networks to aid the autonomous landing of a UAV on a ship. *28th Irish signals and systems conf.: ISSC 2017* (Killarney, Ireland, June 20-21, 2017): Proc. N.Y.: IEEE, 2017. Pp. 1-4. DOI: [10.1109/ISSC.2017.7983613](https://doi.org/10.1109/ISSC.2017.7983613)

9. Yimin Zhou, Jiao Wan, Zhifei Li, Zhibin Song. GPS/INS integrated navigation with BP neural network and Kalman filter. *IEEE intern. conf. on robotics and biomimetics: ROBIO 2017* (Macau, China, December 5-8, 2017): Proc. N.Y.: IEEE, 2017. Pp. 2521-2526.
DOI: [10.1109/ROBIO.2017.8324798](https://doi.org/10.1109/ROBIO.2017.8324798)
10. Gushchin S.V., Polonskij A.P. Use of artificial neural networks of the SIMULINK/MATLAB system in the technical diagnostics of aircraft engines. *Vestnik Irkutskogo gosudarstvennogo tekhnicheskogo universiteta* [Proc. of Irkutsk State Technical Univ.], 2011, no. 11(58), pp. 124–127 (in Russian).
11. Efimov V.G. Karpachev Yu.N. Neural network device control of aircraft systems of unmanned aircraft. *Nauchnyj vestnik MGTU GA* [Civil Aviation High Technologies], 2012, no. 185, pp. 27–32 (in Russian).
12. Govorenko G.S. Obespechenie pokazatelej nadezhnosti i kachestva bortovykh sistem upravleniia letatel'nykh apparatov na etapakh zhiznennogo tsikla [Maintenance of indicators of reliability and quality of onboard control systems of aircraft at life cycle stages]. *Mezhdunarodnyj simpozium "Nadezhnost' i kachestvo": Trudy* [Intern. symp. "Reliability & Quality" (Penza, Russia, May 23-June 2, 2011)]: Proc. Penza, 2011. Vol. 1. Pp. 14-18 (in Russian).
13. Alireza Abbaspour, Payam Aboutalebi, Kang K. Yen, Sargolzaei A. Neural adaptive observer-based sensor and actuator fault detection in nonlinear systems: Application in UAV. *ISA Trans.*, 2017, vol. 67, pp. 317-329. DOI: [10.1016/j.isatra.2016.11.005](https://doi.org/10.1016/j.isatra.2016.11.005)
14. Yuepeng Chen, Cong Zhang, Qingyong Zhang, Xia Hu. UAV fault detection based on GA-BP neural network. *32nd youth academic annual conf. of Chinese Association of Automation: YAC 2017* (Hefei, China, May 19-21, 2017): Proc. N.Y.: IEEE, 2017. Pp. 806-811.
DOI: [10.1109/YAC.2017.7967520](https://doi.org/10.1109/YAC.2017.7967520)
15. Parfent'ev K.V. Development of the system of image recognition using self-organizing maps of Kohonen. *Molodezhnyj nauchno-tekhnicheskij vestnik MGTU im. N.E. Baumana* [Youth Scientific and Technical Bulletin of the Bauman MSTU], 2013, no. 11. Available at: <http://sntbul.bmstu.ru/file/out/635661>, accessed 19.10.2017 (in Russian).