

62-я научная конференция МФТИ

18–24 ноября 2019 года, Москва



Нейросетевое управление формацией спутников на низких околоземных орбитах

М.Г. Широбоков¹, С.П. Трофимов¹, А.В. Сорокин²

¹Институт прикладной математики им. М.В. Келдыша РАН

²Московский физико-технический институт

Работа поддержана грантом РФФИ №18-31-00403

Содержание

- Введение и цель работы
- Задача управления формацией
- Задача проектирования нейронной сети
 - Выбор архитектуры сети и метода обучения
 - Выбор функций для аппроксимации
 - Критерии остановки обучения и качества сети
- Результаты, выводы

Введение

- Сейчас существует тренд к применению методов машинного обучения в задачах механики космического полета¹
- Здесь можно выделить несколько классов задач, среди них: задачи распознавания образов, задачи оптимизации, и задачи адаптации
- Данная работа относится к задачам адаптации управления движением космических аппаратов в режиме полета (менее изученному классу задач в настоящее время)

¹D. Izzo, M. Märten, B. Pan. A survey on artificial intelligence trends in spacecraft guidance dynamics and control. *Astrodynamics*, Vol. 3, No. 4, 287–299, 2019.

Цель работы и задачи

- Цель работы – создание адаптивного нейросетевого регулятора для поддержания формации космических аппаратов на низких околоземных орбитах
- Для этого необходимо:
 - Поставить и решить оптимизационную задачу в рамках выбранной модели движения аппаратов
 - Выбрать параметры нейронной сети, обучить ее на полученных данных и исследовать ее качество
 - Исследовать возможности адаптации нейронной сети к другим моделям движения (на будущее)

Постановка задачи

- Два космических аппарата движутся в окрестности круговой орбиты высотой 400 км в ньютоновом поле Земли с учетом сил сопротивления атмосферы
- Только один из аппаратов управляемый, система управления состоит из двух частей: двигатели (управление считается импульсным) и система ориентации солнечными панелями (чтобы воспользоваться силой сопротивления атмосферы)
- Необходимо найти управляющие воздействия, которые бы обеспечивали поддержание проективной круговой орбиты в формации

Проективная круговая орбита

Уравнения движения (уравнения Хилла-Клоэсси-Уилтшира):

$$\Delta \dot{\mathbf{x}} = \mathbf{A} \Delta \mathbf{x} + (0, 0, 0, \Delta \mathbf{f}^T)^T$$

Ограниченные решения при $\Delta \mathbf{f} = 0$:

$$x = \rho_x \sin(\Delta u_c + \alpha_x),$$

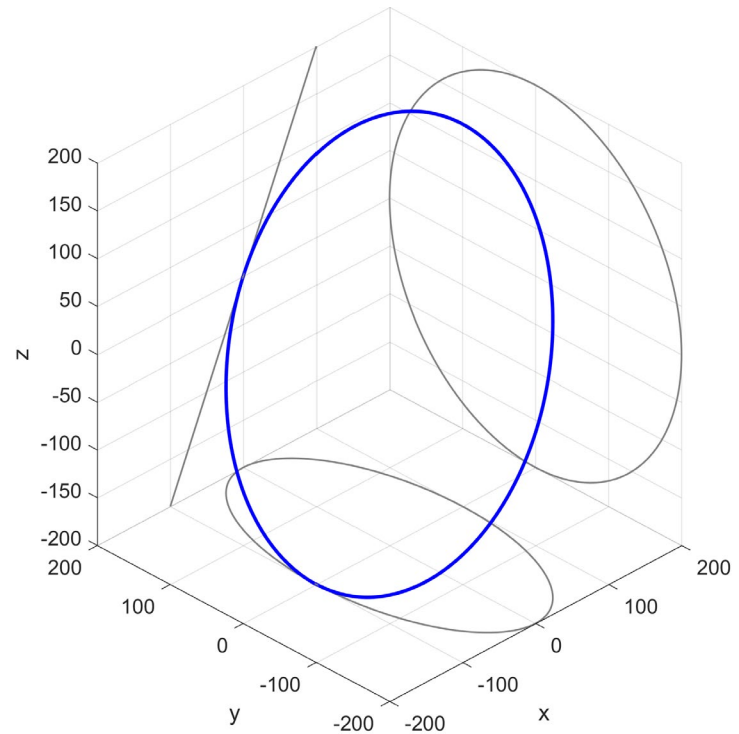
$$y = 2\rho_x \cos(\Delta u_c + \alpha_x) + \rho_y,$$

