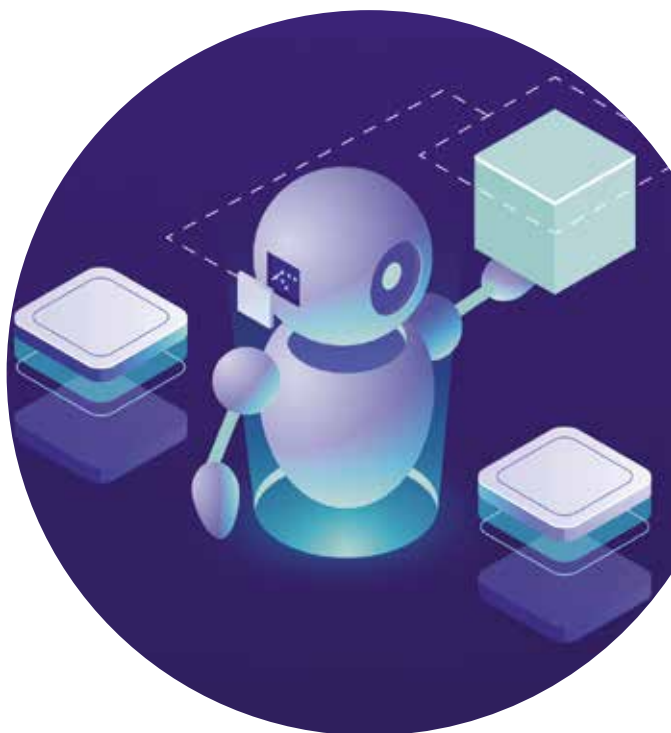


# ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ В АВИАЦИИ

**Аннотация.** В статье изложена концепция использования искусственного интеллекта (ИИ) в бортовых системах воздушного судна. Рассматриваются вопросы взаимодействия с ним человека (пилота и диспетчера). Приводятся примеры систем, бортовых модулей, построенных на основе теории исследования нейронных систем и нечеткой логики. Показано, что ИИ можно рассматривать не только как инструмент для решения технических задач, но и как помощника с аналитическими возможностями, эквивалентными и превышающими человеческие, демонстрируя таким образом качественно новый тип мышления, не доступный человеку. Обозначены также пути внедрения ИИ на борт воздушного судна.

**Ключевые слова:** искусственный интеллект, нейронная сеть, интеллектуальные системы, нечеткая логика, система электроснабжения, система регулирования напряжения, пилот, диспетчер, воздушное судно.



**Александр Капустин,**

профессор кафедры общепрофессиональных дисциплин Белорусской государственной академии авиации, кандидат технических наук, доцент



**Константин Бунас,**

аспирант Санкт-Петербургского университета гражданской авиации

В последнее десятилетие актуальной проблемой является вопрос о рациональном использовании достижений научно-технического прогресса в области сложных систем на базе искусственного интеллекта (ИИ), который представляет собой область науки и инжиниринга, занимающуюся созданием машин и компьютерных программ, позволяющих решать интеллектуальные задачи моделированием разумного поведения. Исследования в области искусственного интеллекта ведутся по двум направлениям:

- **бионическое** – представляет собой моделирование с помощью искусственных систем психофизиологической деятельности человеческого мозга с целью создания искусственного разума;

- **прагматическое** – создание программ, позволяющих воспроизводить (с помощью ЭВМ) не саму мыслительную деятельность, а являющиеся ее результатами процессы.

Решение задач интеллектуального управления в технических системах представляет собой активно развивающуюся область исследований междисциплинарного характера, основывающуюся на идеях, методах и средствах таких научно-технических направлений, как традиционная теория управления, искусственный интеллект, экспертные системы и системы общения, нечеткая логика, искусственные нейронные сети и структуры, генетические алгоритмы, ассоциативная память и другие поисковые и оптимизационные алгоритмы [1, 2].

