



УДК 681.5.017

Д. А. Гришеленок

ОАО «Информационные спутниковые системы»
им. акад. М. Ф. Решетнева»,
г. Железногорск, Красноярский край, Россия

А. А. Ковель

Сибирский государственный аэрокосмический университет
им. акад. М. Ф. Решетнева,
г. Красноярск, Красноярский край, Россия

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ НЕЙРОСЕТЕЙ В СИСТЕМАХ ВСТРОЕННОГО КОНТРОЛЯ БОРТОВОЙ АППАРАТУРЫ КОСМИЧЕСКИХ АППАРАТОВ

Рассматривается возможность применения метода математического планирования эксперимента для получения обучающей выборки нейронной сети. Приведены результаты математического эксперимента по обучению нейронной сети данными, полученными из математической модели измерительной системы.

Ключевые слова: нейронная сеть, обучающая выборка, математическое планирование, граничные испытания.

D. A. Grishelyonok

JSC «Academician M. F. Reshetnev «Information Satellite Systems»,
Zheleznogorsk, Russia

A. A. Kovel

Siberian State Aerospace University named after academician M F. Reshetnev,
Krasnoyarsk, Russia

THE NEURAL NETWORK USE IN INTERNAL MEASURING SYSTEM FOR SATELLITE'S EQUIPMENT

This article presents the possibility of using experimental design techniques for learning sample generate. The results of mathematical experiment to learning neural network by mathematical model measurement system data are shown.

Key words: neural network, learning sample, mathematical planning, boundary test.

При проектировании систем встроенного контроля бортовой аппаратуры космических аппаратов (БА КА), эксплуатируемых в жестких условиях открытого космоса, накладываются жесткие требования по надежности

и достоверности получаемой информации. Длительный срок активного существования аппарата усложняет задачу точного измерения параметров, поскольку под влиянием внешних факторов происходит деградация ЭРИ и, как следствие, увеличение систематической погрешности измерения. Настройка, внутрен-

ная калибровка встроенной системы контроля (ВСК) и компенсация внешних воздействий, выполненная конструктивно, имеют недостатки применения в БА, так как увеличивает количество применяемых ЭРИ и значительно усложняет схемотехнику, а это приводит к снижению надежности.

Упрощение измерительной части ВСК вызывает значительное уменьшение точности измерений, вследствие воздействия на систему множества внутренних ($x_{внт}$) и внешних ($x_{внш}$) факторов. К внешним факторам можно отнести температуру, питающее напряжение, радиационные воздействия, к внутренним – взаимовлияние элементов схемы, отклонение их номиналов и др. [1]. Кроме того, в некоторых системах наблюдают значительное увеличение влияния входных параметров друг на друга.

Для упрощения измерительной части ВСК при одновременном сохранении показателей точности необходимо минимизировать воздействия дестабилизирующих факторов на измеряемые параметры.

Для решения поставленной задачи предложено использовать возможности нейронных сетей (рис. 1).

Нейронные сети (НС) хорошо справляются с задачами аппроксимации и фильтрации, это делает их пригодными для решения задач восстановления значений измеряемых параметров из сигнала, модулированного дестабилизирующими факторами [2].

НС обладают большой универсальностью и простотой в использовании. Так как НС нелинейны, они могут воспроизводить чрезвычайно сложные зависимости. Кроме того, НС позволяют моделировать линейные и нелинейные зависимости с большим количеством переменных.

Для выполнения нейросетью поставленной задачи необходимо её обучить. Существует много алгоритмов обучения НС. В литературных источниках нет универсальной методики выбора структуры и алгоритма обучения нейросети. Структура, метод обучения, а также составление учебника, тестовой и валидационной выборки возлагаются на разработчика и зависят в большей мере от его опыта.

Естественно, учебник может быть создан на базе некоторых теоретических концепций и накопленного статистического материала. В качестве концептуальных

подходов могут быть, например, методы граничных испытаний и метод рабочих областей.

Граничные испытания сформировались как экспериментальный метод, основанный на физическом моделировании совокупности значений воздействий, претерпеваемых аппаратурой, при которых выходные параметры последней находятся в пределах заданных ограничений.

