



Искусственные нейронные сети для управления и прогнозирования движения КА с малой тягой

Сорокин А.В, студент 5 курса ФУПМ

Научный руководитель: к.ф.-м.н., Ширококов М.Г.

ИПМ им.М.В.Келдыша РАН

30.01.2019

Содержание

- ▶ Постановка задачи
- ▶ Цель работы
- ▶ Введение в нейронные сети
- ▶ Решение задачи
- ▶ Моделирование
- ▶ Заключение

Постановка задачи

- ▶ Рассматривается перелет КА из точки \mathbf{x}_1 в точку \mathbf{x}_2 за время T в рамках возмущенной модели задачи двух тел, где $\mathbf{x}_1 = [\mathbf{r}_1, \mathbf{v}_1]$, $\mathbf{x}_2 = [\mathbf{r}_2, \mathbf{v}_2]$
- ▶ Перелет оптимальный по энергии, т.е. $\int_0^T u^2 dt \rightarrow \min$
- ▶ Классический подход состоит в применении принципа максимума Понтрягина, сопряженных переменных и метода продолжения по параметру, разработанный Петуховым В.Г.

Цель работы

- ▶ Прогнозирующая нейронная сеть: сеть, которая принимает на вход положение, скорость, значение сопряженных переменных и время полета КА, а выдает положение и скорость
- ▶ Корректирующая нейронная сеть: сеть, которая принимает на вход два фазовых вектора и время полета, а выдает значение сопряженных переменных
- ▶ Обе искусственные нейронные сети (ИНС) обучены в рамках невозмущенной задачи двух тел

Введение в нейронные сети

- ▶ Нейронная сеть - взвешенный ориентированный граф в узлах которого находятся функции

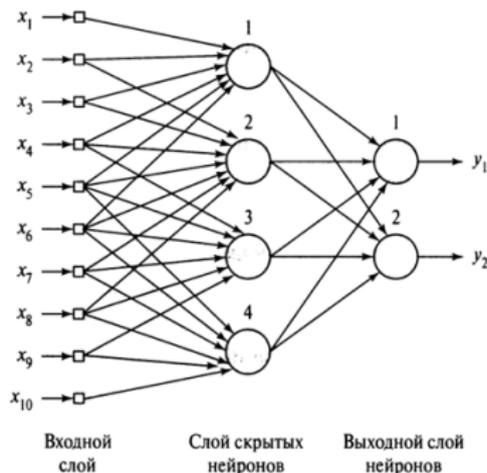


Рис. 1: Полносвязная нейронная сеть с одним скрытым слоем

Введение в нейронные сети

- ▶ Обучение с учителем - оптимизация функции потерь на обучающей выборке $S = \{[x_n, y_n]\}_{n=1}^N$
- ▶ Обучение без учителя - поиск внутренних взаимосвязей и зависимостей между объектами на основе их описания
- ▶ Обучение с подкреплением - поиск стратегий, приписывающих состояниям окружающей среды действия, которые сеть должна предпринять в этих состояниях

Решение задачи

- ▶ Инициализация обучающих выборок
- ▶ Разработка нейронных сетей для задач прогнозирования и коррекции
- ▶ Моделирование в рамках возмущенной задачи двух тел

Область инициализации выборки для прогноза

- ▶ Определим некоторую ε окрестность относительно точки, задаваемой начальным вектором \mathbf{s}_1 , где $\mathbf{s}_1 = [\mathbf{r}_1, \mathbf{v}_1, \boldsymbol{\lambda}_r(0), \boldsymbol{\lambda}(0)]$

