

НЕЙРОСЕТЕВЫЕ АЛГОРИТМЫ ИДЕНТИФИКАЦИИ РЕЖИМОВ ФУНКЦИОНИРОВАНИЯ АППАРАТУРЫ ПО ДАННЫМ ТЕЛЕМЕТРИИ

Е.Е. Марушко

Государственное научное учреждение «Объединенный институт проблем информатики Национальной академии наук Беларуси»
Минск, Беларусь

В работе предложены нейросетевые алгоритмы идентификации состояния подсистем космических аппаратов и режимов их функционирования по телеметрическим данным.

Введение

Программный комплекс идентификации режимов функционирования подсистем космических аппаратов (КА) и детектирования нештатных и аварийных ситуаций является одним из основных структурных составляющих экспериментального образца нейросетевой системы мониторинга состояния и поведения подсистем космических аппаратов по телеметрическим данным [1]. Основной его задачей является контроль за состоянием и режимами функционирования бортового оборудования на основе нейросетевых технологий обработки временных рядов значений телеметрических (ТМ) параметров (температуры давления жидкости и газа, электрического тока, положения и ориентации КА, уровня жидкости).

1. Основные алгоритмы

Для осуществления идентификации состояний подсистем КА разработаны следующие алгоритмы:

- алгоритм обучения нейросетевых модулей системы идентификации состояний подсистем КА;
- алгоритм синтеза многослойного персептрона;
- алгоритм идентификации нештатных ситуаций с использованием нейронных сетей (НС);
- алгоритм идентификации этапов функционирования подсистем КА с использованием НС;
- алгоритм инкрементного дообучения НС.

На основе описания режимов функционирования и допустимых диапазонов значений датчиков формируется обучающая выборка для модулей нейросетевой идентификации состояний систем КА. В качестве предварительной обработки данных проводится регуляризация по времени не регулярно представленных данных, с использованием аппроксимации значений, либо кусочно-линейным образом. Далее осуществляется преобразование исходных данных с учетом характера и типа проблемы, отображаемой нейросетевой моделью, и выбираются способы представления информации.

Выбор алгоритма обучения НС зависит от многих факторов, включая сложность задачи, число элементов обучающего множества, число настраиваемых

мых параметров сети и конечную ошибку. В результате экспериментов для обучения выбран алгоритм RPROP, который не требует использования процедур одномерного поиска и предъявляют незначительные требования к памяти. Работает достаточно быстро и может быть использован для решения задач большой размерности.

2. Формирование модуля обработки

Формирование нейросетевых модулей производится для каждого режима подсистем КА. Автоматическое решение задачи нахождения субоптимальной структуры предлагают конструктивные алгоритмы синтеза НС. Блок-схема представлена на рисунке рис.1.

При предположениях о репрезентативности обучающей выборки, возможной исходной избыточности набора независимых признаков задачи и старте синтеза структуры сети с минимального размера в качестве меняющих структуру НС операций предлагается следующий алгоритм синтеза нейронной сети:

1) Анализ параметров задачи (включая сложность задачи, число элементов обучающего множества) и выбор соответствующего алгоритма обучения НС.

2) Добавление нейрона в сеть.

а) Создание сети увеличенного размера, замещающей исходную, или использование одного шага конструктивного алгоритма нахождения того слоя НС, рост числа нейронов в котором приведет к максимальному улучшению точности решению задачи.

б) Обучение сети увеличенного размера.

с) Оценка ошибкой обобщения.

д) Повтор п.а, если не достигнуты необходимые свойства сети

3) Редукция некоторого числа избыточных синапсов или нейронов НС.

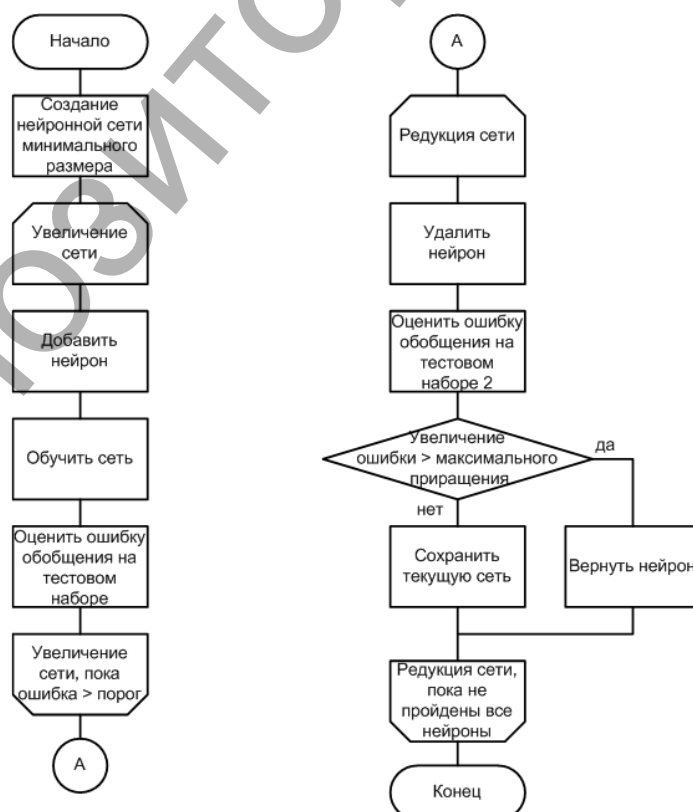


Рисунок 1 – Алгоритм синтеза и обучения нейросетевых модулей

В п.2 изменение размера сети происходит:

