

НЕЙРОСЕТЕВЫЕ АЛГОРИТМЫ СОВМЕЩЕНИЯ ДАННЫХ ИНЕРЦИАЛЬНЫХ И СПУТНИКОВЫХ НАВИГАЦИОННЫХ СИСТЕМ

М. А. Чертков, Л. В. Калацкая

*БГУ, факультет радиофизики и компьютерных технологий
Минск, Беларусь
E-mail: maksim.chertkov@gmail.com*

Современные достижения в области информационных технологий существенно расширяют возможности подвижных объектов различного назначения. Значительную роль в этом процессе играет решение задач ориентации и навигации объектов с помощью систем, объединяемых в информационно-управляющие комплексы. Для совмещения данных различных навигационных систем, в частности инерциальной и спутниковой систем навигации, в статье

применены рекуррентные нейронные сети Элмана. Моделирование процесса совмещения данных показало, что нейросетевой фильтр позволяет получить более точные координаты, чем каждая модель навигационного устройства в отдельности.

Ключевые слова: нейросеть, совмещение данных, уменьшение погрешностей.

Основной особенностью работы информационно-управляющих комплексов ориентации и навигации (КОН) [1] является избыточность информации, т. е. дублирование ее с различных несвязанных между собой устройств определения местоположения в пространстве, в качестве которых часто выступают инерциальная и спутниковая системы навигации. Данные нескольких устройств навигации необходимо корректно совместить для уменьшения аппаратных и некоторых других ошибок обоих устройств. Алгоритм совмещения должен удовлетворять многим критериям, в том числе своевременной обработки данных, низких затрат на вычислительную аппаратуру, помехоустойчивости, точности, стабильности и др.

Существуют различные подходы и математические концепции для совмещения данных, такие как, например, простое усреднение, метод гарантированного отклонения, метод наименьших квадратов, фильтр Калмана [2] и др.

Одним из возможных способов решения задачи совмещения данных, получаемых от нескольких навигационных устройств, является использование нейросетевого фильтра [3]. Корректное обучение и использование нейросети позволит на каждом шаге, учитывая статистику предыдущих измерений, формировать совместное решение, более точное, чем каждое отдельно взятое, а также прогнозировать дальнейшее поведение объекта.

Общий алгоритм КОН представляет собой совокупность частных алгоритмов, функционально связанных между собой, реализующих задачу надежной обработки информации с требуемой точностью и заданной дискретностью и выработки управляющих и информационных сигналов. На рисунке 1 приведена структурная схема общего алгоритма КОН.

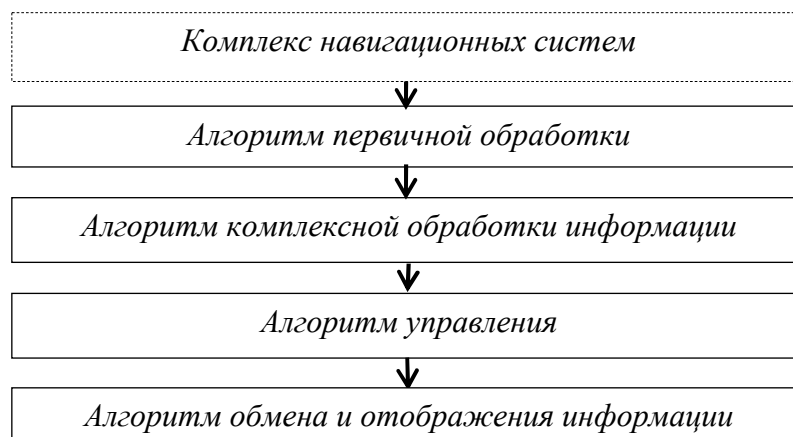


Рис. 1. Структурная схема общего алгоритма функционирования КОН

Каждый из перечисленных этапов общего алгоритма выполняет свои четко определенные функции.

- Алгоритмы первичной обработки и преобразования информации выполняют аналогово-цифровое преобразование первичной информации, осреднение и сглаживание показаний однотипных измерителей и т. п.

- Алгоритмы комплексной обработки информации предназначены для повышения точности и надежности определения пилотажных и навигационных параметров, выдаваемых КОН при заданном составе измерителей с учетом конкретной навигационной обстановки. Выбираются корректирующие средства, формируются измерения и осуществляется совмещение данных измерителей с оцениванием погрешностей КОН в определении параметров движения объекта.

- Полученные на этапе комплексной обработки данные используются алгоритмами управления для формирования программных траекторий движения в координатно-временном пространстве.

- Алгоритмы обмена и отображения информации осуществляют связь КОН с внешними устройствами: индикаторами, управляющими элементами.