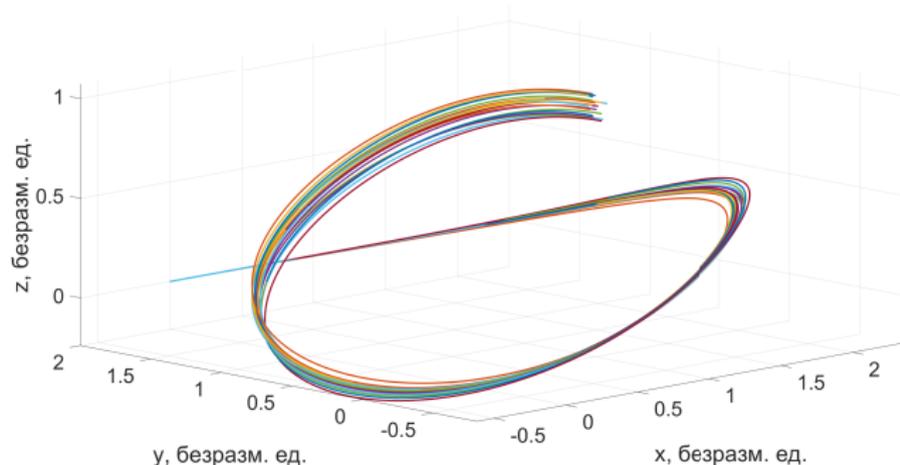


Рис. 2: Трубка траекторий

Выборка для прогнозирования

- ▶ Для задачи прогнозирования - составим конечный набор начальных условий, принадлежащих выбранной окрестности
- ▶ Для каждого условия проинтегрируем траекторию
- ▶ Обучающая выборка: $S_{prog} = \{S_i\}_{i=1}^M$, где $S_i = \{[r_n^i, v_n^i, \lambda_{r_n}^i, \lambda_{v_n}^i, t_n^i, r_{end}^i]\}_{n=1}^N$
- ▶ M - количество траекторий, N - количество точек на траектории

Область инициализации выборки для коррекции

- ▶ Поместим невозмущенную траекторию в трубку радиуса δ и равномерно распределим в ней конечное количество позиций КА

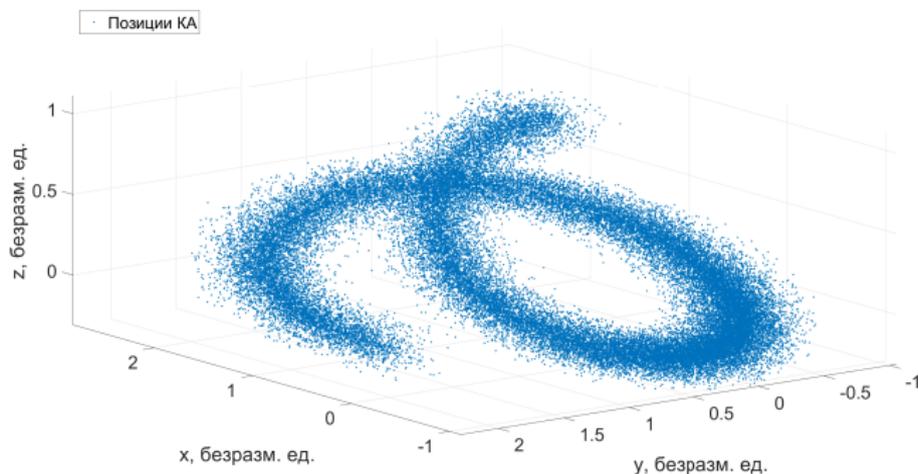


Рис. 3: Визуализация обучающей выборки для коррекции

Выборка для коррекции

- ▶ Для каждой позиции КА из трубки – \mathbf{r}_i найдем значения сопряженных переменных, необходимые для того чтобы попасть из \mathbf{r}_i в \mathbf{r}_{end}
- ▶ Обучающая выборка: $S_{corr} = \{[\mathbf{r}_i, \mathbf{v}_i, t_i, \lambda_{r_i}, \lambda_{v_i}]\}_{i=1}^N$
- ▶ N - количество заданных позиций

Выбор нейронной сети

- ▶ Нейронная сеть радиально-базисных функций (РБФ-сеть):
 1. Единственный скрытый слой
 2. Только нейроны скрытого слоя имеют нелинейную активационную функцию
 3. Активационная функция - плотность нормального распределения
- ▶ Инициализация весов в сети происходит не произвольно, а с начальным приближением

Выход РБФ-сети и функционал ошибки

- ▶ Выход нейронной сети:

$$f(\mathbf{x}|\boldsymbol{\theta}) = \omega_0 + \sum_{n=1}^M \omega_n \exp\left(-\frac{\|\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}_n\|^2}{2\sigma_n^2}\right)$$