$$z = \rho_z \sin(\Delta u_c + \alpha_z).$$

Проективная круговая орбита:

$$\alpha_x = \alpha_z$$

$$\rho_z = 2\rho_x$$



Оптимизация и формирование выборки

- Панели – для минимизации дрейфа, для этого максимально сближаются большие полуоси аппаратов
- Двигатели – для устранения оставшегося дрейфа и нацеливания на параметры проективной круговой орбиты (2 или 4 импульса)

$$(R_c, V_c, \Delta \mathbf{x}, \rho) \rightarrow (A_c/m_c, t_1, t_2, t_3, t_4, \Delta \mathbf{v}_1, \Delta \mathbf{v}_2, \Delta \mathbf{v}_3, \Delta \mathbf{v}_4)$$

$$(R_c, V_c, \Delta \mathbf{x}, \rho) \rightarrow (A_c/m_c, t_1, t_2, \Delta \mathbf{v}_1, \Delta \mathbf{v}_2)$$

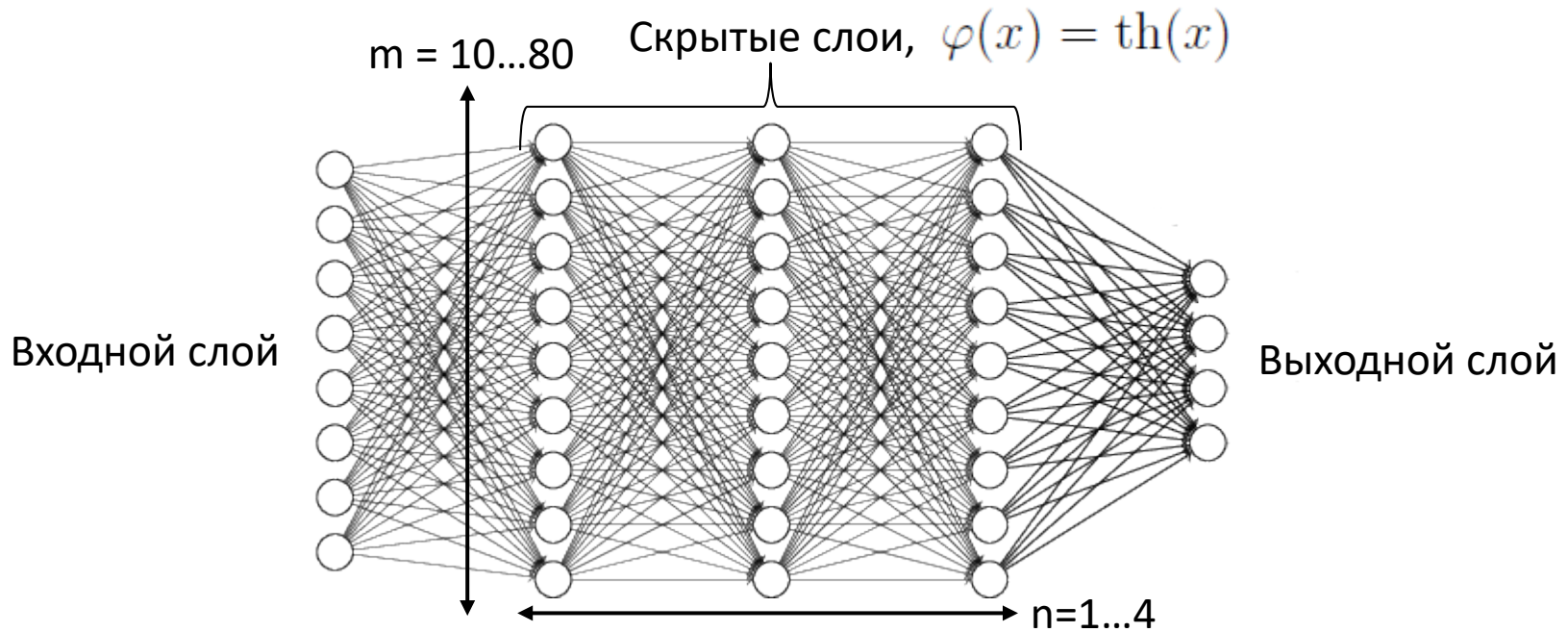
- Выборка объема 100 000 формируется для значений

