

Московский государственный университет
геодезии и картографии
Доцент, кандидат техн. наук *Н.Х.Голыгин*
Аспирант *О.Б.Хинова*
Профессор, доктор техн. наук *Х.К.Ямбаев*

ВОЗМОЖНОСТИ ПОВЫШЕНИЯ ТОЧНОСТИ ГЕОДЕЗИЧЕСКИХ ИЗМЕРЕНИЙ НА ОСНОВЕ ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРОСЕТЕЙ

В настоящее время в области геодезических измерений все более ощутимым является переход от оптических методов измерений к оптико-электронным. Оптико-электронные методы позволяют расширить функциональные возможности, автоматизировать не только процесс обработки результатов измерений, но и непосредственно полевые измерения, что существенно увеличивает производительность работы в целом.

На российском рынке используется широкая гамма электронных тахеометров, как отечественного, так и зарубежного производства.

Однако расширение функциональных возможностей применяемых приборов требует и особого внимания к проверке точностных показателей, так как существенно расширяется структура погрешностей их кодовых и инкрементальных отсчетных устройств, погрешности дальномерного тракта, влияния изменений внешних условий и т.д. [4]. Существенный вклад в суммарную погрешность измерения могут вносить динамические погрешности, вызванные влиянием вибраций и повышением скорости перемещения алидады и зрительной трубы прибора, особенно в измерительных системах накапливающего типа. Изменяются со временем метрологические характеристики приборов.

Кроме того, иностранные производители, как правило, не представляют вместе с прибором подробного сертификата качества, поэтому исследования такого прибора, подтверждающие точностные характеристики и его надежность, необходимы уже на стадии ввода его в эксплуатацию.

Разработчики при создании испытательного оборудования идут в основном тремя путями: 1) выполняя гармонический анализ суммарной погрешности прибора с помощью преобразова-

ния Фурье, учитывают некоторые из систематических погрешностей, 2) создают математическую модель, 3) создают искусственные нейросети.

Первый вариант оправдывает себя, но он требует большого количества измерений и времени, соответствующего дорогостоящего оборудования и определенных условий. Кроме того, отдельные составляющие результирующей погрешности измерения могут быть статистически связаны между собой и с преобразуемыми сигналами, выявить эту связь очень сложно. Однако до недавнего времени этот вариант был наиболее распространенным [2, 4].

Второй вариант сложен тем, что не всегда удается найти оптимальную математическую модель, при этом модель задается посредством формул, которые слишком громоздки и их трудно проанализировать. Так, например, погрешность в установке растровой (или кодовой) шкалы в оптико-электронных приборах, кроме влияния собственно эксцентриситета, приводит к изменению скважности квадратурных измерительных сигналов \sin и \cos , сдвигу разности фаз между ними, отличному от 90° (или сбою в старших разрядах счетчика), в оптических приборах — к рену. При программировании требуется большой объем памяти и длительное время обработки результатов. Кроме того, математические модели, как правило, исследуются при определенных начальных условиях и допущениях, часто отличных от реальных.

Третий вариант является новым в области геодезии и геодезического приборостроения. По сравнению с двумя предыдущими он имеет ряд преимуществ; например, нейронные сети обучаются на основе опыта, обобщают предыдущие результаты на новые случаи и извлекают существенные свойства объекта испытаний из поступающей информации, содержащей излишние данные. Искусственные нейронные сети (ИНС) могут менять свое поведение в зависимости от изменения внешних условий, самонастраиваются, обеспечивая требуемую реакцию на изменения.

В последние годы структуры ИНС вызывают повышенный интерес у различных специалистов и находят применение в разнообразных областях техники и технологии. Успех ИНС напрямую определяется их возможностью упрощать и ускорять

выполнение многих задач, решение которых обычными методами невозможно или затруднительно.

Искусственные нейронные сети — это структуры для обработки входной информации, имитирующие работу головного мозга человека. Развитие искусственных нейронных сетей вдохновляется биологией, т.е. рассматривая сетевые конфигурации и алгоритмы, исследователи мыслят их в терминах организации мозговой деятельности.