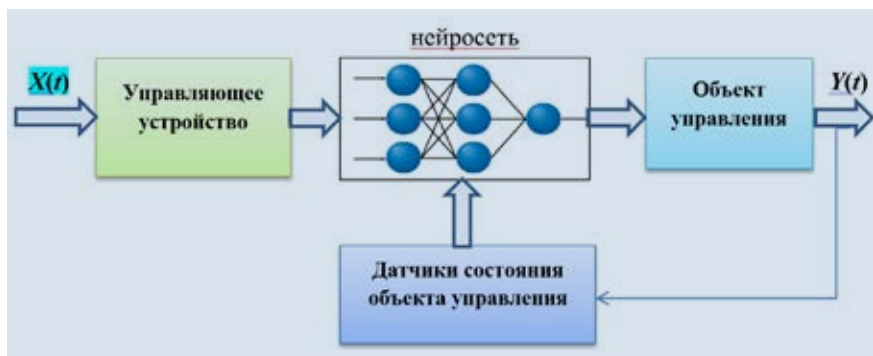


Рис. 1. Схема технической реализации нейронной сети

Актуальность интеллектуальных систем заключается в потребности снижения влияния человеческого фактора на объект управления при соблюдении высокого уровня безопасности и надежности в процессе его технической эксплуатации [1, 2].

Спрос на такие системы определяется также следующими факторами:

- наличием огромного объема информации: каждые два года в течение последних трех десятилетий он увеличивается примерно в 10 раз;
- все более изощренными алгоритмами, справиться с которыми могут машины с нейронными сетями, способные воспроизводить способ работы человеческого

мозга и формировать сложные ассоциации;

- постоянно растущей вычислительной мощностью, позволяющей обработать гигантский объем данных.

Основу систем ИИ составляет математическая модель человеческого нейрона. Тем не менее в настоящее время они описываются в терминах нейронных сетей, нечеткой логики и эволюционных алгоритмов.

При технической реализации интеллектуальных систем происходит интеграция различных компонентов: измерительных и исполнительных устройств, оборудования для сравнения, а также вычислительной техники с целью создания систем нового поколения (рис. 1). Основная

проблема использования нейронной сети в интеллектуальных системах состоит в трудности интерпретации получаемых результатов [2, 3]. Для ее решения нейронную сеть необходимо интегрировать с логическими системами, в том числе построенными на основе нечеткой логики, что позволит представить результаты в виде правил IF – THEN, понятных для пользователя.

Основное преимущество нейросетевого подхода – возможность выявления закономерностей в данных, их обобщение, то есть извлечение из них знаний, а основным недостаток – невозможность непосредственно и наглядно представить функциональную зависимость между входом и выходом исследуемого объекта. Недостатком нейросетевого подхода является также трудность формирования представительной выборки, большое число циклов обучения и забывание «старых» примеров, сложность определения размера и структуры сети.

Другим вариантом искусственного интеллекта являются нечеткие интеллектуальные системы Fuzzy Logik Sistems (рис. 2). Основное их преимущество перед

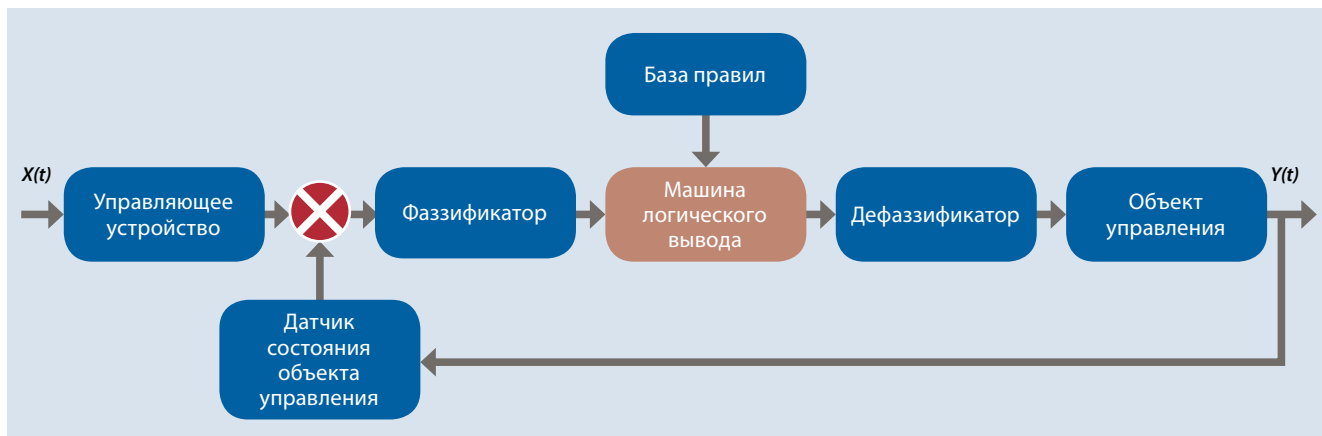


Рис. 2. Структурная схема систем с нечеткой логикой

нейронными сетями заключается в том, что знания в этих системах представляются в форме легко понимаемых человеком гибких логических конструкций, таких как IF ... – THEN ...

