

Б. В. КЛИМКОВИЧ

ВЛИЯНИЕ СЛУЧАЙНОЙ ПОГРЕШНОСТИ ТЕМПЕРАТУРНЫХ ДАТЧИКОВ НА КАЧЕСТВО ТЕМПЕРАТУРНОЙ КОМПЕНСАЦИИ СМЕЩЕНИЯ НУЛЯ ВОГ НЕЙРОННОЙ СЕТЬЮ

Получены формулы для оценки шума типа «random walk» алгоритмической компенсации смещения нуля гироскопа. Приведен пример оценки статистической значимости влияющих на смещение нуля факторов при калибровке волоконно-оптического гироскопа в рабочем диапазоне температур и при различных темпах их изменения. Показано, что случайная погрешность температурных датчиков может играть определяющую роль в шуме типа «random walk» алгоритмической компенсации смещения гироскопа и превышать собственный шум гироскопа. Приведен пример получения регрессионной зависимости алгоритмической компенсации смещения гироскопа при помощи нейронной сети с многослойным перцептроном. Рассмотрены факторы, влияющие на выбор постоянной времени дифференцирующего низкочастотного температурного фильтра. Представлены экспериментальные зависимости случайной погрешности алгоритмической компенсации смещения нуля от величины случайной погрешности температурных датчиков и показана необходимость применения температурных датчиков с минимальной случайной погрешностью.

Ключевые слова: волоконно-оптический гироскоп, температурная зависимость смещения, калибровка, нейронная сеть, обучение нейронной сети, статистическая значимость факторов, вариация Аллана, дополнительный шум алгоритмической компенсирующей добавки, температурный сценарий при калибровке и проверке, выбор постоянной времени температурного фильтра.

Введение

Волоконно-оптические гироскопы (ВОГ) в последнее время находят все большее применение в качестве чувствительных элементов систем управления и беспилотных инерциальных навигационных систем (БИНС) различных классов точности [1–4]. Поскольку ВОГ в отличие от кольцевого лазерного гироскопа (КЛГ) – это пассивный прибор, в котором световой луч генерируется вне оптоволокна, в нем отсутствует синхронизация встречных мод при малых скоростях вращения. Вследствие этого выходная характеристика ВОГ линейна при малых скоростях вращения [2], что является необходимым, в частности, для осуществления выставки методом гирокомпасирования БИНС навигационного класса точности.

Климкович Борис Владимирович. Кандидат физико-математических наук, главный научный сотрудник НП ООО «ОКБ ТСП» (Республика Беларусь, г. Минск). Действительный член международной общественной организации «Академия навигации и управления движением».

Ценой этого преимущества является высокая чувствительность выходного сигнала ВОГ к температуре, градиенту температуры и темпам изменения средней температуры гироскопа, механическим напряжениям в оптоволокне (в том числе его кратковременным изменениям вследствие механического удара), внешнему давлению [5–12]. Высокая чувствительность обусловлена тем, что луч света, формирующий в ВОГ сигнал биений, распространяется в твердом теле (оптоволокне) – в отличие от КЛГ, где свет распространяется в газе. Технологические и конструктивные усовершенствования ВОГ, а также улучшение качества оптоволокна [4] позволили значительно снизить эту чувствительность, но не устранить ее до уровня, необходимого для БИНС навигационного класса точности при изменении температуры окружающей среды в промышленном диапазоне.

Существуют два пути снижения чувствительности сигнала ВОГ к внешним факторам: стабилизация и компенсация [7–9]. В первом случае чувствительные элементы ВОГ помещают в условия, исключаящие изменение температуры и влияние других факторов (например, магнитного поля) [13–14]. Во втором – показания ВОГ компенсируют с учетом информации о его температуре в определенных точках конструкции и о внешней температуре [11, 15–22].

Оба способа имеют свои достоинства и недостатки. Перечислим последние. При стабилизации температуры ВОГ значительно возрастают общее энергопотребление и массогабаритные характеристики БИНС. Время установления температурного равновесия внутри ВОГ при термостабилизации в большинстве случаев практического применения БИНС неприемлемо велико. При компенсации не всегда удается получить математическую модель, адекватно работающую не только в условиях калибровки, но и в условиях эксплуатации.

В настоящей работе рассматривается способ снижения чувствительности нуля выходного сигнала (смещения) ВОГ к внешним факторам путем компенсации.

В работах [11, 15–25], посвященных данной теме, не рассматривался вопрос значимости факторов регрессионной зависимости и оценки достоверности получаемой регрессии. Не учитывалось также влияние случайной погрешности термодатчиков на результаты температурной компенсации смещения ВОГ.

В настоящей статье освещаются проблемы оценки значимости этих факторов с использованием современных статистических методов, оптимального выбора постоянной времени дифференцирующего фильтра и влияния точностных характеристик температурных датчиков на результат алгоритмической компенсации смещения ВОГ нейронной сетью.

Внимание к смещению ВОГ обусловлено тем, что на него в большой степени влияет скорость изменения температурного поля внутри гироскопа, что делает его более чувствительным к нестационарности и неоднородности распределения температуры.

Здесь следует отметить, что от скорости изменения температуры зависят и другие характеристики ВОГ (а также акселерометров). Вместе с тем по своей природе эта зависимость в большей степени обусловлена пространственным отстоянием термодатчика от активного элемента конструкции ВОГ или акселерометра. Как следует из уравнения теплопроводности, чем выше скорость изменения температуры, тем больше ее пространственный градиент и, следовательно, тем больше отличаются показания термодатчика от текущей температуры чувствительного элемента.

В случае смещения нуля ВОГ скорость изменения температуры в силу эффекта Шупе [5] напрямую влияет на измеряемую величину, что и объясняет его высокую чувствительность к температуре и ее производной.

1. Алгоритмическая компенсация смещения ВОГ

В стандарте [26] предлагается компенсировать зависимость смещения ВОГ $Bias$ от температуры T , скорости ее изменения dT/dt и скорости изменения градиента температуры $d\nabla T/dt$ линейной функцией

$$Bias = D_0 + D_1 T + D_2 \frac{dT}{dt} + D_3 \frac{d\nabla T}{dt}, \quad (1)$$

где D_0, D_1, D_2 – числовые коэффициенты, D_3 – вектор той же размерности, что и вектор градиента температур ∇T .

Для оценки градиента температуры необходимо наличие в окрестности ВОГ и (или) внутри него нескольких температурных датчиков. Один из них будет условно располагаться в начале координат, показания остальных за вычетом его измерений образуют разности $\Delta T_i = T_i - T_0$ для оценки градиента температуры.

Отметим, что в случае однородного материала для оценки градиента температуры с математической точки зрения достаточно четырех температурных датчиков, не лежащих в одной плоскости. Так как ВОГ обладает технически сложной конструкцией, неоднородной с точки зрения материалов, мест тепловыделения и распределения температуры в оптоволокне, нельзя предложить универсальное количество термодатчиков и их расположение. Они должны определяться экспериментально на опытном образце при установке ВОГ в штатный (для данной БИНС) модуль чувствительных элементов и корпус. Сценарий температурных испытаний при калибровке должен обеспечивать наблюдаемость статистически значимых факторов и учитывать все ситуации, возникающие при эксплуатации, в том числе «холодный» старт БИНС, во всем диапазоне рабочих температур.