Когда разработчик располагает физической моделью, а оператор модели не известен, но известны ограничения на выходной параметр ($P_{\min} \leq P_k \leq P_{\max}$), производят произвольно вариации уровней одного воздействия при фиксированных уровнях остальных. Изменения проводят до тех пор, пока контролируемый параметр (P_k) не достигнет допустимых границ, при которых устройство считается работоспособным. Поскольку изменения воздействий проводят в обе стороны от базового уровня (номинала), то достигают как $P_{k\min}$, так и $P_{k\max}$. Значения воздействий, при которых достигают границы допуска, именуют граничными. Результатами граничных испытаний – $2i$ значений граничных параметров (i – количество воздействий) P_k , наложение которых образует границы i -мерной допустимой области.

Метод рабочих областей является частным случаем метода граничных испытаний, реализуемого при различных фиксированных уровнях питающих напряжений.

Недостатки этих и других методов:

- отсутствие четких алгоритмов реализации;
- недоведение до инженерных методик даже тех наработок, которые считались завершенными и обладали значительным публикационным обеспечением;
- недостаточная адекватность получаемых результатов из-за неучета взаимодействия различных воздействий;
- неработоспособность, в большинстве случаев, процедуры получения математических моделей, отражающих в явном виде зависимости контролируемых параметров от всей совокупности воздействий;
- недостаточная воспроизводимость результатов из-за невозможности варьирования параметров сложных элементов (транзисторы, ИМС и др.).

Этих недостатков лишен метод многофакторного математического планирования эксперимента (МПЭ), обладающий четким

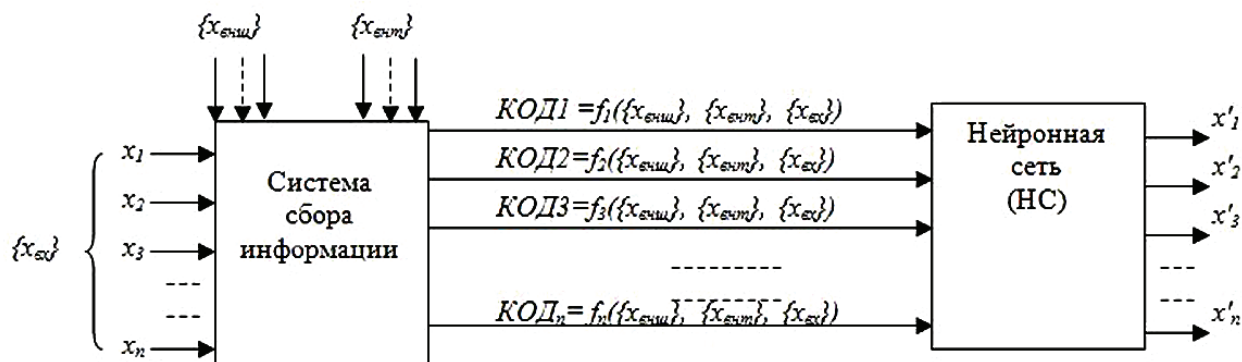


Рис. 1. Использование нейронной сети для восстановления действительных значений измеряемых параметров:

$\{x_{внш}\}$ – множество внешних дестабилизирующих факторов;
 $\{x_{внт}\}$ – множество внутренних дестабилизирующих факторов;
 $\{x_{вх}\}$ – множество измеряемых параметров;
 $x_1, \dots, x_n$ – истинные значения измеряемых параметров;
 $x'_1, \dots, x'_n$ – восстановленные значения измеряемых параметров;
 $КОД1 \dots КОДn$ – код АЦП