Основные трудности при использовании таких систем на практике связаны с априорным определением правил и построением функций принадлежности для каждого значения лингвистических переменных, описывающих структуру объекта. Обычно эти действия проектировщик выполняет вручную. В случае же применения нечетких систем вид и параметры функции принадлежности выбираются субъективно и могут быть не вполне адекватны реальной действительности.

В развитии бортового оборудования наблюдался ряд этапов, каждому из которых соответствовал свой облик бортовых комплексов, определявшийся характерными для того времени техническими возможностями и технологической базой. История появления систем искусственного интеллекта на борту воздушного судна приведена в таблице.

Искусственный интеллект, способный решать отдельные задачи, называется слабым. Так, при разработке структуры нейронной сети для диагностики отказов системы электроснабжения самолета необходимо определить все возможные варианты неполадок и их признаки, например в системе генерирования. На основе анализа сбоев в ее работе составляется ациклический древовидный граф (рис. 3), призванный наглядно продемонстрировать влияние отказов на функционирование системы [4, 5].

На рисунке приняты следующие обозначения отказов

Этап	Особенности разработки	Использование в авиационных системах
1940-е гг.	Отсутствие вычислителей на борту самолета	Применялись разрозненные измерительные и исполнительные устройства, не имевшие информационных связей друг с другом. Информация, получаемая от датчиков и систем, обрабатывалась экипажем вручную
1950-й г.	Появление на борту самолета независимых систем на базе аналоговых вычислителей. Эпоха зарождения ПК	Возможности вычислителей ограничены; программно-алгоритмические вычисления простейшие; интеграция систем в составе комплекса бортового оборудования отсутствует; по сравнению с предыдущим этапом технологическая база несколько углублена и расширена
1960–1970-е гг.	Имитация мозга в вычислительных машинах	Созданы бортовые цифровые вычислительные системы, позволившие решить задачу информационной интеграции бортового оборудования. Сформирован пилотажно-навигационный комплекс на основе единых алгоритмов обработки информации
1980–1990-е гг.	Программа моделирования процесса мышления	Структурированы бортовые алгоритмы по функциональной принадлежности, приоритетности, составу данных. В комплекс оборудования включены мощные бортовые цифровые вычислительные машины. Началось использование жидкокристаллических функциональных индикаторов
Настоящее время	Эвристическое программирование	Появились бортовые информационно-управляющие системы, отвечающие за сбор и обработку информации от бортовых систем, в результате чего экипаж имеет интеллектуальную поддержку в виде пилотажных и навигационных данных, данных о воздушной обстановке

Таблица. Хронология внедрения систем искусственного интеллекта на борт воздушного судна

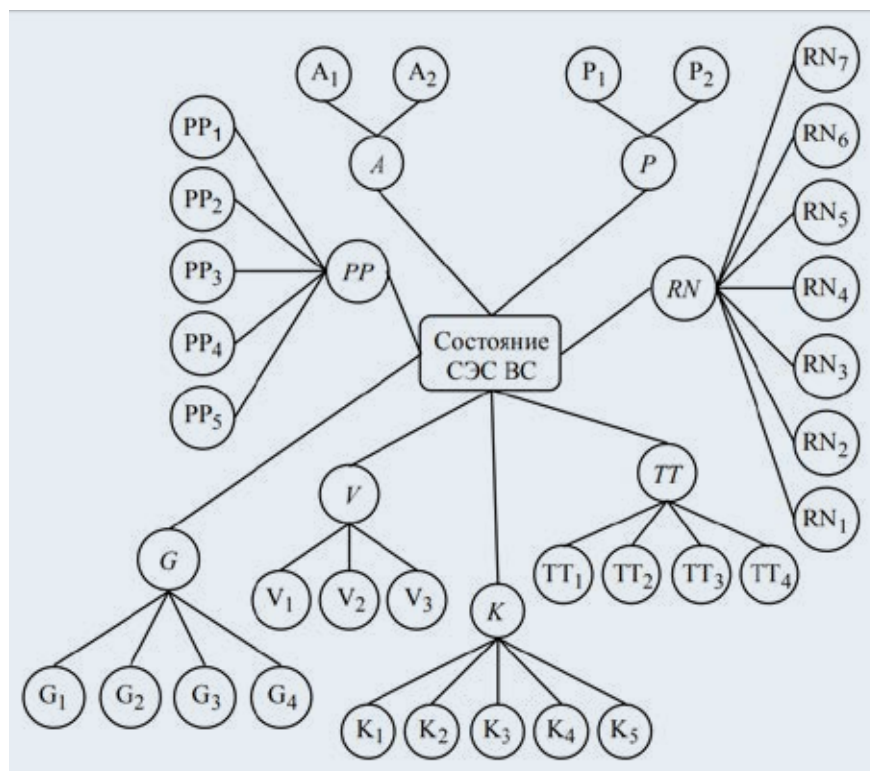


Рис. 3. Древовидный ациклический граф состояния системы генерирования воздушного судна



