

И. В. Мюхкерея – магистрант кафедры управления и информатики в технических системах

М. В. Бураков (канд. техн. наук, доц) – научный руководитель

КОМБИНИРОВАННЫЙ НЕЙРОЭМУЛЯТОР ДЛЯ СИСТЕМЫ АВТОМАТИЧЕСКОГО УПРАВЛЕНИЯ ПОЛЕТОМ ВЕРТОЛЁТА

Возможности автоматического управления полётом вертолёт с использованием нейронного регулятора (НР) исследованы в работе [1]. Обучение НР проводилось на базе упрощённой математической модели вертолёт (движение рассматривалось только в вертикальной плоскости), реализованной в пакете MatLab Simulink.

Уточнение математической модели вертолёт, как сложного динамического объекта (ДО), требует учёта его загрузки (смещения центра тяжести) и описания атмосферной обстановки. Адекватность модели, на которой осуществляется обучение НР, определяет динамические качества системы управления объектом. В системе управления сложным ДО целесообразно использовать НР обученный не на математической модели объекта, а на его имитационной модели (эмуляторе), реализованной на базе искусственной нейронной сети (ИНС) [2].

Целью настоящей работы является построение эмулятора вертолёт в среде MatLab Simulink и рассмотрение способов его идентификации (обучения).

Структура системы управления. В работе [2] рассматриваются принципы построения интеллектуальной системы автоматического управления летательными аппаратами с виртуальным обучением НР. В виртуальном тракте происходит обучение НР исходя из поведения нейроэмулятора (НЭ), первообраз которого, в свою очередь, обучается по поведению реального ДО в прямом тракте управления.

На рис. 1 представлен фрагмент такой структуры – схема обучения НЭ в режиме реального времени, когда вертолёт управляется пилотом.

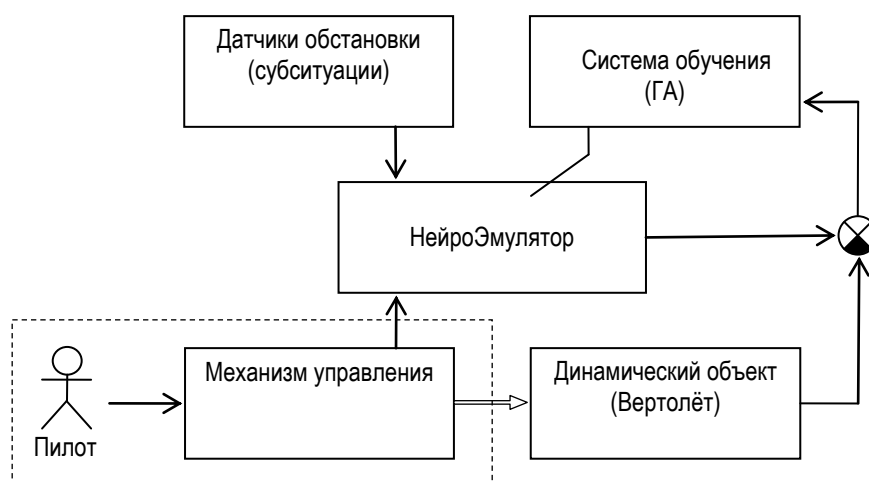


Рис. 1. Схема обучения НЭ в режиме реального времени

Пилот управляет вертолёт посредством механизма управления, снабженного датчиками, информация о положении которых поступает на обучаемый НЭ. На него поступают и данные с датчиков обстановки, например метеоусловий, и т.п. Выходные параметры НЭ сравниваются с соответствующими значениями параметров траектории полёта (выдаваемых системой измерения) и эта ошибка поступает на систему обучения НЭ. Обучение целесообразно осуществлять с применением генетического алгоритма (ГА) [3]. Таким образом, идентифицируется НЭ, заменяющий математическую модель. Далее, его параметры копируются в НЭ виртуального тракта, который и используется для обучения НР. В режиме автопилотирования фрагмент схемы, выделенной пунктирным прямоугольником (см. рис. 1),

заменяется НР прямого тракта управления, идентификационные параметры которого копируются из НР виртуального тракта.

В настоящей работе рассматривается только процесс идентификации НЭ – построение имитационной модели вертолѐта. Реальный ДО заменяется математической моделью [1], а действия пилота имитируются одним из вариантов схемы, реализующей некоторое полѐтное задание в пакете MatLab Simulink, и уже обученного НР.

