

Вступление:

Здравствуйте, меня зовут Хромов Алексей, я студент 4 курса МФТИ 715а группы, Сегодня я расскажу о своей научно-исследовательской работе преддипломной практики под названием «Метод снижения ошибки определения траектории сверхзвукового объекта с помощью рекуррентной нейронной сети, использующей фильтр Калмана». Научным руководителем является Грицык Павел Александрович.

Введение:

Классические методы по фильтрации предполагают использование линейных алгоритмов и каскадов фильтров с ручным подбором коэффициентов, зависящих от свойств сигнала. Однако, отсутствие универсальных коэффициентов и потребность в увеличение точности фильтра с появлением новых вычислительных возможностей, улучшающих также скорость обработки данных, позволяют искать иные современные решения в подходе к обработке сигналов.

Сегодня огромное развитие в анализе больших данных для выявления зависимостей не всегда имеющих точное, простое аналитическое решение, получило направление нейронных сетей в сфере информационных технологий. Поэтому представляется очень перспективным внедрение нейронных сетей в фильтрацию, как совершенно новый подход к анализу сложных траекторий сверхзвуковых объектов.

В отчете обсуждается теория, связанная с фильтром Калмана, и со структурой рекуррентной нейронной сети. Также обговариваются причины выбора данной архитектуры, и как именно сеть должна способствовать в обработке сигнала. В презентации же мы обсудим основные идеи алгоритма, а также рассмотрим результаты фильтрации сверхзвуковых объектов. Презентация делится на несколько частей

Цель и задачи:

Целью моей работы стало написание фильтра базирующегося на рекуррентной нейронной сети и использующий фильтр Калмана, превосходящего в качестве работы классический фильтр Калмана.

Для достижения данной цели, мне пришлось решить ряд задач: я изучил принцип работы фильтра Калмана, освоил необходимые теоретические знания и аппарат для написания нейронной сети. Написал алгоритм фильтрации и провел сравнительный анализ в моделирование работы фильтра для выявления основных характеристик.

Фильтр Калмана:

Не углубляясь в теорию фильтра Калмана, начнем с рассмотрения в рамках презентации важных для нас принципов его работы. Первое это предсказание: фильтр Калмана прогнозирует координату следующего значения, основываясь на физических характеристиках движения объекта. Второе: фильтр Калмана выбирает компромиссное значение основываясь на собственном предсказании и измеренной величине. Фильтр Калмана является линейной моделью, он адаптируется к данным, чтобы с наименьшей ошибкой выбирать итоговое значение.

Нейронная сеть:

Теперь же поговорим о нейронных сетях, и начнем с линейной модели как с базисной конструкции. Нейронная сеть по набору признаков принимает решение об принадлежности или свойствах объекта, которому они принадлежат. Для поиска матрицы весов мы ставим задачу минимизации, по решению которой получаем аналитическую формулу для весовых коэффициентов.

Наше решение включает в себя поиск обратной матрицы, что очень затратно с точки зрения вычислительных ресурсов, если матрицы большие. $O(p^3 + p^2 * N)$ Поэтому для решения пользуются итеративными методами, в данном случае Градиентным спуском. $O(pN)$. Мы можем заметить аналогичность линейной модели с идеей и решением фильтра калмана, который также является линейной моделью.

Рекуррентная Нейронная сеть:

Данные, которые мы обрабатываем обладают структурностью, то есть точки траектории движения являются взаимосвязанными во времени. И при обработке

новых значений можно воспользоваться контекстом уже предыдущих точек траектории. С - контекст, i - новые данные. Конкатенируем контекст и входные данные, подвергаем новый вектор линейному преобразованию используя весовую матрицу, и нелинейному преобразованию. Получаем новый контекстный вектор.

В своей же работе я использовал более сложную схему рекуррентной нейронной сети с долговременной и кратковременной памятью, добавив ей ещё матрицу прогноза использующую функцию предсказания, как у Фильтра Калмана.

Сравнительный анализ:

Обучим нейронную сеть и проведем тестирование, сравнивая среднеквадратичные ошибки от расхождения фильтрованной траектории и оригинальной траектории до шума с той же ошибкой от фильтра Калмана для 200 разлитый траекторий сверхзвуковых объектов.

Средние по траекториям потери RNN фильтра Калмана составляют 2.1 м^2 , тогда как у классического девятимерного фильтра они равны 4.9 м^2 .

В 5%-ую точность в среднем по траектории попадают 69% результатов фильтрации RNN, и 63% для фильтра Калмана.

В качестве исследования рассмотрим также произвольную траекторию и выведем графики $|\text{«сигнал»} - \text{«сигнал+шум»}|$ и рядом $|\text{«фильтрованный сигнал»} - \text{«сигнал+шум»}|$ в зависимости от времени (в секундах).

Итог:

Мы обсудили основной алгоритм фильтра Калмана, после чего разобрали модель и схему фильтра на основе нейронной сети, использующей функцию предсказания Калмана. И в конце сравнили ошибки результатов обработки данных для двух фильтров на траекториях сверхзвуковых объектов.

Вывод:

а его нет

Заключение:

В заключении хочется сказать: Данный метод фильтрации может найти свое применение и реализацию во многих сферах, связанных с обработкой сигналов. Также работа в перспективе может иметь ряд улучшений связанных со снижением ошибки определения траектории и с фильтраций траекторий иных физических объектов.