Рис. 4. Структурная схема экспертной системы диагностики системы генерирования с использованием ациклического графа

компонентов системы генерирования: РР – привода постоянной частоты вращения; G – генератора переменного тока; RN – регулятора напряжения; K – корректора частоты; V – выпрямительного устройства; ТТ – трансформаторов тока; А – аккумуляторных батарей; Р – преобразователя.

Использование графоаналитического метода позволяет оптимизировать этап диагностики оборудования и более точно классифицировать отказы.

Добавление условной вероятности между объектами графа даст возможность сократить погрешность измерения датчиков и составить более полную модель текущего состояния диагностируемой системы, позволяя таким образом перейти к наивным байесовским сетям – одним из перспективных направлений при разработке различных экспертных систем и систем управления с элементами искусственного интеллекта [5, 6].

Определив метод проверки системы электроснабжения, задается итоговая структурная схема аппарата диагностики на основе экспертной оценки (рис. 4).

Чтобы нейроны сети «принимали» обоснованное (верное) решение, нужно дать им «знания», как правильно действовать в той или иной ситуации (рис. 5). Необученная или плохо обученная нейронная сеть не работает или работает неправильно [5,6].

Обучение нейронной сети происходит по специальным выборкам, как бы говорящим ей, когда и как надо реагировать на различные ситуации. В итоге формируются положительные и отрицательные связи (синапсы) между нейронами и сеть становится более гибкой в принятии решения по сравнению с существующими системами, так как она нелинейная в отличие от существующих регуляторов с жесткими алгоритмами работы. Плюсом такого подхода является также то, что на одной

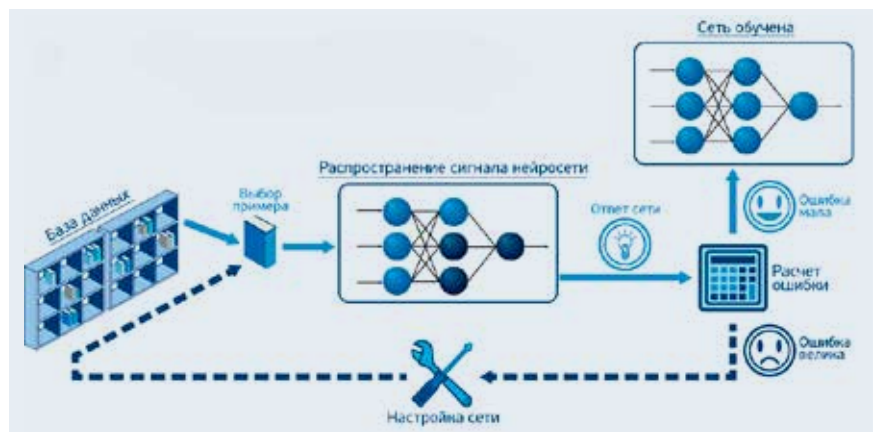


Рис. 5. Структура обучения нейронной сети



и той же элементной базе можно создавать устройства (регуляторы) для различных по своему назначению систем, что существенно экономит средства.

Еще один пример использования слабого интеллекта – регуляторы напряжения авиационных генераторов и электропривода. Виртуальные модели этих механизмов приведены на *рис. 6* и *7*.

На *рис. 6* авиационный генератор ГТ30НЖЧ12 и интеллектуальный регулятор напряжения представлен блоком Subsystem из библиотеки Simulink/Commonly Used Block пакета Simulink высокоуровневого интерпретируемого языка программирования MatLab, а блок Step – из библиотеки Simulink/Sources. В данных блоках размещены генератор и регулятор. Осциллограф представлен блоком Scope из библиотеки Simulink/Sinks.

В нашем случае для создания интеллектуального регулятора напряжения используется трехслойная нейронная сеть с прямым распространением сигнала и обратным распространением ошибки Feed-forward backprop [5, 6]. На *рис. 8* показан один из вариантов базовой структуры такой нейронной сети.