Нервная система человека построена из элементов, называемых нейронами. Около 10^{11} нейронов участвуют в примерно 10^{15} передающих связях, имеющих длину метр и более. Каждый нейрон обладает многими качествами, общими с другими элементами тела, но его уникальной способностью является прием, обработка и передача электрохимических сигналов по нервным путям, которые образуют коммуникационную систему мозга [1].

На рис. 1 показана структура типичного биологического нейрона. Типичные нейроны имеют тело клетки (сому), множество ветвящихся коротких отростков — дендритов и единственный отросток — аксон. На конце аксон также разветвляется и образует контакты с дендритами других нейронов — синапсы.

Дендриты идут от тела нервной клетки к другим нейронам, где они принимают сигналы в точках соединения, называемых синапсами. Принятые синапсом входные сигналы подводятся к телу нейрона.

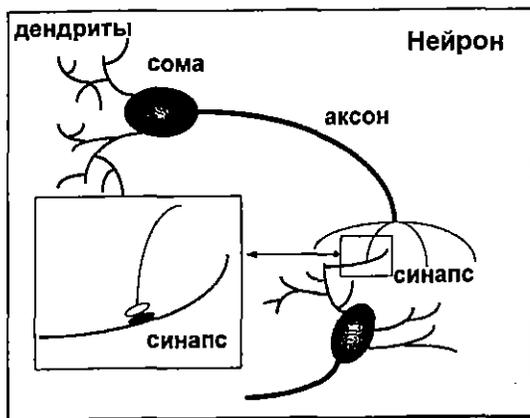


Рис. 1. Схема нейрона и межнейронного взаимодействия

Здесь они суммируются, причем одни входы стремятся возбудить нейрон, другие — воспрепятствовать его возбуждению. Когда суммарное возбуждение в теле нейрона превышает некоторый порог, нейрон возбуждается, посылая по аксону сигнал другим нейронам. У этой основной функциональной схемы много усложнений и исключений, тем не менее большинство ИНС моделируют лишь эти простые свойства.

Искусственный нейрон имитирует в первом приближении свойства биологического нейрона. Биологический нейрон — сложная система, математическая модель которого до сих пор полностью не построена. В настоящее время неизвестен код, которым пользуется нервная система для передачи взаимодействия (если он бинарный, то имеет значение состояние нейронов; возможно, важна частота электрической активности нейронов, кодирующая интенсивность сигнала и пропорциональная вероятность некоторого события; информация может содержаться не в импульсных процессах, а в более медленных изменениях потенциала, который активирует клетку). Для создания ИНС известно множество моделей, различающихся вычислительной сложностью и сходством с реальным нейроном. Одна из важнейших моделей — *формальный нейрон*.

Базовые элементы ИНС — *формальные нейроны* — изначально нацелены на работу с широкополосной информацией.

На вход искусственного нейрона поступает некоторое множество сигналов, каждый из которых является выходом другого нейрона. Каждый вход умножается на соответствующий вес, аналогичный синаптической силе, и все произведения суммируются, определяя уровень активации нейрона.

Нейрон (рис. 2) — это составная часть нейронной сети. Он состоит из элементов трех типов. Элементы нейрона — умножители (синапсы), сумматор и нелинейный преобразователь. Синапсы осуществляют связь между нейронами, умножают входной сигнал на число, характеризующее силу связи, — вес синапса. Сумматор выполняет сложение сигналов, поступающих по синаптическим связям от других нейронов, и внешних входных сигналов. Нелинейный преобразователь реализует нелинейную функцию $y = f(s)$ одного аргумента — выхода сумматора. Эта функция называется «функция активации» или «передаточ-

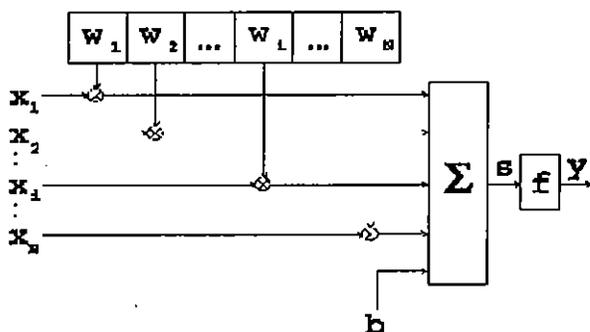


Рис. 2. Схема формального нейрона

ная функция» нейрона. Нелинейность выходной *функции активации* принципиальна. Если бы нейроны были линейными элементами, то любая последовательность нейронов также производила бы линейное преобразование, и вся нейросеть была бы эквивалентна одному нейрону (или одному слою нейронов — в случае нескольких выходов). Нелинейность разрушает линейную суперпозицию и приводит к тому, что возможности нейросети существенно выше возможностей отдельных нейронов.