- ▶ Вектор параметров: $\boldsymbol{\theta} = [\boldsymbol{\omega}, \boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\sigma}]$, где $\boldsymbol{\mu} = [\boldsymbol{\mu}_1, \dots, \boldsymbol{\mu}_M]$
- ▶ M - количество нейронов в скрытом слое
- ▶ Функционал ошибки - среднеквадратическая ошибка

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (y_n - f(\mathbf{x}_n|\boldsymbol{\theta}))^2$$

- ▶ N - количество примеров в обучающей выборке

Оптимизация функции потерь

- ▶ Длина вектора параметров θ равна $M \cdot d + 2M + 1$
- ▶ Якобиан для сети на всех обучающих примерах:

$$J = \begin{pmatrix} \frac{\partial f(\mathbf{x}_1, \theta)}{\partial \theta_1} & \dots & \frac{\partial f(\mathbf{x}_1, \theta)}{\partial \theta_{M \cdot d + 2M + 1}} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial f(\mathbf{x}_N, \theta)}{\partial \theta_1} & \dots & \frac{\partial f(\mathbf{x}_N, \theta)}{\partial \theta_{M \cdot d + 2M + 1}} \end{pmatrix}.$$

- ▶ Оптимизация методом Левенберга-Марквардта

$$\Delta \theta = (J^T J + \lambda E)^{-1} J^T (\mathbf{y} - \mathbf{y}(\theta))$$

Моделирование

- ▶ Проверка модели на различных возмущениях
- ▶ Оценка количества коррекций вектора сопряженных переменных в зависимости от силы возмущающего ускорения
- ▶ Проверка устойчивости решения по отношению к начальному вектору состояния

Оценка точности на различных возмущениях

- ▶ Точность попадания КА в цель

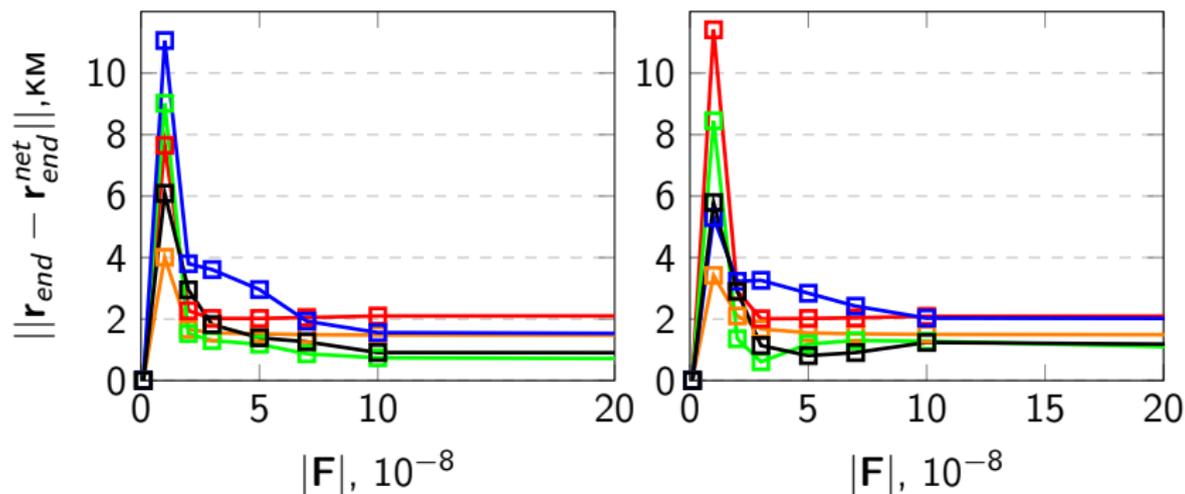


Рис. 4: Точность попадания для постоянных и переменных возмущений

Оценка количества коррекций

- ▶ Количество коррекций сопряженных переменных в зависимости от силы возмущающего ускорения