$$R_c \in [R_{\text{ref}} - 10 \text{ км}, R_{\text{ref}} + 10 \text{ км}] \quad \Delta x, \Delta y, \Delta z \in [-200 \text{ м}, 200 \text{ м}]$$

$$V_c \in [V_{\text{ref}} - 10 \text{ м/с}, V_{\text{ref}} + 10 \text{ м/с}] \quad \Delta \dot{x}, \Delta \dot{y}, \Delta \dot{z} \in [-0.2 \text{ м/с}, 0.2 \text{ м/с}]$$

$$\rho \in [10^{-12} \text{ кг/м}^3, 10^{-11} \text{ кг/м}^3]$$

Параметры нейронной сети



- Для обучения применялся метод сопряженных градиентов
- Инициализация весов происходила методом Нгуена-Видроу
- Деление выборки на обучающую (training), проверочную (validating) и тестовую (test) происходило по схеме: 70/15/15
- Критерий остановки: в течении 100 итераций целевая функция (среднеквадратическое отклонение) на проверочной выборке не улучшается

Критерий качества нейронной сети

Для того, чтобы можно было сравнивать различные нейронные сети между собой, был введен в рассмотрение критерий качества:

$$J = \frac{1}{|I_t|} \sum_j \sum_{i \in I_t} \mathbf{I} \left\{ \frac{\|(\Delta \mathbf{v}_j^p)_i - (\Delta \mathbf{v}_j^t)_i\|}{\|(\Delta \mathbf{v}_j^t)_i\|} > 0.1 \right\}$$

где суммирование ведется по тестовой выборке I_t и всем импульсам скорости; здесь \mathbf{I} – индикаторная функция. По сути это сумма долей случаев (для каждого импульса), когда относительная погрешность определения импульса превышает 10%.

Результаты обучения нейронных сетей в случае двух импульсов

	n = 1	n = 2	n = 3	n = 4
m = 10	$0.61 + 0.82 = 1.43$	$0.45 + 0.66 = 1.11$	$0.34 + 0.56 = 0.90$	$0.48 + 0.69 = 1.16$
m = 20	$0.51 + 0.68 = 1.19$	$0.33 + 0.54 = 0.87$	$0.29 + 0.52 = 0.81$	$0.25 + 0.47 = 0.72$
m = 30	$0.42 + 0.58 = 1.00$	$0.27 + 0.46 = 0.73$	$0.20 + 0.41 = 0.61$	$0.18 + 0.38 = 0.57$
m = 40	$0.42 + 0.58 = 1.00$	$0.27 + 0.48 = 0.75$	$0.28 + 0.48 = 0.77$	$0.26 + 0.47 = 0.73$
m = 50	$0.38 + 0.53 = 0.90$	$0.26 + 0.38 = 0.64$	$0.21 + 0.39 = 0.60$	$0.20 + 0.42 = 0.62$
m = 60	$0.38 + 0.54 = 0.92$	$0.28 + 0.43 = 0.70$	$0.24 + 0.46 = 0.70$	$0.22 + 0.42 = 0.65$
m = 70	$0.43 + 0.58 = 1.01$	$0.25 + 0.38 = 0.63$	$0.19 + 0.39 = 0.58$	$0.25 + 0.45 = 0.70$
m = 80	$0.38 + 0.52 = 0.90$	$0.24 + 0.38 = 0.62$	$0.24 + 0.44 = 0.68$	$0.21 + 0.42 = 0.63$