Нейрон в целом реализует скалярную функцию векторного аргумента.

Математическая модель нейрона:

$$S = \sum_{i=1}^N w_i x_i + b; \quad (1)$$

$$y = f(s), \quad (2)$$

где w_i — вес синапса (weight), ($i = 1, 2, \dots, N$); b — значение смещения (порог-bias); s — результат суммирования (sum); x_i — компонента входного вектора (входной сигнал), ($i = 1, 2, \dots, N$); y — выходной сигнал нейрона; N — число входов нейрона; f — нелинейное преобразование (функция активации). В общем случае входной сигнал, весовые коэффициенты и значения смещения могут принимать действительные значения. Выход (y) определяется видом функции активации и может быть как действительным, так и целым. Во многих практических задачах входы, веса и смещения могут принимать лишь некоторые фиксированные значения. Синаптические связи с положительными весами на-

зывают возбуждающими, с отрицательными весами — тормозящими.

Наиболее широкое применение нашли следующие типы нейронных сетей. Однослойный перцептрон — это сеть, состоящая из S , A и R нейронных элементов (рис. 3), была впервые предложена Ф. Розенблаттом в 1959 г. и предназначалась для распознавания образов [3, 5].

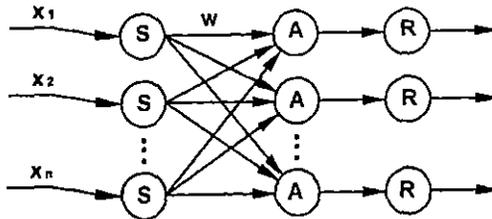


Рис. 3. Структура перцептрона

Сенсорные нейроны слоя S служат для формирования входных сигналов в результате внешних воздействий, ассоциативные нейроны слоя A предназначены для непосредственной обработки обратной информации, а эффекторные нейроны слоя R служат для передачи сигналов возбуждения к соответствующему объекту.

Под многослойной нейронной сетью (МНС) понимают сеть с последовательными связями (рис. 4). Архитектура многослойного перцептрона состоит из множества слоев нейронных элементов, на которые в каждый такт времени параллельно поступает информация от других нейронов сети. Каждый элемент сети строит взвешенную сумму своих входов с поправкой в ви-

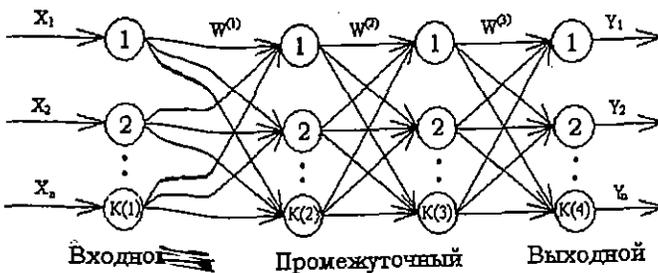


Рис. 4. Многослойный перцептрон

де слагаемого и затем пропускает эту величину активации через передаточную функцию, формируя выходное значение этого элемента. Элементы организованы в послойную топологию с прямой передачей сигнала. Такая сеть может моделировать функцию практически любой степени сложности. Определение числа промежуточных слоев и числа элементов в них является важным вопросом при конструировании многослойного персептрона.

Входной (распределительный) слой нейронных элементов выполняет распределительные функции и не влияет на вычислительные возможности сети. По этой причине первый слой не принимается во внимание при подсчете слоев. Этот слой передает входные сигналы на обрабатывающий (скрытый, промежуточный) слой нейронов, который преобразует входную информацию в соответствии с синаптическими связями и функцией активации. Выходной слой нейронов служит для обработки информации от предыдущих слоев и выдачи результатов.