Комплексная обработка информации включает задачу совмещения данных, получаемых от нескольких навигационных устройств. Использование нейросетевых моделей для решения этой задачи позволяет создавать адаптивные системы, обработка данных в которых осуществляется посредством параллельных операций. Нейронные сети обладают рядом преимуществ: позволяют учитывать предыдущие состояния, параллельно выполнять множество операций, способны к обучению и обобщению, практически не учитывают неинформативные шумовые входные сигналы.

Однонаправленная нейронная сеть, называемая многослойным персептроном [4], представляет собой совокупность формальных нейронов, связанных определенным образом друг с другом и с внешней средой (рис. 2).

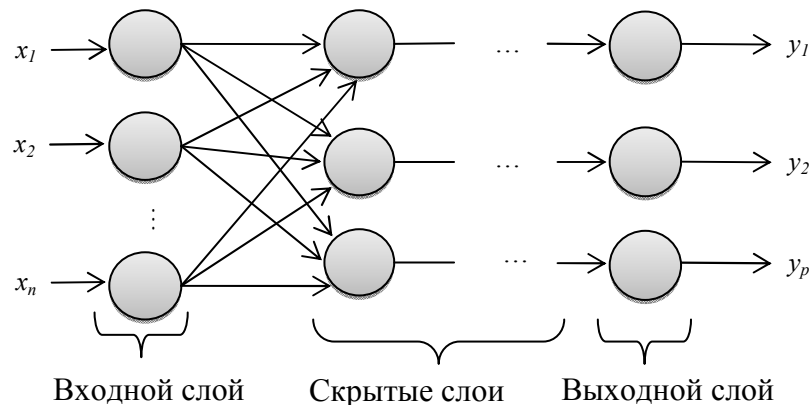


Рис. 2. Структура однонаправленной нейронной сети

Отдельную группу нейронных сетей составляют сети с обратной связью между различными слоями нейронов, или рекуррентные сети. Один из простейших способов построения рекуррентной сети на базе однонаправленной многослойного персептрона состоит во введении обратной связи (рис. 3). Сеть в которой каждый скрытый слой связан со входным слоем называется нейронной сетью Элмана.