Входные нейроны формируют так называемый интерфейс нейронной сети, которая имеет слой, принимающий входные сигналы, слой, генерирующий выходные. Информация вводится в нее через входной слой, внутренний обрабатывает эти сигналы до тех пор, пока они не достигнут выходного.

На *рис. 9* приведено окно моделирования, на котором представлена трехслойная нейронная сеть разрабатываемого регулятора напряжения авиационного генератора.

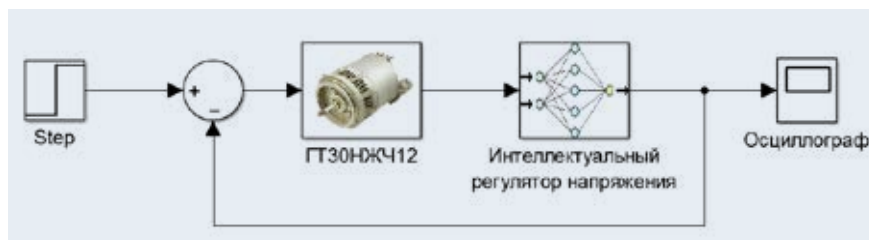


Рис. 6. Виртуальная система с генератором ГТ30НЖЧ12 и интеллектуальным регулятором напряжения

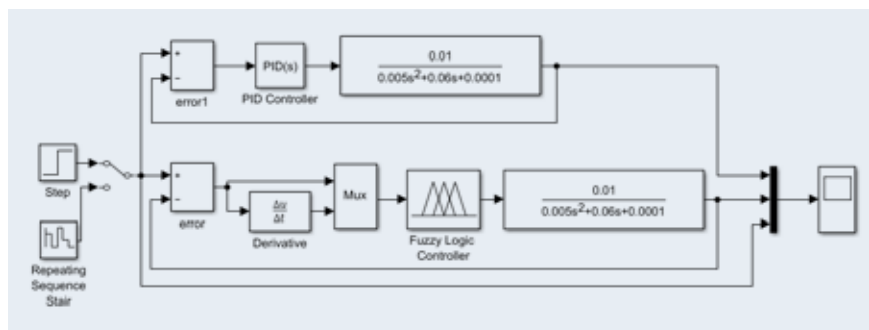


Рис. 7. Имитационная модель регуляторов с ПИД-алгоритмом и нечеткой логикой в среде Matlab