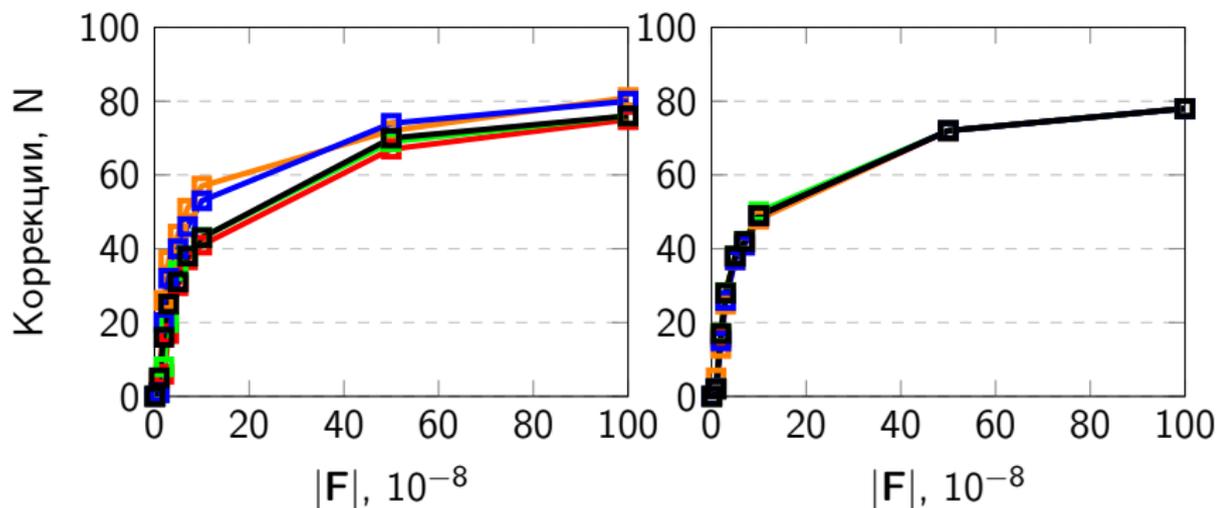


Рис. 5: Коррекции для постоянных и переменных возмущений

Устойчивость решения

- ▶ Проверка модели на различных точках из окрестности начального фазового вектора показали ее устойчивость

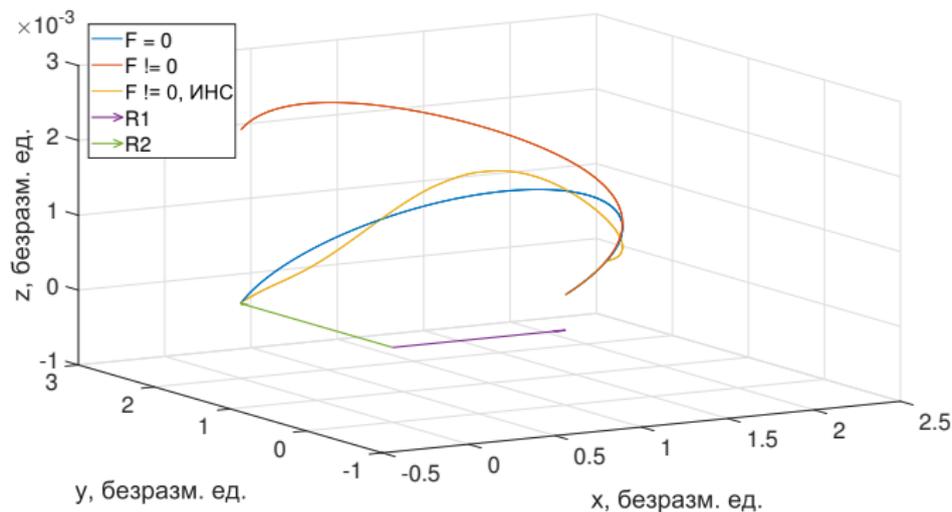


Рис. 6: Устойчивое решение

Заключение

- ▶ Были разработаны две искусственные нейронные сети - прогнозирующая и корректирующая
- ▶ Тестирование модели показало, что количество необходимых коррекций сопряженных переменных возрастает при увеличении возмущающего ускорения
- ▶ Решение оказалось устойчивым к расширению области начальных условий