Принципы построения комбинированного нейроэмулятора. При построении математических моделей сложных ДО используются как уравнения строгих физических законов, так и приближенные «эмпирические» зависимости. Поэтому выдвигается концепция создания комбинированного НЭ, включающего как блоки ИНС (возможно несколько зависимых и/или независимых блоков), так и блоки, описываемые математическими уравнениями (математические субмодели).

Для рассматриваемой конкретной задачи, предлагается с помощью ИНС вычислять (рис. 2):

- силу тяги несущего винта вертолѐта;
- силу аэродинамического сопротивления фюзеляжа вертолѐта.

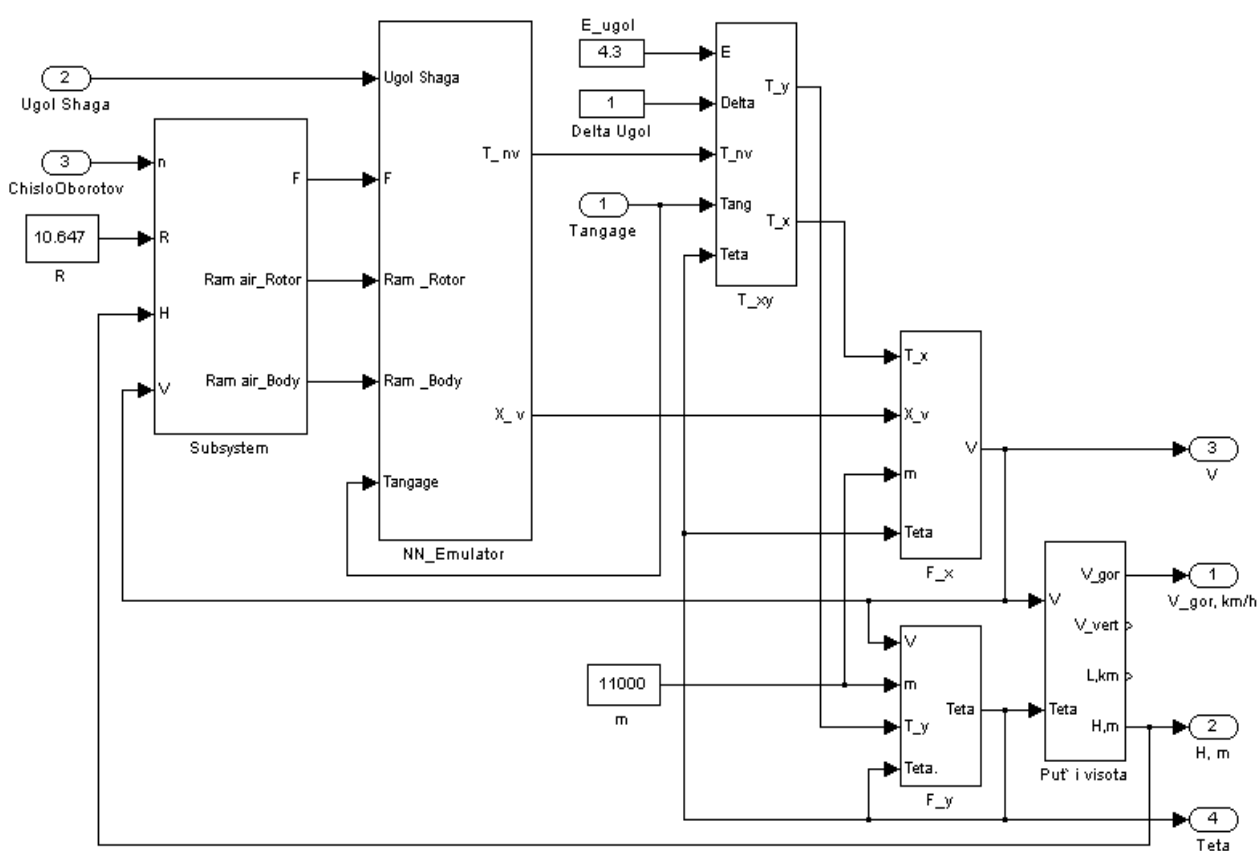


Рис. 2. Модель комбинированного НЭ в среде MatLab Simulink

Движение ДО при известных силах, действующих на объект, определяется строго уравнениями динамики поступательного движения (законы Ньютона) и динамики вращательного движения. Следовательно, строго вычисляется траектория объекта, и эти алгоритмы целесообразно моделировать блоками пакета MatLab Simulink. В них учитывается инерционность объекта при поступательном и вращательном движении. Нейронные сети, реализующие определение силы тяги несущего винта и силы аэродинамического сопротивления фюзеляжа вертолѐта, не являются динамическими, т.е. не содержат звеньев запаздывания и/или дифференцирования сигналов.