Выход каждого нейронного элемента предыдущего слоя нейронной сети соединен синаптическими связями со всеми входами нейронных элементов следующего слоя. Таким образом, топология многослойной нейронной сети является однородной и регулярной. Количество слоев в многослойной сети характеризует, каким образом входное пространство может быть разбито на подпространства меньшей размерности.

Каждый нейрон реагирует лишь на локальную информацию, поступающую к нему в данный момент от связанных с ним таких же нейронов, без апелляции к общему плану вычислений, обычной для универсальных ЭВМ.

Таким образом, нейросетевые алгоритмы локальны, и нейроны способны функционировать параллельно. Использование ИНС в геодезии позволит повысить точность измерений.

Отсутствие глобального плана вычислений в нейросетях предполагает и особый характер их программирования. Оно также носит локальный характер: каждый нейрон изменяет свои «подгоночные параметры» — *синаптические веса* — в соответствии с поступающей к нему локальной информацией об эффективности работы всей сети как целого. Режим распространения такой информации по сети и соответствующей ей адаптации

нейронов носит характер *обучения*. Такой способ программирования позволяет эффективно учесть специфику требуемого от сети способа обработки данных, так как алгоритм не задается заранее, а порождается самими данными — *примерами*, на которых сеть обучается.

Например, при исследовании погрешности эксцентриситета алидады горизонтального круга теодолита типа 2Т2 авторами была реализована задача линейной регрессии, алгоритм приведен на рис. 5.

Сущность этой задачи состоит в поиске наилучшего линейного приближения функции, заданной конечным набором значений: дана выборка значений аргументов $x_1 \dots x_n$ (установка в градусах), заданы значения функции F (измерения углов по результатам аттестации прибора) в этих точках, требуется найти линейную (неоднородную) функцию $z(x)$, ближайшую к F . Для решения такого плана задач наиболее популярен метод наименьших квадратов, согласно которому z ищется из условия

$$\sum_{i=1}^n (Zi(x^i) - F(x^i))^2 \rightarrow \min. \quad (3)$$

Погрешность сети зависит от конфигурации сети — совокупности всех ее синаптических весов. Но эта зависимость не прямая, а опосредованная. Непосредственные значения весов скрыты от внешнего наблюдателя. Для него сеть — своего рода черный ящик, и оценивать ее работу, он может, лишь основываясь на ее поведении, т.е. на том, каковы значения выходов сети при данных входах.

В МИИГАиК на основе известного компаратора для аттестации инварных 24-метровых проволок разрабатываются испытательные стенды, позволяющие проводить исследования дальномерной и угловых измерительной систем современных геодезических приборов. В части обработки и учета результатов измерений используются известные в других областях знаний самообучающиеся искусственные нейросетевые программы. Схема оптико-механической части устройства для проверки точности измерения углов показана на рис. 6.

Механическая часть испытательного стенда выполнена на базе известного в машиностроении кругломера мод. 299, установ-