а) при достижении асимптоты или локального минимума критериев Бартлетта или Мураты-Амари [2], характеризующих обобщающие свойства модели (при достижении минимума прогностической ошибки обобщения выполняется переключение на операции, снижающие избыточность НС);

б) при превышении ошибкой обобщения (рассчитанной на независимой тестовой выборке или на основе критериев Бартлетта или Мураты-Амари) заданного пользователем максимально допустимого уровня ошибок.

В коридоре между значениями максимально допустимых ошибок обучения или обобщения и нулевым уровнем таких ошибок и ведется адаптация структуры НС при заданных критериях вторичной оптимизации (требование минимизации числа независимых признаков, минимизации числа нейронов и т.п.).

Нейросетевые модули, добавляемые в процессе функционирования на этапе дообучения, для одинаковых режимов организуются в ансамбли.

3. Алгоритм идентификации

Алгоритм идентификации этапов функционирования включает следующие шаги:

1. На основе данных массивов ТМ-информации формируется входной вектор X для обученных модулей нейросетевой идентификации набора.

2. На основе командно-программной информации и информации от подсистемы имитационного моделирования о текущем режиме определяется ансамбль модулей нейросетевой.

3. По входному вектору ансамблем вычисляется выходной вектор.

4. Из выходного вектора извлекается идентификатор этапа циклограммы.

Алгоритм инкрементного дообучения нейросетевых предназначен для обучения нейросетевых модулей в процессе функционирования, с целью учета изменений ТМ-информации со временем, вызванных дрейфом целевого значения.

Алгоритм инкрементного дообучения нейросетевых модулей идентификации состояний включает следующие шаги:

1. Производится оценка точности ансамбля модулей нейросетевой идентификации путем сравнения точности результата на предыдущем шаге функционирования и текущем.

2. Если точность не изменилась либо изменилась в заранее заданном диапазоне, алгоритм завершает работу.

3. Иначе формируется набор обучающих данных, который включает все накопленные данные с последнего дообучения.

4. Производится формирование и обучение нового нейросетевого модуля согласно алгоритму обучения нейросетевых модулей системы идентификации состояний ЦА.

5. Сформированный модуль добавляется в ансамбль.

6. Для всех нейросетевых модулей ансамбля производится пересчет весовых коэффициентов на основании их точности на последний данных.

Процедура дообучения повторяется для всех ансамблей.

Организовав АНС в два уровня, можно реализовать гетерогенность нейросетевого комплекса, где первый уровень структуры представляет собой набор ансамблей разнородных сетей, а второй представлен одним обобщающим мо-

дулем. На первом уровне могут использоваться различные алгоритмы обучения (BFGS, Левенберга-Марквардта, RPROP); подобные сети, с различными параметрами анализируемых данных (шаг дискретизации, горизонт прогнозирования); подобные сети с различными параметрами обучения, разнородные сети. Такая архитектура может использоваться для поиска оптимальных параметров нейросетевой модели.

В качестве эксперта второго уровня может использоваться ансамбль или одиночная сеть супервизор, обрабатывающие выходные значения всех элементов первого уровня.

Заключение

Описанные алгоритмы предоставляют интеллектуальный инструмент решения задач анализа телеметрической информации для разрабатываемого в ОИПИ НАН Беларуси совместно с центром управления полетами БКА экспериментального образца нейросетевой системы мониторинга состояния подсистем космических аппаратов по телеметрическим данным. Положенный в основу мониторинга и диагностики аппарат искусственных нейронных сетей позволяет с высокой точностью обрабатывать телеметрическую информацию, поступающую с КА по радиоканалу, распознавать и классифицировать состояния подсистем и паттерны их поведения даже при неполных и зашумленных входных данных. Открытой задачей для дальнейшей разработки является разработка имитационной модели поведения бортовых объектов и ее взаимодействия с обученными нейросетевыми модулями, что позволит выявлять даже небольшие отклонения динамики поведения от штатно прогнозируемой и принимать соответствующие ситуации решения.

Список литературы

1. Ганченко В.В. Нейросетевая модель обработки ТМ-данных для анализа состояния подсистем БКА / В.В. Ганченко и [др.] // VI Белорусский космический конгресс, 28-30 октября 2014 г. – Минск, 2014.
2. Marushko, Y. Using Ensembles of Neural Networks with Different Scales of Input Data for the Analysis of Telemetry Data / Y. Marushko // Proc. of the XV International PhD Workshop OWD 2013, Wisla, 19-22 October 2013. – Gliwice: Silesian University of Technology, 2013. – P. 386-391.