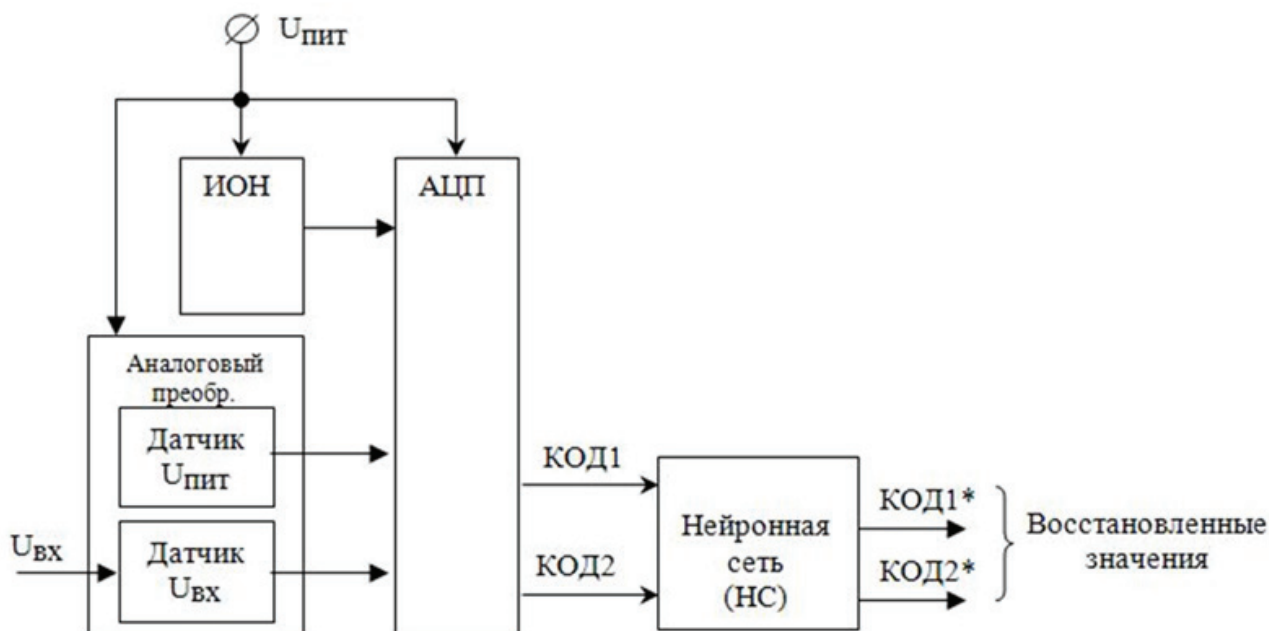


Рис. 2. Структурная схема экспериментальной ВСК

алгоритмом варьирования воздействий (факторов), имеющий четкие статистические критерии проверки воспроизводимости результатов и значимости влияния варьируемых воздействий, а также процедуру воспроизведения аналитической зависимости контролируемых параметров от варьируемых факторов и проверки ее адекватности.

МПЭ требует минимальных затрат на реализацию и дает необходимый материал разработчику аппаратуры для ответа на большинство вопросов, которые должен осветить этап экспериментальной отработки.

В условиях промышленного производства измерительной аппаратуры, используя

щей аппарат нейросетей в качестве элемента восстановления данных, актуальным является уменьшение количества измерений для получения достаточного для формирования учебника НС массива данных. С этих позиций представляет интерес использование результатов математического планирования эксперимента (МПЭ) [3].

Для проверки предложения проведён эксперимент на простейшей модели измерительной системы (рис. 2).

В качестве входного параметра измеряли входное напряжение ($U_{вх}$), в качестве внешнего, дестабилизирующего фактора, – изменение $U_{пит}$.