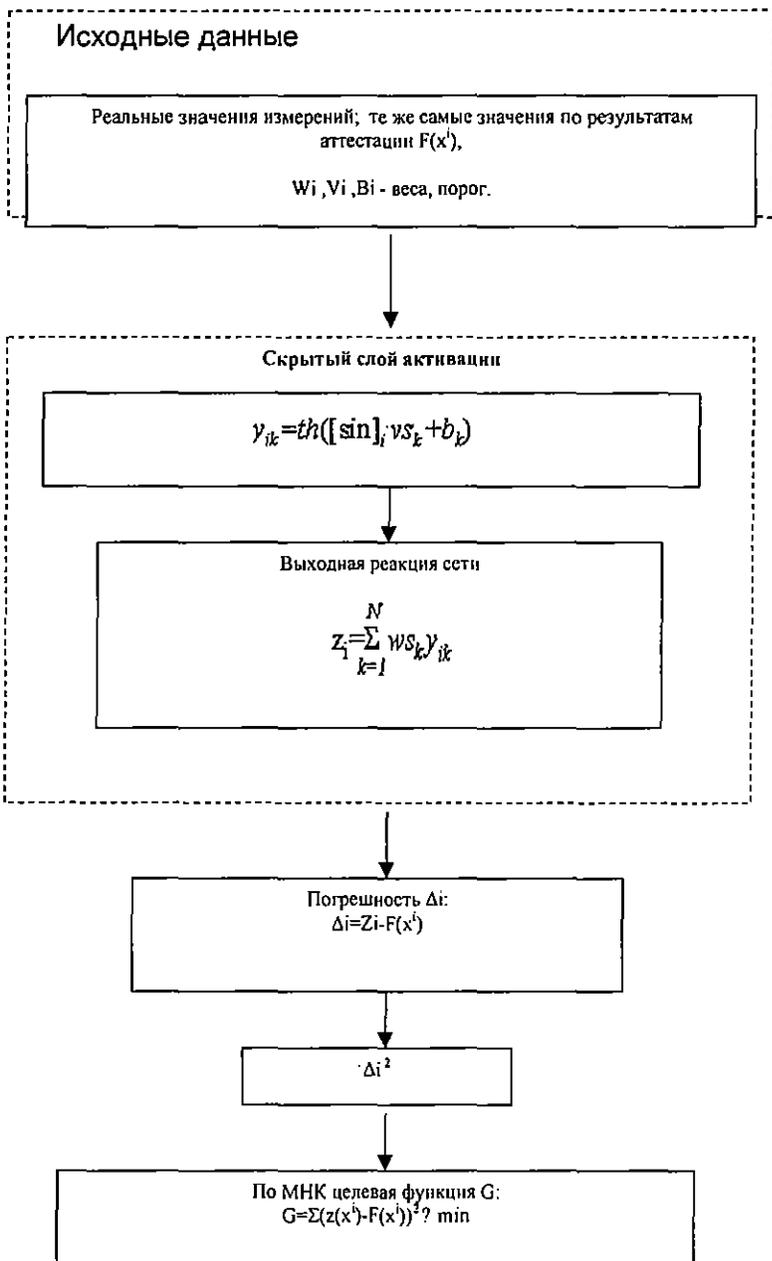


Рис. 5. Алгоритм минимизации целевой функции

ленного на изолированном фундаменте. Здесь на станине 11 кругломера расположен поворотный стол 1, вращающийся на насыпном шарикоподшипнике 10. Диаметры шариков были подобраны с отклонением не более 1 мкм, что может приводить к наклону вертикальной оси испытуемого прибора при диаметре подшипника $D = 250$ мм на угол не более $1,0''$ (исследование авторами угла наклона вертикальной оси тахеометров некоторых известных иностранных фирм показало, что у них вертикальная ось наклоняется на угол порядка $15''$).

Поворотный стол 1 имеет возможность центрирования рукоятками 13 и горизонтирования рукоятками 14 относительно оси вращения шарикоподшипника 10. Центрирование прибора может осуществляться относительно оси вращения прибора, например, с помощью измерительных головок типа МИГ с ценой деления 1 мкм или оптикатором с ценой деления 0,1 мкм.

Опорное направление задается автоколлиматором 6 и призмой-многогранником 2. Для исследования внутришаговой погрешности измерений использован угловой преобразователь перемещений 4 (ROD-800 (фирма «HEIDENHEIN» (ФРГ)).

Углы многогранника и поправки за аттестацию ROD-800 могут быть учтены в памяти ЭВМ. Для исследования динамических погрешностей исследуемых приборов установлен шаговый двигатель, управляемый от ЭВМ.

ЛИТЕРАТУРА

1. Головки В. А. Нейронные сети: обучение, организация и применение. Кн. 4. Учебное пособие для вузов/Общая ред. А.И.Галушкина.— ИПРЖР, 2001.— 256 с.
2. Митрофанов С. С. Автоматизация методов и средств измерительного контроля преобразователей круговых перемещений. Диссертация на соискание ученой степени канд. техн. наук.— Л.: ЛИТМО, 1985.— 250 с.
3. Розенблат Ф. Принципы нейродинамики. М.: Мир, 1992.
4. Соломатин В. А., Шилин В. А. Фазовые оптико-электронные преобразователи. М.: Машиностроение, 1986.— 144 с.
5. Широков Ф. В. Введение в нейрокомпьютинг. ИНФРА-М. Электронное издание, 1995. Arbib M., ed. The Handbook of Brain Theory and Neural Networks. MIT Press, 1995.