Вопрос о необходимости наличия тех или иных термодатчиков должен решаться методами статистического анализа (см. ниже) после обработки данных, полученных в ходе калибровки. Результаты калибровки и наличие достаточного количества термодатчиков проверяются при реализации альтернативного температурного сценария.

В выражении (1) отсутствует слагаемое, пропорциональное градиенту температуры. В настоящей работе мы учтем и этот фактор наряду с другими.

Поскольку в формуле (1) приводятся производные по времени от температуры T и разностей ΔT_r , то эти величины оцениваются по измеряемым значениям температуры как в ходе калибровки для получения регрессионной зависимости $Bias = Y(T, dT/dt, \Delta T, d\Delta T/dt)$, так и при работе ВОГ в составе БИНС и компенсации его показаний в реальном масштабе времени.

Одним из возможных путей получения подобных оценок является усреднение поступающих с периодом Δt показаний термодатчиков за некоторое время t и последующее вычисление их производных [21]. Недостатком данного подхода является невысокое качество фильтрации шума термодатчиков (такой фильтр с конечной импульсной характеристикой имеет крутизну спада амплитудно-частотной характеристики 6 дБ/октаву) и полученных оценок температуры и ее производных с периодом t .

Лучшими характеристиками по сравнению с упомянутым выше фильтром обладает фильтр с бесконечной импульсной характеристикой 2-го порядка с крутизной спада 12 дБ/октаву:

$$T_{meas} = \tau^2 \frac{d^2 T}{dt^2} + 2\tau\gamma \frac{dT}{dt} + T, \quad (2)$$

где T_{meas} – текущее значение температуры, измеренной термодатчиком, $\gamma = 0,707$ – коэффициент демпфирования, τ – постоянная времени фильтра. Фильтр представляет собой модель гармонического осциллятора с критическим демпфированием и кинематическим возбуждением.

Конечно-разностный алгоритм получения оценок $T(i)$, $T^{(1)}(i)$, $T^{(2)}(i)$ температуры, первой и второй ее производных в текущий момент i данного термодатчика из выражения (2) с периодом $\Delta t \ll \tau$ имеет вид [27]:

$$\begin{aligned} T^{(2)}(i) &= (T_{meas} - T(i-1)) / \tau^2 - 2\gamma T^{(1)}(i-1) / \tau, \\ T^{(1)}(i) &= T^{(1)}(i-1) + T^{(2)}(i)\Delta t, \\ T(i) &= T(i-1) + T^{(1)}(i)\Delta t. \end{aligned} \quad (3)$$

Преимущества фильтра (3) являются выдача результата с малым периодом $\Delta t \ll \tau$ и более эффективное подавление шума вне полосы пропускания. Далее в статье используется фильтр (3).

Для того чтобы оценить зависимость от температуры случайной погрешности температурных датчиков, которая влияет на возможность проводить коррекцию смещений нуля ВОГ, рассмотрим характеристики цифровых температурных датчиков.

Ведущие производители электронных компонентов в спецификациях на цифровые температурные датчики указывают общую погрешность в диапазоне $0,15-7$ °С и цену деления цифрового представления результата измерения температуры. Систематическая погрешность не оказывает влияния на оценку фильтром скорости изменения температуры и оценку температуры при калибровке и на качество алгоритмической компенсации.

Случайная погрешность температурных датчиков имеет несколько источников: шум внутреннего источника опорного напряжения, шум встроенного аналогового термодатчика, шум аналого-цифрового преобразователя, конечную разрядность цифрового представления температуры.

Редкие производители указывают величину случайной погрешности температурных датчиков, а если указывают, то стандартное отклонение случайной погрешности составляет $1-1,5$ величины цены деления цифрового представления температуры. Далее будем полагать, что вся случайная погрешность имеет стандартное отклонение, определяемое ценой деления цифрового представления температуры.

Широкое распространение получили цифровые термодатчики для температурной компенсации ВОГ с ценой деления $0,0625$ °С. Существуют также термодатчики с ценой деления в диапазоне $0,25-0,0078$ °С.

Можно предположить, что погрешность оценки дифференцирующим фильтром скорости изменения температуры пропорциональна стандартному отклонению случайной погрешности термодатчика и уменьшается с увеличением постоянной времени фильтра.

Вычисления показывают (см. приложение П1), что для гауссовской случайной погрешности показаний термодатчика справедливо следующее выражение для оценки стандартного отклонения случайной погрешности скорости изменения температуры $\sigma_{dT/dt}$:

$$\sigma_{dT/dt} = k\sqrt{\Delta t}\sigma_s / \tau^{3/2}, \quad (4)$$

где σ_s – стандартное отклонение случайной погрешности температурного датчика; k – безразмерный численный коэффициент порядка 3~5, зависящий от формы амплитудно-частотной характеристики низкочастотного дифференцирующего фильтра. При выводе выражения (4) предполагалось, что время конверсии в цифровом датчике температуры меньше периода его опроса Δt .

Нас интересует влияние случайной погрешности измерения температуры на случайную составляющую алгоритмической компенсирующей добавки к смещению нуля ВОГ. Как будет показано в дальнейшем, для оценки указанной величины важно учитывать чувствительность регрессионной модели к скорости изменения температуры dT/dt . Тогда, взяв дифференциал от левой и правой частей регрессионной зависимости $Bias = Y(T, dT/dt, \Delta T, d\Delta T/dt)$ и ограничиваясь слагаемым в правой части, пропорциональным dT/dt , получим оценку

$$\sigma_{Bias} = \left| \frac{\partial Y}{\partial (dT/dt)} \right| \sigma_{dT/dt} \equiv G\sigma_{dT/dt} = kG\sqrt{\Delta t}\sigma_s / \tau^{3/2}, \quad (5)$$

где σ_{Bias} – стандартное отклонение алгоритмической компенсирующей добавки к смещению нуля ВОГ, G – коэффициент чувствительности регрессионной зависимости Y к скорости изменения температуры.

Низкочастотный фильтр (3) подавляет высокочастотные составляющие входного шума с частотами $\geq 1/\tau$, обусловленными случайной погрешностью термодатчиков, что дает возможность применить для последующих выкладок следующую упрощенную модель.

Будем полагать погрешность оценки случайной составляющей алгоритмической компенсирующей добавки к смещению нуля ВОГ постоянной на каждом интервале времени τ и не коррелирующей с аналогичными погрешностями на остальных интервалах τ на времени $t = N\tau$ ($N \gg 1$).

Тогда стандартное отклонение погрешности углового положения φ , вырабатываемого БИНС интегрированием алгоритмической компенсирующей добавки на каждом интервале τ , определяется выражением

$$\sigma_\varphi(\tau) = \sigma_{Bias} \tau = kG\sqrt{\Delta t}\sigma_s / \tau^{1/2}. \quad (6)$$

При времени $t \gg \tau$ и некоррелированности погрешностей (6) на различных интервалах τ для погрешности углового положения φ будет наблюдаться процесс с независимыми приращениями (“random walk”), и в соответствии с центральной предельной теоремой формула для стандартного отклонения погрешности углового положения, накопленной за интервал времени $[t_0, t_0 + t]$, будет иметь вид:

$$\sigma_\varphi(t) \equiv \sqrt{\langle (\varphi(t_0) - \varphi(t_0 + t))^2 \rangle} = \sigma_\varphi(\tau)\sqrt{N} = \sigma_\varphi(\tau)\sqrt{t/\tau} = kG\sqrt{\Delta t}\sigma_s t^{1/2} / \tau. \quad (7)$$

Скобки $\langle \rangle$ означают усреднение по ансамблю.