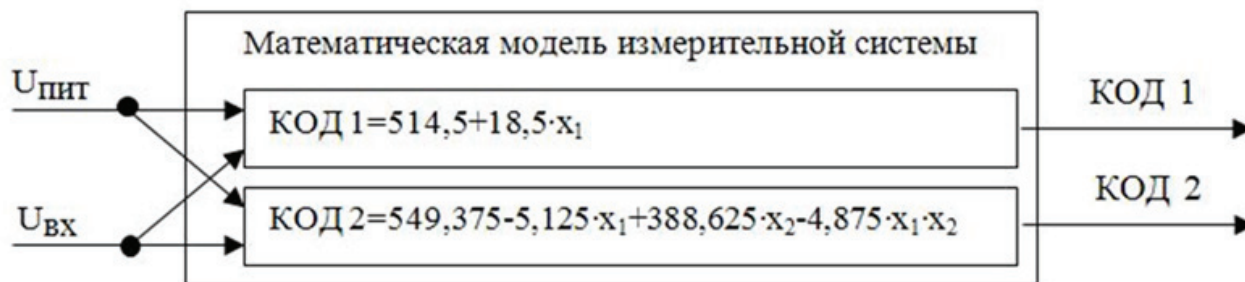


Рис. 3. Математическая модель измерительной системы

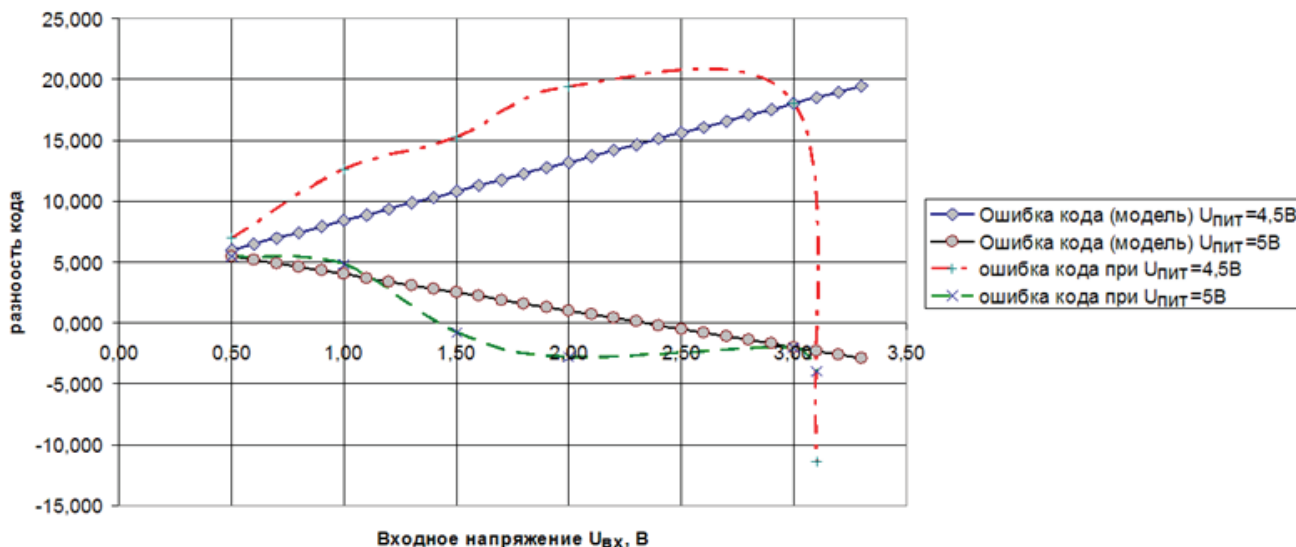


Рис. 4. Отклонение параметра КОД 2 от действительного значения для математической модели и реальных измерений

Эксперимент проводили согласно плану МПЭ. По результатам МПЭ построены линейные математические модели измерительной системы в виде совокупности двух полиномов (рис. 3).

На рис. 4 показано соотношение результатов моделирования с измеренными значениями параметра $U_{вх}$. Параметр «отклонение кода» показывает разность параметра КОД2 и кода действительного значения.

На основе математической модели сформирован учебник нейросети (рис. 5). В качестве нейронной сети был использован многослойный перцептрон.

После обучения НС был проведен анализ результатов восстановления сигнала (рис. 6). На графике представлено отклонение кода от идеального значения до и после обработки результатов нейросетью.

На рис. 6, а наблюдается значительное уменьшение отклонения $U_{вх}$ от истинного значения на всем диапазоне $U_{вх}$. При напряжении питания 5 В (рис. 6, а) зависимость отклонения от входного напряжения показывает сни-

жение отклонения кода на трех точках из пяти. Значительные отклонения в крайних точках диапазона $U_{вх}$ являются следствием выбора неоптимальной структуры нейросети и устраняемы при более тщательной проработке.

Таким образом, снижение схемотехнической и конструктивной сложности прибора повышает его надежность, что актуально для космических аппаратов с длительным сроком активного существования. Упрощение схемотехники измерительных устройств ведет к увеличению погрешностей измерения, что является следствием увеличения чувствительности схемы к внешним дестабилизирующим факторам.

Для сохранения точности измерений при схемотехническом упрощении систем измерения была поставлена задача минимизации воздействий дестабилизирующих факторов на результаты измерений.