Поступила 28 марта 2005 г.

Рекомендована кафедрой геодезии МИИГАиК.

**ОБ ЭФФЕКТИВНОСТИ ИСПОЛЬЗОВАНИЯ
ИЗМЕРЕНИЙ ПСЕВДОСКОРОСТИ,
ПОЛУЧЕННЫХ ПО СИГНАЛАМ КОСМИЧЕСКИХ
НАВИГАЦИОННЫХ СИСТЕМ ГЛОНАСС И GPS,
ДЛЯ ОЦЕНКИ КООРДИНАТ ПОДВИЖНОГО
ПОТРЕБИТЕЛЯ**

Введение

Области применения космических навигационных систем ГЛОНАСС и GPS в последнее время значительно расширяются, все более совершенствуются алгоритмы обработки измерений, полученных по сигналам КНС.

Сигналы КНС ГЛОНАСС и GPS являются источниками следующих типов измерений:

- псевдодальности по фазе кода;
- псевдодальности по фазе несущей;
- псевдоскорости по доплеровскому сдвигу частоты.

Традиционно измерения псевдодальностей по фазе кода и фазе несущей использовались для оценки вектора координат потребителя, а измерения псевдоскорости — для оценки вектора скорости потребителя. Эта тенденция имеет место и в настоящее время при разработке новых алгоритмов.

Однако между измерениями псевдоскорости и координатами потребителя существует связь, которая могла бы использоваться для повышения точности и надежности оценки координат.

Далее приводятся основные арифметические соотношения, позволяющие использовать измерения псевдоскорости в дополнение к измерениям псевдодальности для оценки координат потребителя, а также исследуется эффективность такого подхода на примере искусственного спутника Земли (ИСЗ) «Jason-1».

ИСЗ «Jason-1» был выведен на круговую орбиту с большой полуосью, равной 1335 км, 7 декабря 2002 г. Его задачей является продолжение миссии ИСЗ «Торех/Poseidon» [1], т.е. исследование топографии Мирового океана на качественно новом

уровне [2]. На его борту установлено следующее оборудование, обеспечивающее высокоточное определение координат ИСЗ:

- доплеровская система DORIS;
- лазерные уголковые отражатели;
- приемник GPS «BlackJack».

Приемник GPS, установленный на борту ИСЗ, был разработан в США в лаборатории реактивного движения (JPL). Он имеет 12 каналов, обеспечивающих прием сигналов в диапазонах L1 и L2. Предварительно, эффективность этого приемника была испытана на борту космического корабля Shuttle [3].

Посредством Интернет можно заказать и через некоторое время получить доступ к сырым измерениям, полученным на борту ИСЗ «Jason-1» приемником GPS, а также к уточненной орбите ИСЗ «Jason-1», полученной с погрешностями не более 2 см при помощи всей совокупности измерительных средств [4]. Таким образом, данные, полученные при помощи ИСЗ «Jason-1», являются удобным инструментом отладки алгоритмов навигационных определений.

Алгоритм оценки координат по измерениям псевдоскорости

Общий вид алгоритма обработки измерительной информации, при помощи которого производилось настоящее исследование, приведен в [5]. В данной публикации будет рассмотрена структура некоторых матриц и векторов, используемых в алгоритме. В частности, речь будет идти о матрице H , которая связывает вектор измерений (y) и вектор неизвестных (x):

$$y = Hx. \quad (1)$$

Вектор неизвестных (x) обязательно должен включать следующие 6 параметров:

- x_1, x_2, x_3 — составляющие вектора координат;
- v_1, v_2, v_3 — составляющие вектора скорости.

Кроме того, в результате обработки всегда должны оцениваться либо исключаться параметры шкалы времени приемника сигналов КНС.

Таковыми параметрами являются:

- Δd — отличие шкалы времени приемника от системной шкалы времени КНС;