Получим с помощью выражения (7) оценку вариации Аллана дополнительной погрешности для алгоритмической компенсирующей добавки угловой скорости вращения [26]:

$$\sigma_A^2(t) = \frac{1}{2t^2} \left\langle \left((\varphi(t_0) - \varphi(t_0 + t)) - (\varphi(t_0 + t) - \varphi(t_0 + 2t)) \right)^2 \right\rangle. \quad (8)$$

Предполагая стационарность случайной погрешности термодатчиков, постоянство коэффициента чувствительности G и учитывая сделанное выше предположение о некоррелированности погрешностей, получим среднее по ансамблю правой части выражения (8):

$$\begin{aligned} \left\langle \left((\varphi(t_0) - \varphi(t_0 + t)) - (\varphi(t_0 + t) - \varphi(t_0 + 2t)) \right)^2 \right\rangle &= \left\langle (\varphi(t_0) - \varphi(t_0 + t))^2 \right\rangle + \\ \left\langle (\varphi(t_0 + t) - \varphi(t_0 + 2t))^2 \right\rangle + 2 \left\langle (\varphi(t_0) - \varphi(t_0 + t))(\varphi(t_0 + t) - \varphi(t_0 + 2t)) \right\rangle &= \\ 2 \left\langle (\varphi(t_0) - \varphi(t_0 + t))^2 \right\rangle &= 2\sigma_\varphi^2(t). \end{aligned} \quad (9)$$

Учитывая (7) и (9), приведем выражение для стандартного отклонения Аллана для алгоритмической компенсирующей добавки угловой скорости вращения:

$$\sigma_A(t) = \frac{1}{t} \sigma_\varphi(t) = \frac{kG\sqrt{\Delta t}\sigma_s}{\tau} \frac{1}{\sqrt{t}}. \quad (10)$$

Шум, обусловленный случайными процессами в термодатчике, не коррелирован со случайными процессами в ВОГ, поэтому дисперсия шума алгоритмически компенсированного ВОГ будет представлять сумму дисперсии собственного шума ВОГ и дисперсии шума компенсирующей добавки.

2. Пример алгоритмической компенсации смещения ВОГ

В качестве примера рассмотрим экспериментальные результаты алгоритмической компенсации смещения нуля ВОГ с тремя температурными датчиками. Один термодатчик находился внутри ВОГ, два других были закреплены на модуле чувствительных элементов поблизости от его корпуса. Стандартное отклонение случайной погрешности термодатчиков составляло $0,0625$ °С. ВОГ был закреплен в модуле чувствительных элементов в составе БИНС. Испытания проводились в термокамере при неподвижном положении БИНС относительно земной поверхности. Для обеспечения наблюдаемости параметров регрессионной зависимости сценарий изменения температуры в термокамере был выбран таким образом, чтобы темпы изменения температуры варьировались во всем температурном диапазоне.

Был выбран следующий сценарий для калибровки: температура, задаваемая термокамерой, максимально быстро изменялась на 10 либо 20 °С с интервалом в 2 часа, проходя между крайними точками требуемого диапазона температур.

Альтернативный температурный сценарий для проверки результатов калибровки смещения нуля ВОГ заключался в проходе вниз–вверх между крайними значениями температуры с резким изменением на 20 °С с интервалом в 2 часа и со стационарными температурами в термокамере, не совпадающими со стационарными температурами при калибровке.

Следует отметить, что для построения регрессионной зависимости данные ВОГ должны быть предварительно усреднены на некотором интервале времени, в данном случае на интервале 100 с с окном Блэкмана для уменьшения эффекта Гиббса.

Результат калибровки данного ВОГ представлен на рис. 1 кривой 3.

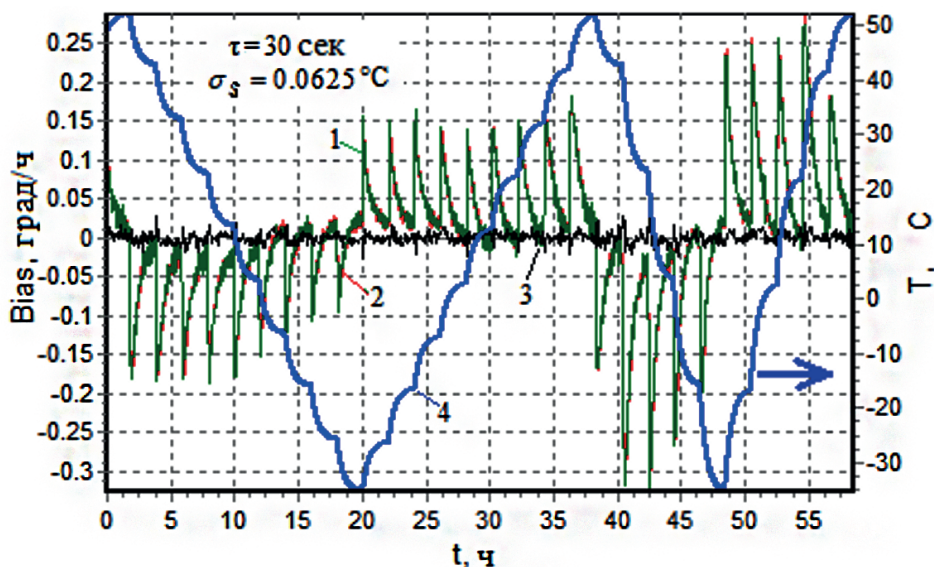


Рис. 1. Зависимость от времени: 1 – экспериментального смещения нуля ВОГ, оцененного по его показаниям, усредненным на интервале 100 с; 2 – расчетного значения смещения нуля ВОГ, определенного с помощью регрессионной модели с нейронной сетью; 3 – отличия кривой 1 и кривой 2; 4 – изменения температуры ВОГ при калибровочном сценарии

Кривая 1 демонстрирует изменение усредненного некомпенсированного смещения нуля ВОГ, 2 – изменение расчетного значения смещения нуля ВОГ, определенного с помощью регрессионной модели с нейронной сетью, 3 – результат алгоритмической компенсации температурной зависимости смещения ВОГ. Кривая 4 показывает изменение температуры ВОГ по одному из внешних термодатчиков. Постоянная времени дифференцирующего фильтра τ была равна 30 с.

Для построения регрессионной модели проведем факторный анализ и определим значащие факторы для регрессионной зависимости $Bias = Y(T, dT/dt, \Delta T, d\Delta T/dt)$. В данном случае их шесть: $T, dT/dt, \Delta T_1, \Delta T_2, d\Delta T_1/dt, d\Delta T_2/dt$.