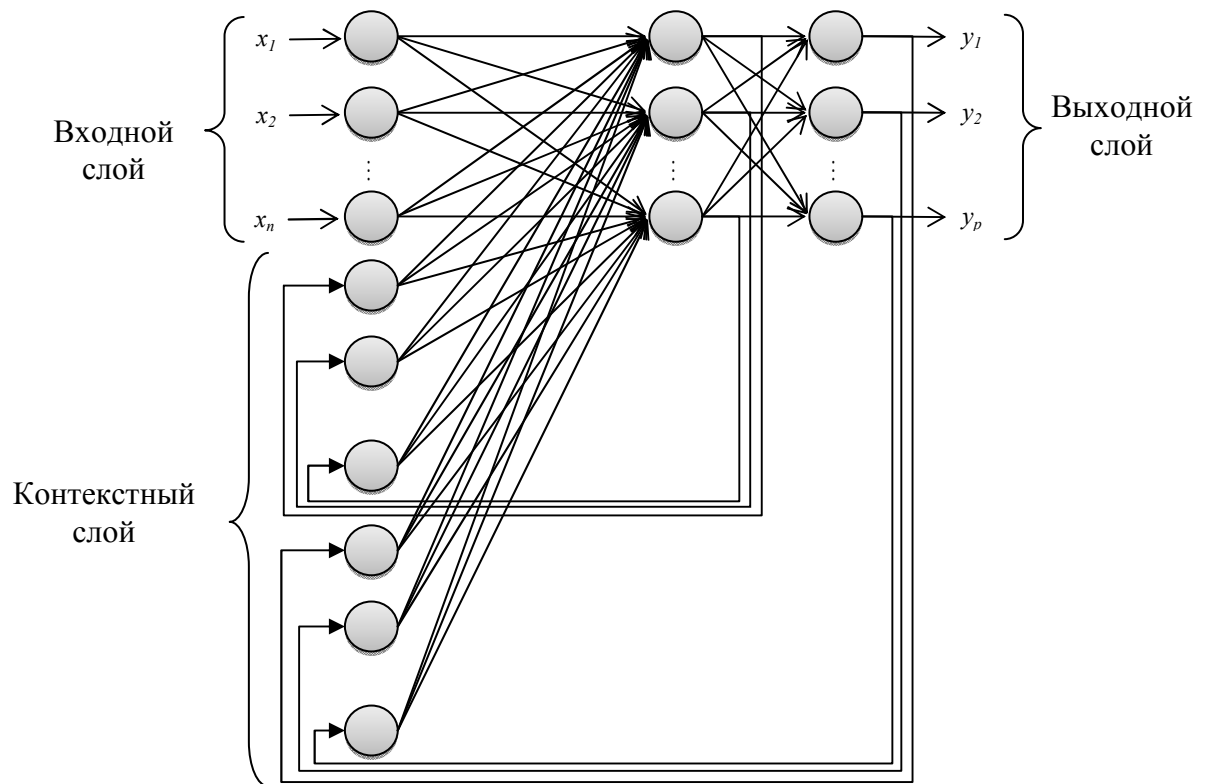


Рис. 3. Нейронная сеть Элмана

Сеть Элмана позволяет учесть предысторию наблюдаемых процессов, накопить информацию для выработки правильной стратегии управления подвижными объектами и может применяться в системах управления движущимися объектами, так как их главной особенностью является возможность запоминания последовательностей.

Для решения поставленной задачи совмещения двух навигационных данных в составе алгоритма КОН при помощи нейросетевого фильтра необходимо сперва обучить нейронную сеть. Схема алгоритма обучения нейронной сети Элмана представлена на рис. 4.

После обучения нейросети Элмана осуществляется ее моделирование (рис. 5).

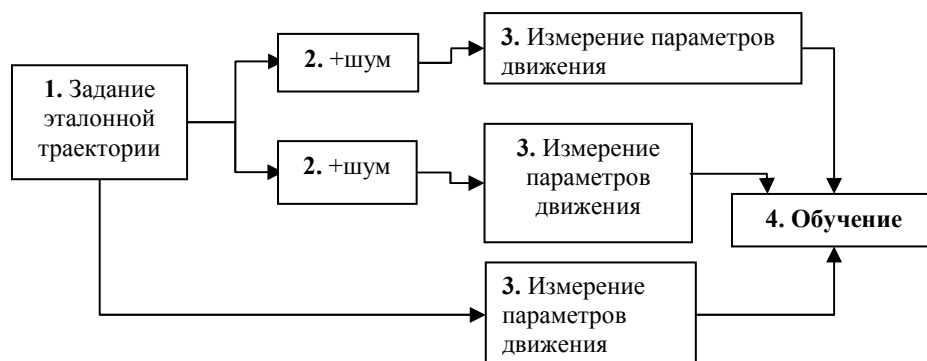


Рис. 4. Схема алгоритма обучения нейронной сети

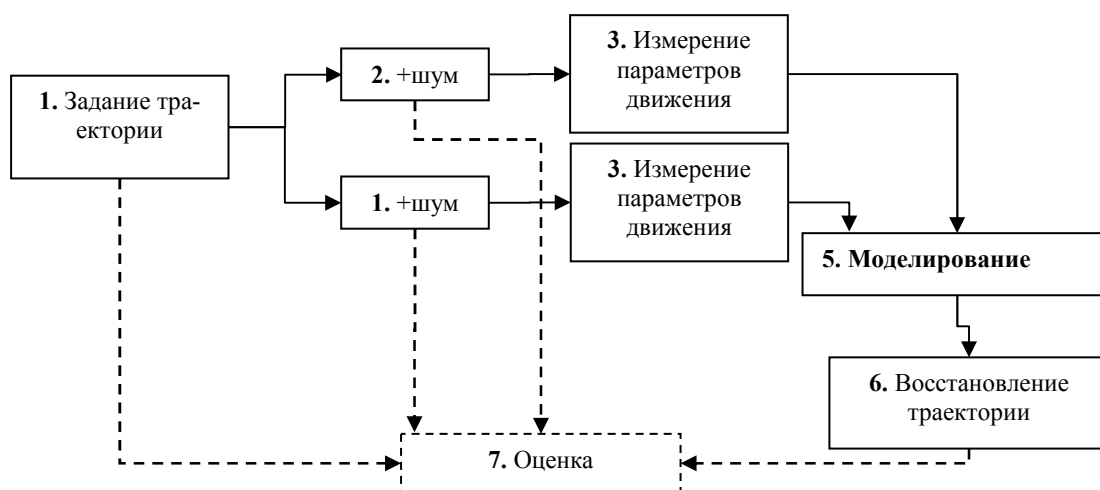


Рис. 5. Схема алгоритма моделирования нейросети

В качестве эталонной траектории выбрана окружность со вставленными четырьмя прямыми участками (рис. 6), где представлены идеальная траектория, траектории с зашумлением спутниковой и инерциальной систем навигации. Параметры движения, а именно: скорость, синус и косинус угла относительно оси абсцисс подаются на вход обучаемой сети.