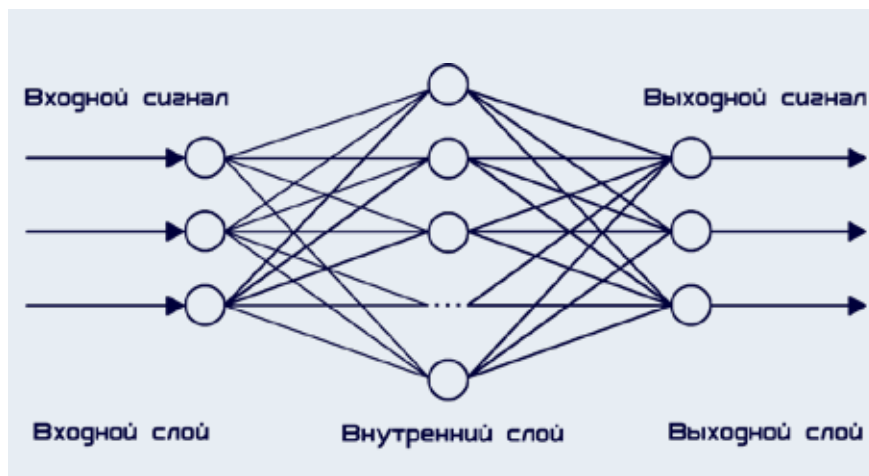


Рис. 8. Базовая структура нейронной сети

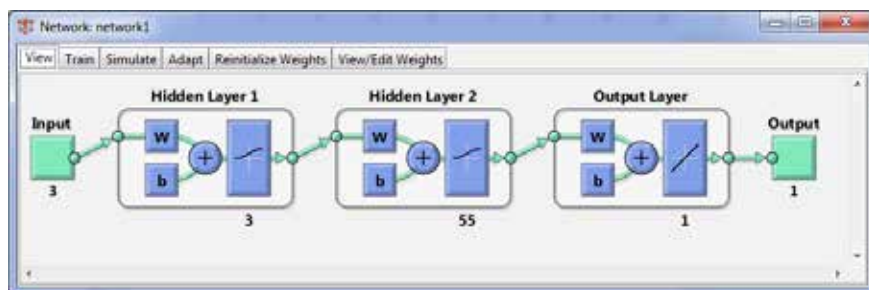


Рис. 9. Окно моделирования нейронной сети View

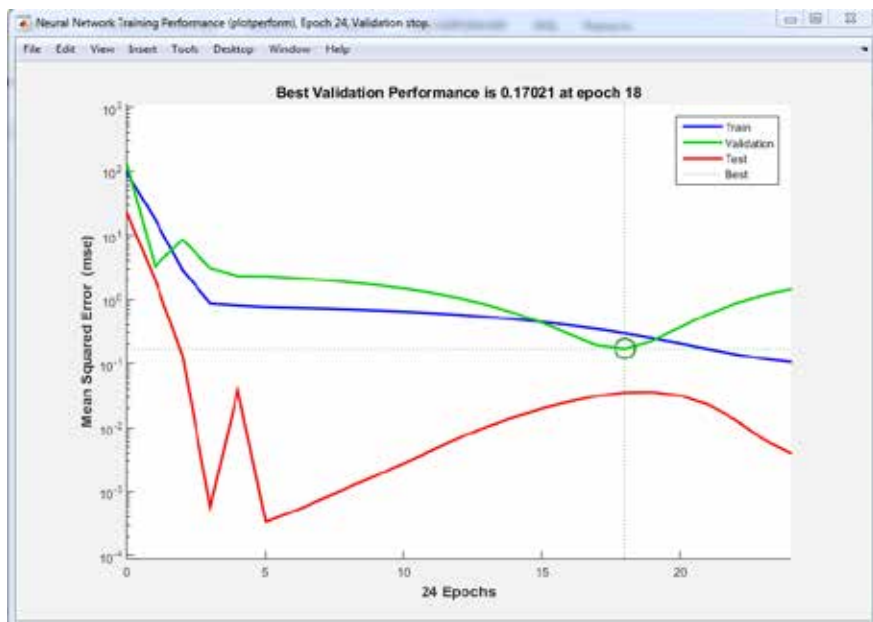


Рис. 10. Зависимость среднеквадратической ошибки от количества циклов (эпох) обучения

Первый слой (Hidden Layer 1) имеет 3 нейрона и включает в себя значение выходного напряжения генератора, значение производной выходного напряжения и значение тока нагрузки (для каждого значения используется один нейрон). Второй слой (Hidden Layer 2)

имеет 55 нейронов и связан синаптическими связями с первым и третьим слоями. Связи регулируются изменением весовых коэффициентов  $w$  в сети. Третий слой (Output Layer) имеет 1 нейрон, который включает в себя значение тока возбуждения генератора.

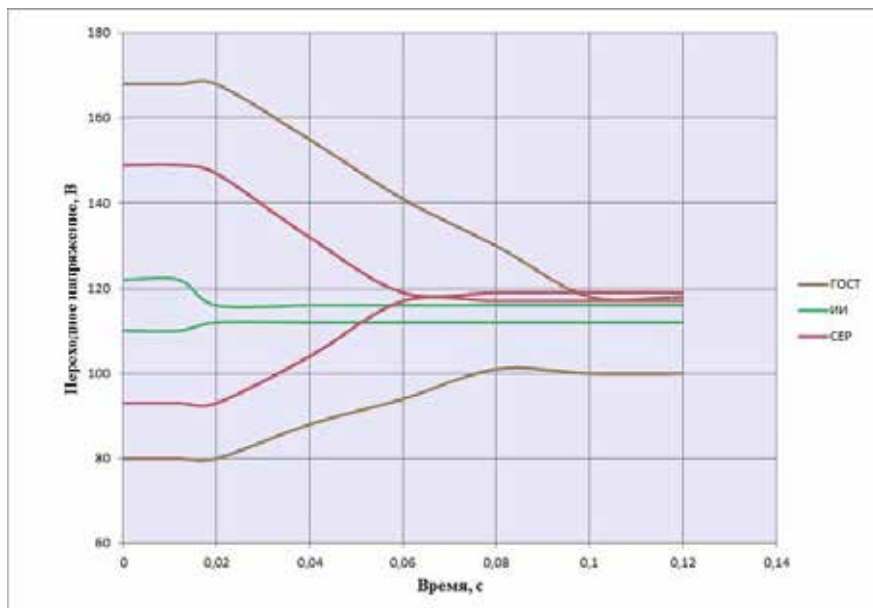


Рис. 11. Пределы нормальных переходных напряжений

Процесс обучения искусственной нейронной сети по алгоритму Левенберга–Марквардта в среде MatLab показан на рис. 10 в виде зависимости значения среднеквадратической ошибки с увеличением циклов (эпох) обучения. После 18 циклов (эпох) обучения достигнуто наименьшее среднеквадратическое отклонение ошибки нейронной сети, следовательно, сеть обучена.