Выше была отмечена необходимость применения большого количества температурных датчиков в ходе калибровки ВОГ с целью компенсации его смещения. Высокая корреляция показаний температурных датчиков может привести к неустойчивости найденной регрессионной зависимости. Это явление, называемое мультиколлинеарностью факторов, известно давно. Для устранения неустойчивости в качестве одного из первых был предложен метод главных компонент (РСА), в котором предлагалось уменьшить размерность данных, при этом терялось наименьшее количество информации [28]. Применение этого или другого подобного алгоритма позволяет убрать лишние термодатчики внутри и (или) снаружи ВОГ, которые обеспечивают алгоритмическую компенсацию смещения ВОГ. Основным недостатком метода главных компонент является его линейность, а следовательно, принципиальная невозможность учесть некоторые важные характеристики структуры данных.

Для поиска значимых факторов воспользуемся двумя наиболее популярными в настоящее время инструментами: методом гребневой (Ridge) регрессии в сочетании с пошаговым включением–исключением факторов и методом частных наименьших квадратов (PLS).

В основе метода гребневой регрессии лежит принцип регуляризации плохо обусловленной задачи линейной регрессии [29]. Результат анализа в линейном приближении гребневой регрессией представлен в табл. 1. Приведенные здесь величины имеют следующий смысл: $I = 0,1$ – значение регуляризирующего фактора, R – множественный коэффициент корреляции, R^2 – множественный коэффициент детерминации, Adjusted R^2 – скорректированный коэффициент детерминации, N – объем выборки при проведении статистического анализа. Их численные значения характеризуют качество полученной регрессии.

Большие значения частного F-критерия $F(6,2334) = 2467,1$ и множественного коэффициента корреляции $R = 0,929407$ свидетельствуют о важности регрессии. Красным цветом выделены значимые факторы с малым (меньше 0,05) значением индекса достоверности p , черным – незначимые.

Таблица 1

Результаты Ridg-регрессии

N = 2341	Ridge Regression Summary for Dependent Variable: Var1, I = 0,1, R = 0,929407, R ² = 0,863797, Adjusted R ² = 0,863447, F(6,2334) = 2467,1	
	<i>t</i> (2334)	<i>p</i> -value
<i>T</i>	-15,8734	0,000000
<i>dT/dt</i>	46,7816	0,000000
ΔT_1	-16,5344	0,000000
ΔT_2	-4,2490	0,000022
<i>dΔT₁/dt</i>	0,4923	0,622555
<i>dΔT₂/dt</i>	1,3546	0,175685

Наибольшую значимость имеет скорость изменения температуры dT/dt с наибольшим модулем t -критерия Стьюдента [30, 31].

Из приведенных результатов факторного анализа видно, что последнее слагаемое формулы (1) статистически незначимо и может быть опущено. Одновременно из табл. 1 следует, что в регрессионную формулу необходимо включить разности температур (градиенты), а также что фактор ΔT_2 имеет значительно меньшую значимость, чем ΔT_1 , хотя все еще пригоден для построения регрессии.

PLS известен также как метод проекции на скрытую структуру, где используется разложение исходных факторов по осям главных компонент, но дополнительно выделяется подмножество латентных переменных, в пространстве которых связь между зависимой переменной и предикторами достигает максимального значения [32].

PLS позволяет оценить относительную важность факторов (*importance*) и получить количественную оценку (*VIP – variable importance in projection*) вклада каждого фактора в регрессионную зависимость отклика. Результат применения метода частных наименьших квадратов представлен в табл. 2.

Результаты PLS-анализа значимости факторов

$N=2341$	VIP	Importance
T	0,500659	4
dT/dt	1,522426	1
ΔT_1	1,281793	3
ΔT_2	1,323460	2
$d\Delta T_1/dt$	0,168670	5
$d\Delta T_2/dt$	0,092560	6

Как и в предыдущем варианте факторного анализа, видно, что при построении регрессионной зависимости темпы изменения разностей температур имеют наименьшую значимость, а темп изменения температуры T – наибольшую.

Полученные выводы о значимости отдельных факторов были сделаны в предположении, что зависимость отклика и факторов – линейная. Ниже из результатов регрессионного анализа будет видно, что линейное приближение описывает большую часть регрессии, что оправдывает ее применение при факторном анализе. В случае нелинейной регрессионной зависимости от факторов вместо частного F-критерия необходимо пользоваться тестом Wald, тестом множителей Лагранжа либо тестом отношения правдоподобия [33].

Определив значимые факторы, построим два варианта множественной регрессии смещения ВОГ: линейную регрессию с учетом значимости факторов (табл. 1) и нелинейную зависимость $Bias = Y(T, dT/dt, \Delta T, d\Delta T/dt)$ с учетом тех же факторов.

Нелинейная зависимость будет моделироваться искусственной нейронной сетью прямого распространения с одним промежуточным слоем и с моделью нейрона в промежуточном и выходном слоях в виде многослойного персептрона (MLP) (рис. 2). Для активации нейронов использовались логистическая функция или гиперболический тангенс, которые позволяли одинаково эффективно аппроксимировать экспериментальные данные. В качестве входного слоя послужили значимые факторы из табл. 1.

Моделирование нелинейной функции нейронной сетью имеет значительное преимущество перед другими методами аппроксимации (например, полиномами) и позволяет воспроизводить чрезвычайно сложные зависимости. Наличие развитых методов обучения сети облегчает нахождение регрессии.

Обучение нейронной сети проводилось методом Левенберга–Маркара на обучающей выборке, представляющей собой случайно выбранные 70% данных, полученных на калибровочном сценарии.

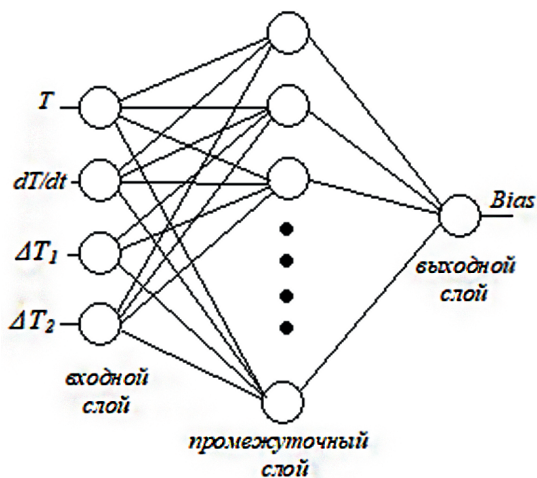


Рис. 2. Схематическое изображение нейронной сети

Для сравнения проводилось также моделирование нелинейной зависимости искусственной нейронной сетью для временных рядов. В этом случае входным слоем служили текущие факторы: переменная T , разности ΔT , а также их значения и значения выходной переменной на несколько шагов назад – от одного до трех. Наличие во входном слое выходной переменной на предыдущих шагах делает алгоритм рекуррентным и способным моделировать более сложную динамику процесса [34, 35].

Следует отметить, что для рассматриваемых в настоящей работе экспериментальных данных применение искусственной нейронной сети для временных рядов не показало преимущество в остаточной погрешности по сравнению с нейронной сетью с прямым распространением. Вместе с тем для нейронной сети с прямым распространением вычислительный код, с помощью которого реализуется нейронная сеть, более компактен, поэтому далее рассматривается только этот вариант.