Результаты обучения нейронных сетей в случае четырех импульсов (один слой)

	n = 1
m = 10	$0.11 + 0.54 + 0.59 + 0.42 = 1.66$
m = 20	$0.09 + 0.44 + 0.44 + 0.25 = 1.22$
m = 30	$0.09 + 0.39 + 0.42 + 0.23 = 1.12$
m = 40	$0.07 + 0.30 + 0.36 + 0.18 = 0.91$
m = 50	$0.11 + 0.45 + 0.48 + 0.29 = 1.33$
m = 60	$0.08 + 0.35 + 0.40 + 0.19 = 1.02$
m = 70	$0.07 + 0.33 + 0.37 + 0.17 = 0.94$
m = 80	$0.06 + 0.31 + 0.35 + 0.18 = 0.89$
m = 90	$0.09 + 0.36 + 0.42 + 0.22 = 1.09$
m = 100	$0.08 + 0.39 + 0.40 + 0.21 = 1.08$
m = 150	$0.06 + 0.28 + 0.33 + 0.15 = 0.82$
m = 200	$0.08 + 0.38 + 0.42 + 0.22 = 1.09$
m = 300	$0.06 + 0.36 + 0.38 + 0.21 = 1.00$

Результаты обучения нейронных сетей в случае четырех импульсов (несколько слоев)

	n = 2	n = 3	n = 4
m = 10	$0.08 + 0.44 + 0.54 + 0.32 = 1.38$	$0.08 + 0.42 + 0.53 + 0.29 = 1.32$	$0.08 + 0.69 + 0.67 + 0.45 = 1.89$
m = 20	$0.05 + 0.23 + 0.28 + 0.15 = 0.71$	$0.05 + 0.34 + 0.45 + 0.25 = 1.09$	$0.08 + 0.37 + 0.50 + 0.29 = 1.24$
m = 30	$0.05 + 0.24 + 0.27 + 0.15 = 0.71$	$0.05 + 0.28 + 0.41 + 0.25 = 0.99$	$0.05 + 0.22 + 0.27 + 0.14 = 0.68$
m = 40	$0.05 + 0.26 + 0.29 + 0.15 = 0.75$	$0.05 + 0.23 + 0.27 + 0.15 = 0.70$	$0.04 + 0.21 + 0.26 + 0.14 = 0.65$
m = 50	$0.05 + 0.23 + 0.28 + 0.15 = 0.71$	$0.05 + 0.22 + 0.26 + 0.15 = 0.68$	$0.05 + 0.22 + 0.26 + 0.14 = 0.68$
m = 60	$0.05 + 0.21 + 0.24 + 0.14 = 0.63$	$0.04 + 0.21 + 0.26 + 0.15 = 0.66$	$0.05 + 0.21 + 0.27 + 0.15 = 0.68$
m = 70	$0.05 + 0.24 + 0.31 + 0.17 = 0.77$	$0.05 + 0.24 + 0.28 + 0.16 = 0.73$	$0.05 + 0.25 + 0.30 + 0.17 = 0.77$
m = 80	$0.05 + 0.23 + 0.28 + 0.13 = 0.69$	$0.07 + 0.32 + 0.35 + 0.19 = 0.93$	$0.05 + 0.21 + 0.25 + 0.14 = 0.65$

Сглаживание приближаемого отображения

Понизить невязку можно в случае, если сгладить приближаемое отображение

$$(R_c, V_c, \Delta \mathbf{x}, \rho) \rightarrow (\Delta \mathbf{v}_1, \Delta \mathbf{v}_2, \Delta \mathbf{v}_3, \Delta \mathbf{v}_4)$$

Для $\mathbf{s} = (R_c, V_c, \Delta \mathbf{x}, \rho)$ в уже построенной выборке ищется ближайшее значение $\tilde{\mathbf{s}}$, а начальное приближение для импульсов берется как решение, полученное для \mathbf{s} .

Качество сети увеличивается в **три раза**, например для $m = 40, n = 2$:

$$2.38 + 7.03 + 9.88 + 5.82 = 25.11$$

Заключение

- Поставлена и решена оптимизационная задача поддержания проективной круговой орбиты для формации из двух спутников на низких околоземных орбитах
- Подготовлена выборка для обучения нейронных сетей с прямым распространением, на ее основе обучены множество нейронных сетей с различными параметрами
- В случае двух импульсов наблюдается крайне низкое качество нейронных сетей: относительная ошибка определения импульсов превышает 10% в более чем 20% случаев
- В случае четырех импульсов качество нейронных сетей лучше, но ограничено: относительная ошибка определения импульсов превышает 10% в 3%, 8%, 10% и 6% случаев для первого, второго, третьего и четвертого импульсов, соответственно.
- Очень важно сглаживать приближаемое отображение: мы привели пример, когда сглаживание позволяет улучшить качество сети в три раза