Виртуальное моделирование в среде MatLab совместной работы различных систем регулирования напряжения (серийных и интеллектуальных) при различных возмущениях позволило определить эффективность данных систем, а именно пределы допустимых значений их ступенчатых характеристик (рис. 11).

Результаты исследований, проведенных с генератором ГТ30НЖЧ12, свидетельствуют о большей эффективности интеллектуальной системы регулирования напряжения по сравнению с серийными системами и о широких возможностях повышения эффективности качества электроэнергии на перспективных воздушных судах, что, несомненно, положительно скажется на повышении надежности функционирования бортовых приемников электроэнергии и повышении безопасности полетов воздушных судов.

Система регулирования напряжения с элементами искусственного интеллекта не ограничивается авиационной областью применения и может быть успешно реализована для всех электрических систем, где требуется управление с высокой точностью.

Виртуальная среда программирования Matlab позволяет создать программу замены аналогового

регулятора на интеллектуальный на основе нечеткой логики Fuzzy Logic. Для исследования его эффективности в сравнении с ПИД-регулятором проведено виртуальное моделирование в среде Matlab, где создана модель двигателя постоянного тока с ПИД- и нечетким регуляторами (см. рис. 7).

При создании модели в среде Matlab использовались следующие блоки: Fuzzy Logic Controller – задает ссылку на систему правил коррективки выходного сигнала в зависимости от входных данных); PID Controller – определяет коэффициенты П-, PI-, ПД-, ПИД-регуляторов; Transfer Fcn – обеспечивает передаточную функцию объекта управления; Step – создает входной ступенчатый сигнал; Repeating Sequence Stair – вспомогательный блок, который обеспечивает периодические возмущения.

На рис. 12 представлены результаты исследования эффективности работы различных регуляторов: разность амплитудных значений выходных параметров и время запаздывания ПИД-регулятора и регулятора с нечеткой логикой (PID/7 и PID/11 – сравнение ПИД-регулятора и регулятора с нечеткой логикой с 7 и 11 правилами соответственно; 7/11 – разность амплитуд выходных параметров регулятора с нечеткой логикой с 7 и 11 правилами).

Таким образом, интеллектуальный регулятор на основе нечеткой логики с применением разного количества правил по сравнению с ПИД-регулятором в системе управления скоростью двигателя постоянного тока показывает лучшее качество, которое зависит от количества правил, используемых при конструировании нечеткого регулятора.

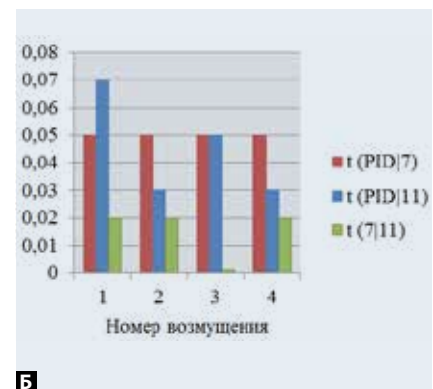
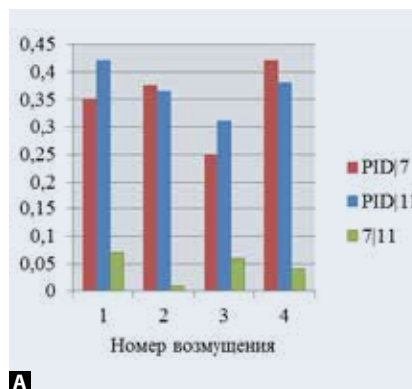


Рис. 12. Эффективность работы регуляторов: А – разность Matlab амплитудных значений; Б – время запаздывания

Более сложной задачей является решение вопросов управления воздушным судном на базе сильного интеллекта. Однако сможет ли он управлять пассажирским самолетом? Ученые и разработчики уверены, что к 2030 г. компьютеру будет это под силу, причем сделает он это лучше, чем человек. Специалисты придерживаются мнения, что оснащение искусственного интеллекта заранее сформированными правилами позволит обеспечить должную безопасность пассажиров и экипажа воздушных судов [7].