Для того чтобы предотвратить переобучение нейронной сети, 15% данных, полученных на калибровочном сценарии, выделялось для кросс-валидации и 15% – для контрольной проверки. Количество узлов промежуточного слоя увеличивалось с 10 до 22 нейронов при тренировочных обучениях нейронной сети и проверки на кросс-валидацию. Конечное число узлов промежуточного слоя было выбрано 20.

При кросс-валидации происходит дополнительная проверка факторов на их значимость. При большой погрешности измерения факторов они перестают быть значимыми и исключаются из регрессионного уравнения. В данном случае погрешности измерения температуры и оценки скорости изменения температуры не изменили значимость факторов (табл. 1).

Результаты применения линейной модели и нейронной сети представлены в табл. 3. Интервал времени усреднения показаний гироскопов составил 100 с, постоянная времени дифференцирующего фильтра τ – 30 с. При этом использовались данные двух температурных сценариев – калибровочные и проверочные. Приведены также значения стандартных отклонений.

Т а б л и ц а 3

Результаты алгоритмической компенсации

	Калибровочные данные	Проверочные данные
Линейная модель	0,024 °/ч	0,044 °/ч
Нейронная сеть	0,007 °/ч	0,011 °/ч

Из табл. 3 следует, что нейронная сеть лучше моделирует смещение нуля гироскопа при изменении внешних температурных условий. Остаточная погрешность в результате компенсации его нейронной сетью уменьшается приблизительно в 3 раза, что делает нейронную сеть более привлекательной, чем линейная модель. В то же время из рис. 1 видно: линейная модель скомпенсировала около 95% всей погрешности, что оправдывает ее применение при проведении факторного анализа в данном конкретном случае.

Следует отметить, что корректность результатов проведенного выше факторного анализа и принятых при его проведении приближений (в данном случае линейного приближения) определяется по соотношению остаточной погрешности и уровня

достоверности при принятии решений. В настоящей статье указано обычно применяемое в технике значение уровня достоверности 0,05 (5%). Значение индекса достоверности p у значимых факторов значительно ниже 5% (см. табл. 1), что при 5% погрешности линейной модели означает применимость выводов о значимости факторов как в линейном, так и в нелинейном случае.

Полученная в разделе 2 формула (4) показывает, что стандартное отклонение погрешности оценки скорости изменения температуры уменьшается с ростом постоянной времени дифференцирующего фильтра τ . Проиллюстрируем эту зависимость экспериментальными данными, полученными при калибровке.

На рис. 3 представлены оценки скорости изменения температуры, получаемые фильтром (3) при различных значениях постоянной времени дифференцирующего фильтра: $\tau = 10$ с, 30 с, 200 с. Видно, что при малых значениях $\tau = 10$ с наблюдается значительная случайная погрешность оценки, по величине соответствующая самой оценке скорости изменения температуры.

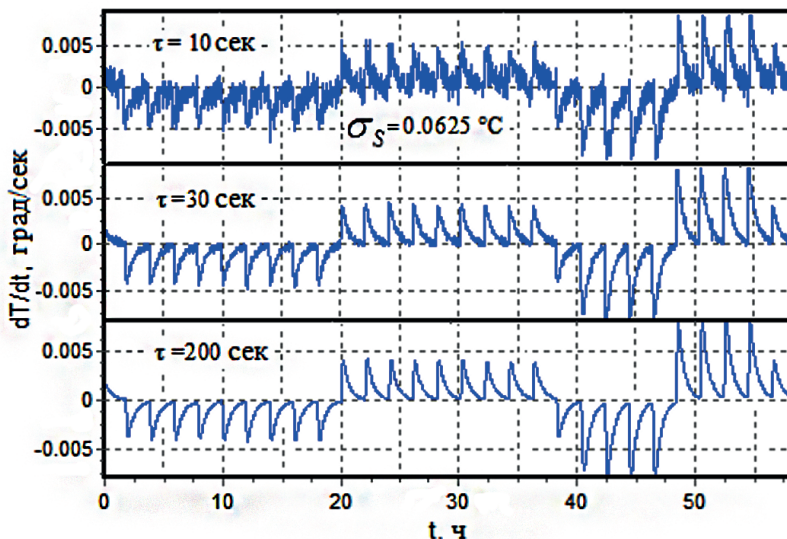


Рис. 3. Зависимость оценки скорости изменения температуры от постоянной времени фильтра τ

Поскольку результаты проведенного ранее факторного анализа показывают, что погрешность оценки темпов изменения температуры имеет наибольший вес в регрессионной зависимости смещения ВОГ, можно предположить, что для обеспечения минимального стандартного отклонения алгоритмической компенсирующей добавки к смещению ВОГ постоянная времени фильтра τ должна быть как можно больше. Из дальнейшего рассмотрения, однако, будет видно, что при значительном увеличении постоянной времени фильтра погрешность алгоритмической компенсации начинает возрастать.

На рис. 4 представлены графики стандартного отклонения Аллана для тестируемого ВОГ при различных условиях измерений. Проанализируем полученные результаты. Кривая I представляет вариацию Аллана для исследуемого ВОГ при постоянной температуре $+20$ °C без алгоритмической компенсации. Угол наклона кривой I в интервале от 100 до 2000 с приблизительно равен $-0,5^\circ$, что свидетельствует о погрешности типа “random walk”. Эта кривая отображает собственный шум гироскопа.

Вариации Алана для этого же образца ВОГ при постоянных температурах $T = -40^\circ\text{C}$, $T = +50^\circ\text{C}$ свидетельствуют, что она незначительно отличается от кривой 1 на рис. 4. Это означает, что собственный шум ВОГ слабо зависит от температуры.

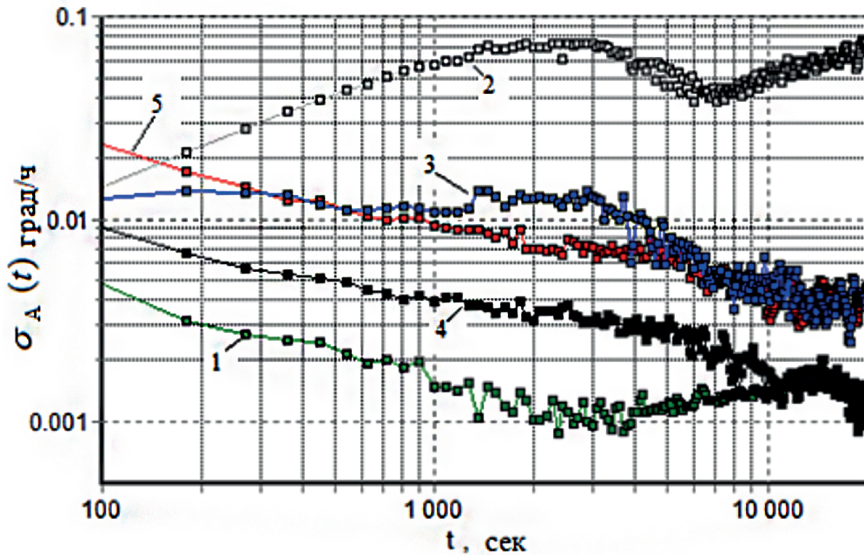


Рис. 4. Стандартное отклонение Алана при различных условиях:
 1 – ВОГ при постоянной температуре $+20^\circ\text{C}$ без алгоритмической компенсации;
 2 – некомпенсированная зависимость показаний ВОГ при температурном сценарии, приведенном на рис. 1; 3 – скомпенсированная зависимость при $\tau = 200$ с;
 4 – скомпенсированная зависимость при $\tau = 30$ с;
 5 – скомпенсированная зависимость при $\tau = 10$ с

Кривая 2 на рис. 4 представляет некомпенсированную погрешность ВОГ при изменении температуры по сценарию, приведенному на рис. 1. Изменения температуры в термокамере происходили с интервалом 2 часа, и этому времени соответствует перегиб на кривой 2. Большая часть кривой 2 показывает рост с увеличением времени усреднения, что, очевидно, вызвано нестабильностью внешних условий и, следовательно, большой вариацией смещения ВОГ (см. рис. 1).