В качестве входных параметров для блоков ИНС используются и некоторые обобщѐнные величины: угол шага несущего винта; ометаемая площадь несущего винта; скоростной напор несущего винта (на конце лопастей); скоростной напор воздуха на фюзеляж вертолѐта.

Эти величины также определяются по строгим уравнениям исходя из параметров вертолѐта и его траектории: число оборотов в минуту несущего винта (полагается постоянным); радиус конуса несущего винта; высоты полѐта (по существу, плотности воздуха); скорости полѐта вертолѐта (касательной к траектории).

Поэтому целесообразно входные параметры ИНС также моделировать блоками пакета MatLab Simulink. В результате получаем структуру комбинированного НЭ вертолѐта (см. рис. 2).

Исходя из физического смысла, ИНС целесообразно создавать из двух независимых каналов, один из которых "вычисляет" силу тяги несущего винта, а другой - силу аэродинамического сопротивления фюзеляжа вертолѐта. Это несколько упрощает структуру ИНС. В данной работе применена двухслойная ИНС, состоящая из двух каналов, каждый из которых содержит по четыре нейрона в первом слое и по одному нейрону во втором слое. Для нормировки значений сигналов на входе ИНС установлены "нормирующие" усилители. Эта нормировка нужна хотя бы для того, чтобы можно было просто задавать диапазон начальных значений переменных для поиска ГА. Блоки функций активации выходных нейронов совместно с выходными усилителями определяют диапазон изменения выходных параметров.

Способы и результаты обучения нейроэмулятора. Реальный динамический объект (вертолѐт управляемый пилотом) заменяется математической моделью взятой из работы [1]. Действия пилота имитируются схемой, созданной в пакете MatLab Simulink и реализующей определённое полѐтное задание:

- «синусоидальное» изменение высоты полѐта;
- постоянное значение горизонтальной скорости, с определённого момента времени.

Входные управляющие воздействия (угол шага несущего винта и тангаж вертолѐта), поступающие одновременно на математическую модель (имитирующую реальный динамический объект) и на комбинированный НЭ формируются схемой с обратными связями (по высоте и по горизонтальной скорости), включающей обученный НР.

Ошибки (используются относительные ошибки) определяются по параметрам траектории полѐта вертолѐта (выдаваемым системой измерения):

- величины мгновенной скорости (полной);
- угла наклона касательной к траектории (направления вектора скорости).

Для устранения больших «кратковременных» ошибок, в целевую функцию введена экспоненциальная зависимость. Тогда в тексте М-файла итоговая целевая функция имеет вид:

```
function z=CNE33(X)
global k1 k2 k3 ... k42
k1=X(1); k2=X(2); k3=X(3); ... k42=X(42);
sim('CombNN_Emulator3_32');
zV=sum(exp(1.*abs(simoutV))-1);
zT=sum(exp(1.*abs(simoutT))-1);
z=zV+zT;
end
```

В результате обучения НЭ получены хорошие результаты по горизонтальной скорости полѐта (практическое совпадение), а по высоте полѐта ошибка достигает 37%.

Рассматриваются возможности уменьшения ошибки при обучении НЭ. Возможно независимое обучение топологически несвязанных частей ИНС. Проведено независимое обучение канала ИНС, вычисляющего силу аэродинамического сопротивления фюзеляжа вертолѐта. Получено практическое совпадение результатов и по скорости и по высоте полѐта.

Выводы. Для обучения НР систем управления сложными (в аспекте математического моделирования) ДО целесообразно использовать имитационную модель, обучаемую на реальном объекте.

Аэродинамический анализ вертолѐта позволяет выделить субмодели, описываемые строгими уравнениями. Это обуславливает целесообразность построения комбинированных НЭ, содержащих как блоки ИНС, так и блоки математических субмоделей. При этом ИНС, имитирующие сложные зависимо-

сти характеристик объекта, могут не иметь динамических свойств (упрощение имитационной модели). Показана возможность обучения таких комбинированных НЭ.

Библиографический список

1. Мюхкеля И. В. Исследование особенностей применения нейронного регулятора в системе автоматического управления полетом вертолёта // Материалы 64-й Международной СМК ГУАП.- Санкт-Петербург 2011.
2. Юрич М. Ю., Щербаков А. Н., Камышанов А. Ф. Архитектура интеллектуальной системы нейроуправления летательным объектом с эволюционным прогнозом предпочтительного поведения // Радіоелектроніка. Інформатика. Управління., 2008, № 1. С. 118-121.
3. Бураков М. В. Генетический алгоритм: теория и практика. СПб.: ГУАП, 2008. 164 с.