При проведении предварительной оценки концепции использования НС в качестве элемента восстановления данных анализ полученных результатов показал, что концепция применения нейросети является правильной и

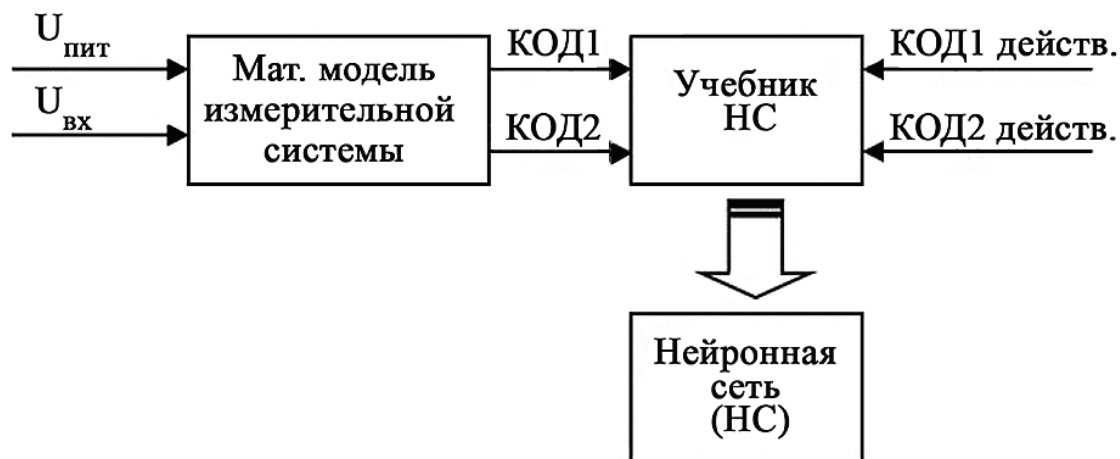


Рис. 5. Формирование учебника НС и ее обучение

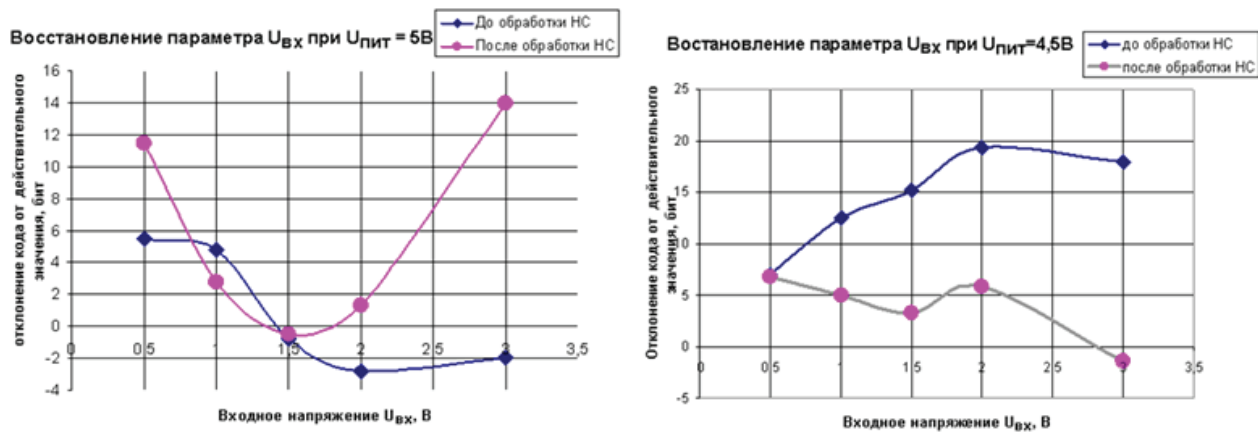


Рис. 6. Восстановление параметра при помощи НС

подходит для решения задач восстановления измеряемых параметров. При этом для оптимизации процедуры обучения НС использованы результаты МПЭ.

Библиографические ссылки

1. Ковель А. А. Установление допусков на параметры электронных устройств по результатам многофак-

торного эксперимента // Изв. вузов: Приборостроение. 2008. № 8. С. 18–22.

2. Филатова Т. В. Применение нейронных сетей для аппроксимации данных // Кибернетика и системный анализ. 2004. № 6. С. 121–125.
3. Барабашук В. И., Креденцер Б. П., Мирошниченко В. И. Планирование эксперимента в технике. Киев : Техника, 1984. 200 с.

Статья поступила в редакцию
23.10.2012 г.