Кривые 3, 4, 5 отображают алгоритмически скомпенсированные нейронной сетью показания гироскопа с различными значениями постоянной времени дифференцирующего фильтра: $\tau = 200$ с, 30 с, 10 с соответственно. Компенсация при $\tau = 10$ с (кривая 5) демонстрирует шум типа “random walk”, превышающий собственный шум ВОГ в несколько раз.

Увеличение постоянной времени до $\tau = 30$ с (кривая 4) ожидаемо снижает уровень избыточного шума (см. рис. 3). Тем не менее при времени усреднения порядка ~ 1000 с и более возникает некоторое дополнительное превышение шума алгоритмической компенсации над собственным шумом (кривая 1), которое становится еще более очевидным при дальнейшем увеличении постоянной времени фильтра τ до 200 с (кривая 3).

При времени усреднения больше 10000 с избыточный шум алгоритмической компенсации становится меньше собственного шума ВОГ и в логарифмическом масштабе кривые 1 и 4 делаются неразличимыми.

Для более детального анализа на рис. 5 представлена зависимость стандартного отклонения Аллана собственного шума ВОГ (прямая 1) и шума с учетом алгоритмической компенсации при времени усреднения 2000 с (кривая 2) от постоянной времени фильтра τ . Немонотонная зависимость кривой 2 на рис. 5 объясняется совместным влиянием двух факторов: увеличением шума алгоритмической компенсирующей добавки с уменьшением постоянной времени τ дифференцирующего фильтра (см. рис. 3) и увеличением погрешности коррекции показаний ВОГ с увеличением постоянной времени τ при изменениях температурных условий работы ВОГ.

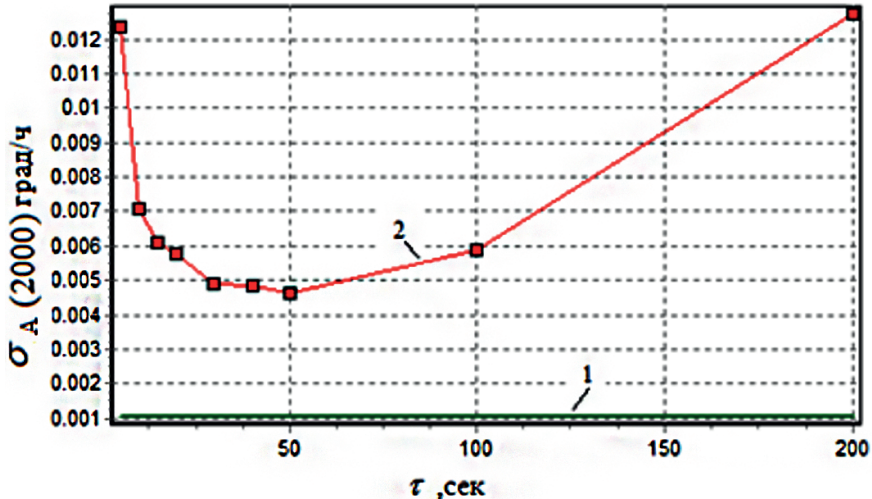


Рис. 5. Зависимость (кривая 2) стандартного отклонения Аллана ВОГ при усреднении на интервале 2000 с от постоянной времени фильтра τ . Прямая 1 – собственный шум ВОГ

Первый фактор определяется зависимостью стандартного отклонения от случайной погрешности температурного датчика σ_s и величины постоянной времени τ (см. формулу (10)). Второй фактор обусловлен ухудшением способности алгоритма компенсировать смещение нуля ВОГ с увеличением постоянной времени дифференцирующего фильтра τ при изменении внешних температурных условий.

В связи с этим снизить случайную погрешность алгоритмически скомпенсированной угловой скорости вращения можно путем уменьшения случайной погрешности температурного датчика за счет правильности его выбора при конструировании БИНС и (или) изготовлении ВОГ, а также за счет правильного выбора постоянной времени дифференцирующего фильтра τ .

На рис. 6 представлены результаты тестирования двух экземпляров ВОГ в составе разных БИНС при различных значениях случайной погрешности температурных датчиков σ_s и постоянной времени дифференцирующего фильтра.

По оси ординат отложена зависимость стандартного отклонения алгоритмической компенсирующей добавки $\sigma_A(100)$ при усреднении на интервале 100 с. Кривая 1 соответствует ВОГ с тремя внешними термодатчиками при $\sigma_s = 0,0078$ °С. Кривая 2 соответствует алгоритмической компенсации показаний ВОГ при $\sigma_s = 0,0625$ °С. Температурная компенсация в обоих случаях проводилась нейронной сетью.

Следует отметить, что факторный анализ для ВОГ, компенсированного термодатчиками с $\sigma_s = 0,0078$ °С, также показал статистическую незначимость темпов изменения разностей температур.

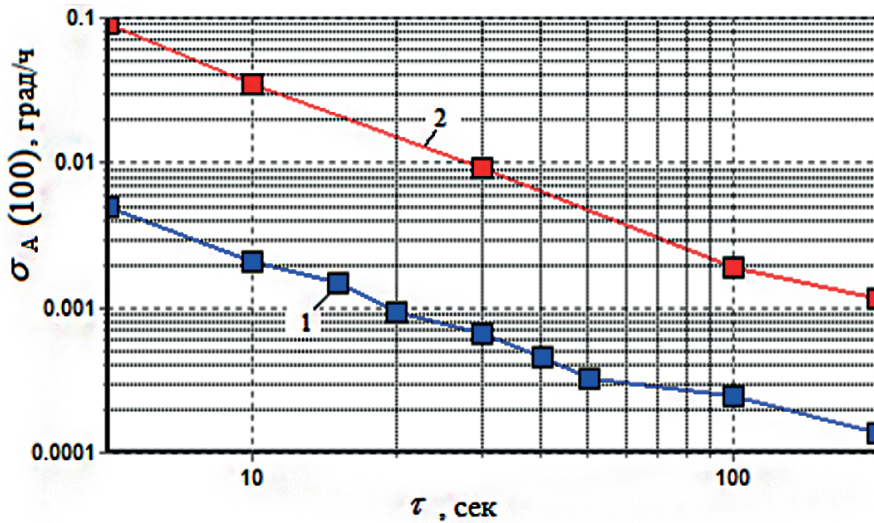


Рис. 6. Зависимость стандартного отклонения Аллана избыточного шума алгоритмически скомпенсированного смещения ВОГ при усреднении на интервале 100 с при применении дифференцирующего фильтра с постоянной времени τ и стандартном отклонении случайной погрешности температурных датчиков $0,0078\text{ }^{\circ}\text{C}$ (кривая 1) и $0,0625\text{ }^{\circ}\text{C}$ (кривая 2)

В соответствии с формулой (5) избыточный шум алгоритмической компенсации пропорционален G – коэффициенту чувствительности регрессионной зависимости Y к темпам изменения температуры. Его величина определяется конструкцией ВОГ, применяемыми материалами и отсутствием или наличием каких-либо несовершенств изготовления того или иного образца ВОГ.