Следует отметить, что присутствие экипажа определяет широкий спектр особенностей и ограничений, накладываемых на процесс управления лайнером. Человеку свойственна небольшая скорость восприятия, переработки информации, реакции, недостаточная надежность при выполнении однообразных функций, большая зависимость от внешних условий и психофизиологического состояния, нестабильность, ухудшение характеристик при продолжительной работе (устоляемость). Вместе с тем при решении задач полета экипаж взаимодействует с бортовым оборудованием в сложной, постоянно

меняющейся тактической обстановке. Необходимо учитывать это и при использовании ИИ в системах управления участниками воздушного движения.

Вот лишь некоторые проблемы, которые необходимо решить при замене пилота на искусственный интеллект:

- *большое количество нештатных ситуаций, которые невозможно предусмотреть и описать в алгоритме;*
- *перевод человека в статус оператора опасен тем, что трудно определить, когда нужно вмешаться: если рутинные операции искусственный интеллект может делать лучше человека, то при столкновении с нештатной ситуацией необходима творческая составляющая, которой ИИ лишен;*
- *значительное удорожание инфраструктуры: необходимо увеличить число датчиков информации о работе систем в воздухе и на земле, чтобы дать искусственному интеллекту подробные данные для принятия верного решения;*
- *определение юридической ответственности в случае замены пилота (диспетчера) ИИ [7].*



Таким образом, традиционные методы уже не могут гарантировать повышения качества управления сложными объектами, поскольку не учитывают всех неопределенностей, в условиях которых приходится осуществлять поиск решений. Поэтому проектирование новой авиационной техники требует создания и внедрения бортового программного обеспечения с использованием методов обработки знаний с помощью современных интеллектуальных технологий [5].

К тому же необходимо разрабатывать интерфейс взаимодействия пилота и диспетчера. Сейчас общение происходит на выделенном канале связи по принципу «один говорит – все слушают». При замене диспетчера на искусственный интеллект возникает несколько сложностей. Во-первых, говорить в выделенном канале радиосвязи может только один. Во-вторых, возникает проблема с распознаванием речи (неродной язык общения, акцент, помехи в канале связи и др.).

И хотя существует ряд факторов, которые замедляют внедрение ИИ в процесс управления авиалайнером, среди которых высокая степень неопределенности процессов управления; повышенная требовательность к безопасности полетов; экономическая обоснованность,

искусственный интеллект имеет огромный потенциал в авиационной промышленности. Несмотря на то что процесс внедрения искусственного интеллекта сейчас находится на ранней стадии, определенный прогресс уже достигнут. Одна из основных причин медленного внедрения ИИ в области авиации – время. Из-за требования высокого уровня безопасности в этой сфере, необходимо проводить большие и объемные испытания, сертификацию. А уже тогда давать «зеленый» свет искусственному интеллекту.

Многие специалисты заявляют, что ИИ нельзя использовать на пассажирских самолетах до тех пор, пока нейросети не смогут принимать осознанные решения и не научатся объяснять и обосновывать свои действия.

Таким образом, можно заключить, что решение задач интеллектуального управления авиационными системами, агрегатами представляет собой бурно развивающуюся область исследований, основывающуюся на методах и средствах нескольких научных направлений, таких как классическая теория автоматического управления, искусственный интеллект, искусственные нейронные сети, нечеткая логика, экспертные системы и другие поисковые алгоритмы. ■

#### СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

1. Макаров И. М. Искусственный интеллект и интеллектуальные системы управления / Макаров И. М., Лохин В. М., Манько С. В., Романов М. П. – М., 2012.
2. Сидоркина И. Г. Системы искусственного интеллекта / Сидоркина И. Г. – М., 2016.
3. Ручкин В. Н. Универсальный искусственный интеллект и экспертные системы / Ручкин В. Н., Фулин В. А. – СПб., 2011.
4. ГОСТ Р 54073–2017. Системы электроснабжения самолетов и вертолетов. Общие требования и нормы качества электроэнергии. – М., 2017.
5. Джонс М. Программирование искусственного интеллекта в приложениях / Тим Джонс М.; пер. с англ. Осипов А. И. – М., 2006.
6. Тархов Д. А. Нейронные сети. Модели и алгоритмы. Книга 18 / Тархов Д. А. – М., 2012.
7. Искусственный интеллект для самолетов: будущее авиации // <http://avia.pro/blog/iskusstvennyy-intellekt-dlya-samolyotov-budushchee-aviacii>.

SEE [http://innosfera.by/2019/09/AI in Aviation](http://innosfera.by/2019/09/AI%20in%20Aviation)