Обученная рекуррентная сеть с десятью скрытыми нейронами протестирована на двух изогнутых траекториях (рис. 7, а, б), где добавлена траектория, полученная в результате моделирования обученной нейросети.

Критерием оценки погрешности выбрано среднеквадратичное отклонение, значения которых для различных траекторий приведены в таблице.

Траектория	СКО моделей навигационных систем		
	спутниковой	инерциальной	нейросетевой
Траектория № 1	1.529	1.556	0.5497
Траектория № 2	1.341	3.058	0.8826

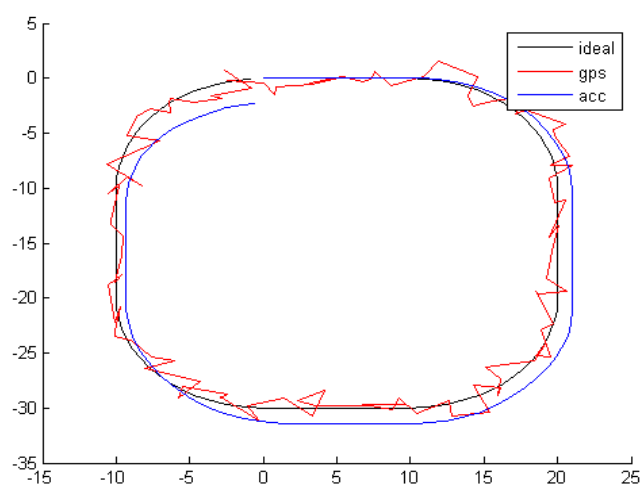


Рис. 6. Эталонная траектория

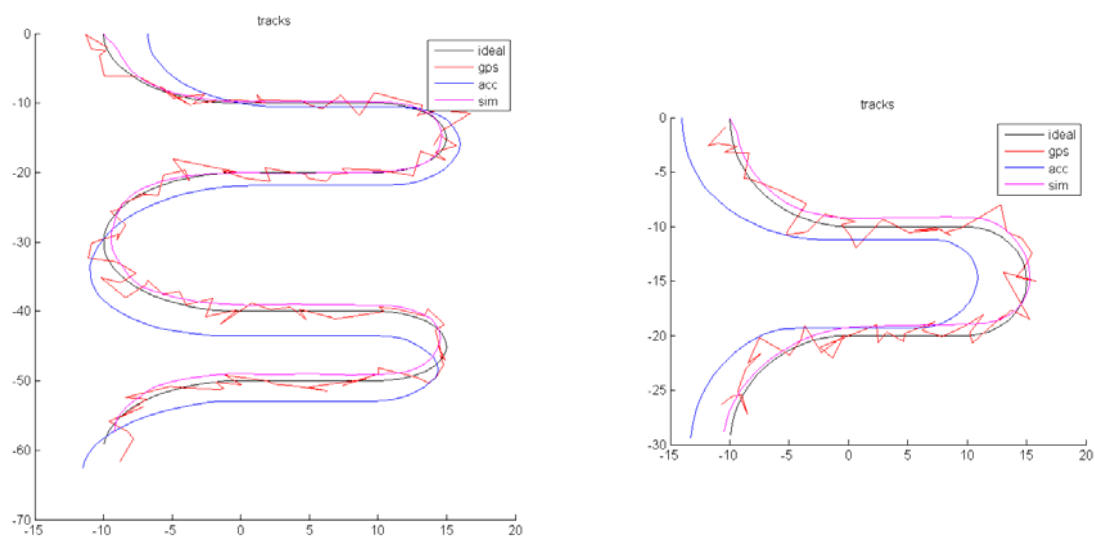


Рис. 7. Тестируемые траектории

Таким образом, нейросетевой фильтр позволяет определить более точно параметры движения, чем каждая модель навигационного устройства в отдельности.

ЛИТЕРАТУРА

1. Алешин, Б. С. Ориентация и навигация подвижных объектов: современные информационные технологии / К. К. Веремеенко, А. И. Черноморский; под общ. ред. Б. С. Алешина, К. К. Веремеенко, А. И. Черноморского/ ФИЗМАТЛИТ, 2006. 424 с.
2. Грибовский, А. В. Разработка слабосвязанной инерциально спутниковой навигационной системы на основе фильтра Калмана / А. В. Грибовский [и др.]// Электроника Инфо. 2011. № 4 (79). С. 44–47.
3. Калацкая, Л. В. Организация и обучение искусственных нейронных сетей: учеб. пособие / Л. В. Калацкая, В. А. Новиков, В. С. Садов : БГУ, 2003. 75 с.
4. Осовский, С. Нейронные сети для обработки информации / С. Осовский // Финансы и статистика. 2002. 344 с.