Заключение

Проведенный теоретический анализ и анализ экспериментальных данных показали, что случайная погрешность температурных датчиков может играть решающую роль в случайной погрешности смещения нуля ВОГ при алгоритмической компенсации его температурной зависимости. В приведенном примере калибровки для ВОГ со стандартным отклонением случайной погрешности термодатчиков $0,0625\text{ }^{\circ}\text{C}$ избыточный шум алгоритмической компенсации значительно превышал собственный шум ВОГ.

Зависимость погрешности алгоритмической компенсации смещения нуля ВОГ от величины постоянной времени дифференцирующего фильтра немонотонна. При малых значениях погрешность алгоритмической компенсации убывает с ее ростом. С увеличением постоянной времени ухудшается способность алгоритма компенсировать изменения внешних условий, что может приводить к недопустимой погрешности БИНС в ходе эксплуатации.

Определение оптимального значения постоянной времени дифференцирующего фильтра должно осуществляться с учетом случайной погрешности применяемых для температурной компенсации ВОГ термодатчиков и динамики изменения внешних температурных условий применения БИНС.

При построении регрессионной модели алгоритмической компенсации ВОГ необходимо предварительно выполнить анализ значимости влияющих факторов.

Расположение и число термодатчиков должно определяться экспериментально по результатам тестирования на опытном образце и последующего факторного анализа.

Применение нейронной сети для построения регрессионной зависимости алгоритмической компенсации дает лучшие результаты, чем линейная модель регрессии.

Сценарий температурных испытаний при калибровке смещения нуля ВОГ должен соответствовать условиям эксплуатации и обеспечивать наблюдаемость значимых факторов. Для корректной компенсации смещений нуля ВОГ при «холодном» старте БИНС необходимо включение «холодного» старта в температурный диапазон сценария калибровки.

Приложение П1

Оценка стандартного отклонения скорости изменения температуры по результатам ее измерений на конечном интервале времени.

Пусть на интервале времени t величина температуры T измеряется N раз с малым периодом Δt ($t = N\Delta t$, $N \gg 1$). Результаты измерений температуры – $T_{meas}(i)$ ($i=1,2,3...N$). Мы ищем оценку стандартного отклонения случайной погрешности скорости изменения температуры $\sigma_{dT/dt}$ по результатам измерений $T_{meas}(i)$ при известном значении стандартного отклонения случайной погрешности температурного датчика σ_s и при условии, что регрессионная зависимость имеет вид $T(i) = a\Delta t \cdot i + b$. Параметр a дает оценку скорости изменения температуры. Логарифмическая функция правдоподобия имеет следующий вид:

$$L = \ln(P(T_{meas} / a, b)) = -\frac{\sum_{i=1}^N (T_{meas}(i) - a\Delta t i - b)^2}{2\sigma_s^2} \equiv -\frac{S(a, b)}{2\sigma_s^2}. \quad (П1)$$

Она имеет максимум при некоторых a_0 и b_0 . Разложим L в точке максимума по отклонению $(a-a_0)$:

$$L = -\frac{S(a_0, b_0)}{2\sigma_s^2} - \frac{1}{4\sigma_s^2} \frac{\partial^2 S(a, b)}{\partial a^2} \Big|_{a_0, b_0} (a - a_0)^2 \equiv -\frac{S(a_0, b_0)}{2\sigma_s^2} - \frac{(a - a_0)^2}{2\sigma_{dT/dt}^2}. \quad (П2)$$

Из выражения П2 следует

$$\sigma_{dT/dt} = \frac{\sqrt{2}\sigma_s}{\sqrt{\frac{\partial^2 S(a, b)}{\partial a^2}}}, \quad (П3)$$

а двойное дифференцирование $S(a, b)$ из выражения (П1) дает

$$\frac{\partial^2 S(a, b)}{\partial a^2} = 2\Delta t^2 \sum_{i=1}^N i^2 = 2\Delta t^2 N(N+1)(2N+1)/6 \cong \frac{2}{3} \Delta t^2 N^3 = \frac{2}{3} t^3 / \Delta t. \quad (П4)$$

С учетом (П3) и (П4) получим оценку

$$\sigma_{dT/dt} = \sqrt{3} \sqrt{\Delta t} \sigma_s / t^{3/2}. \quad (П5)$$

В формулу (П5) входит время t накопления данных для оценки стандартного отклонения случайной погрешности скорости изменения температуры.

При сравнении различных фильтров объективнее (и так принято в практике фильтрации) пользоваться величиной постоянной времени фильтра τ , которая определяется как обратная величина круговой частоты среза фильтра на уровне -3 дБ.

Численное моделирование для фильтра (3) с бесконечной импульсной характеристикой и фильтров с конечной импульсной характеристикой с различными окнами (Кайзера, Блэкмана, Ланцоша) показывает, что функциональная зависимость $\sigma_{dT/dt}$ от параметров Δt , τ , σ_s такая же, как в формуле (П4) с заменой t на τ .

В общем случае справедливо выражение

$$\sigma_{dT/dt} = k\sqrt{\Delta t}\sigma_s / \tau^{3/2} \quad (\text{П6})$$

с различными численными коэффициентами k , зависящими от типа фильтра и крутизны спада его амплитудно-частотной характеристики.

ЛИТЕРАТУРА

1. Bergh, R.A., Lefevre, H.C., Shaw, H.J., An overview of fiber-optic gyroscopes, *Journal of Lightwave Technology*, 1984, 2, pp. 91–107.
2. Lefevre, H.C., *The Fiber-Optic Gyroscope*, Second Edition, 2014, 416 p.
3. Carr, K., May, M.B., Gift, S., Greer, R., Navy Testing of the IXBLueMARINS FOG Inertial Navigator, Proceedings of IEEE/ION PLANS 2014, Monterey, CA, May 2014, pp. 1392–1408.
4. Колеватов А.П., Николаев С.Г., Андреев А.Г., Ермаков В.С., Кель О.Л., Шевцов Д.И. Волоконно-оптический гироскоп бесплатформенных инерциальных систем навигационного класса. Разработка, термокомпенсация, испытания // Гироскопия и навигация. 2010. №3 (70). С. 49–60.
5. Shupe, D.M., Thermally induced nonreciprocity in the fiber-optic interferometer, *Applied Optics*, 1980, vol. 19, no. 5, pp. 654–655.
6. Kurbatov, A.M., Kurbatov, R.A., Temperature Characteristics of Fiber-Optic Gyroscope Sensing Coils, *Journal of Communications Technology and Electronics*, 2013, vol. 58, no. 7, pp. 745–752.
7. Quatraro, E. et al., High performance FOG for non temperature stabilized environment, *Inertial Sensors and Systems*, 2011. pp. 1.1–2.14.
8. Джашитов В.Э., Панкратов В.М. Математические модели теплового дрейфа гироскопических датчиков инерциальных систем / под ред. В.Г. Пешехонова. СПб: ГНЦ РФ «ЦНИИ «Электроприбор», 2001. 150 с.
9. Джашитов В.Э. и др. Иерархические тепловые модели бесплатформенной инерциальной навигационной системы на волоконно-оптических гироскопах // Гироскопия и навигация. 2013. №1 (80). С. 49–63.
10. Савин М.А., Ошивалов М.А., Галягин К.С. Влияние дефектов укладки волоконно-оптического контура на тепловой дрейф гироскопа // Информатика, вычислительная техника и управление. 2018. С. 185–190.
11. Драницына Е.В., Егоров Д.Ф., Унтилов А.А., Дейнека Г.Б., Шарков И.А., Дейнека И.Г. Снижение влияния изменения температуры на выходной сигнал волоконно-оптического гироскопа // Гироскопия и навигация. 2012. №4. С. 10–20.
12. Шарков И.А., Виноградов А.В., Козлов В.Н., Стригалев В.Е., Кикилич Н.Е. Влияние давления на выходной сигнал волоконно-оптического гироскопа // Научно-технический вестник информационных технологий, механики и оптики. 2017. Т.17. №3. С. 380–386.
13. Джашитов В.Э., Панкратов В.М., Голиков А.В. Математическое моделирование управления температурными полями бесплатформенной инерциальной навигационной системы на волоконно-оптических датчиках. Автоматизация и управление в машиностроении // Проблемы машиностроения и надежности машин. 2014. №1. С. 92–100.
14. Джашитов В.Э., Панкратов В.М., Голиков А.В. и др. Обеспечение термоинвариантности волоконно-оптического гироскопа // Гироскопия и навигация. 2011. №4(75). С. 42–56.

15. Кузнецов Ю.А., Олейник С.В., Успенский В.Б., Хацько Н.Е. Исследование температурной зависимости дрейфа ВОГ. Управление в технических системах // Радиозлектроника, информатика, управление. 2012. №2. С. 152–156.
16. Галягин К.С., Ошивалов М.А., Вахрамеев Е.И., Ивонин А.С. Расчетный прогноз теплового дрейфа волоконно-оптического гироскопа // Вестник ПНИПУ. Аэрокосмическая техника. 2012. №32. С. 127–140.
17. Chen, X., Song, R., Shen, C., Zhang, H., Application of a genetic algorithm Elman network in temperature drift modeling for a fiber-optic gyroscope, *Applied Optics*. 10 September 2014/ Vol. 53, №26. p. 6043-60-50.
18. Chen, X., Song, R., Shen, C., Zhang, H., Modelling FOG Drift Using Back-Propagation Neural Network Optimized by Artificial Fish Swarm Algorithm, *Journal of Sensors*, Volume 2014 , Article ID 273043, 6 pages. doi.org/10.1155/2014/273043.
19. Wang, G., Wang, Q., Zhao, B., Wang, Z., Compensation method for temperature error of fiber optical gyroscope based on relevance vector machine, *Applied optics*, 2016, vol. 55, no. 5, pp. 1061–1066.
20. Wang, W., Chen, X., Temperature drift modelling and compensation of fiber optical gyroscope based on improved support vector machine and particle swarm optimization algorithms, *Applied optics*, 2016, vol. 55, no.23, pp. 6243–6250.
21. Вахрамеев Е.И., Галягин К.С., Ошивалов М.А., Савин М.А. Методика численного прогнозирования и коррекции теплового дрейфа волоконно-оптического гироскопа // Изв. вузов. Приборостроение. 2017. Т.60. №1. С. 32–38.
22. Cheng, J., Qi, B., Chen D., Landry, R.J., Modification of an RBF ANN-Based Temperature Compensation Model of Interferometric Fiber Optical Gyroscopes, *Sensors*, 2015, 15, pp. 11189–11207.
23. Голиков А.В., Панкратов В.М., Ефремов М.В. Анализ температурных полей блока измерения угловых скоростей на волоконно-оптических гироскопах // Гироскопия и навигация. 2017. №4 (99). С. 60–71. DOI 10.17285/0869-7035.2017.25.4.060-071.
24. Курбатов А.М., Курбатов Р.А., Горячкин А.М. Повышение точности волоконно-оптического гироскопа за счет подавления паразитных эффектов в интегрально-оптических фазовых модуляторах // Гироскопия и навигация. 2019. Т. 27. №2. С. 52–69. DOI: 10.17285/0869-7035.2019.27.2.052-069.
25. Тарыгин И.Е. Методика калибровки тепловой модели блока чувствительных элементов, состоящего из трех датчиков угловой скорости // Гироскопия и навигация. 2019. Т. 27. №4. С. 88–102. DOI 10.17285/0869-7035.0016
26. IEEE Standard Specification Format Guide and Test Procedure for Single-Axes Interferometric Fiber Optic Gyros. IEEE Std. 952-1997 (R2008).
27. Федоров Д.С., Ивойлов А.Ю., Жмудь В.А., Трубин В.Г. Использование дифференцирующего фильтра второго порядка для фильтрации сигналов акселерометра и определения производной // Автоматика и программная инженерия. 2014. № 4(10). С. 9–14.
28. Pearson, K., On lines and plains of closest fit to systems of points in space, *Philosophical Magazine*, 1901, no.2, pp. 559–572.
29. Tibshirani, R., Regression Shrinkage and Selection via the lasso, *Journal Royal Statistical Society, Series B*, 1996, no. 58 (1), pp. 267–288.
30. Андронов А.М., Копытов Е.А., Гринглаз Л.Я. Теория вероятностей и математическая статистика. Учебник для вузов. СПб.: Питер, 2004. 461 с.
31. Моисеев Н.А. Вычисление истинного уровня значимости предикторов при проведении процедуры спецификации уравнения регрессии // Статистика и экономика. 2017. Т. 14. №3 С. 10–20.
32. Wold, H., Kotz, S., Johnson, N.L., Partial least squares, *Encyclopedia of statistical sciences*, New York, Wiley, 1985, no. 6, pp. 581–591.
33. Larose, D.T., *Data mining methods and models*, John Wiley & Sons Inc., 2006, 322 p.
34. Нейронные сети. *Statistica Neural Networks. Методология и технологии современного анализа данных* / под ред. В.П. Боровикова. 2-е издание, переработанное и дополненное. М., 2008. 392 с.
35. Хайкин С. Нейронные сети. Полный курс. Изд. второе. М., 2006. 1104 с.

Klimkovich, B.V. (OKB TSP Scientific Production Limited Liability Company, Minsk, Belarus)
Influence of Random Error of Temperature Sensors on the Quality of Temperature Compensation of Fog Bias by the Neural Network, *Giroskopiya i Navigatsiya*, 2020, vol. 28, no. 4 (111), pp. 53–70.

Abstract. The formulas are obtained for estimating the «random walk» type noise of algorithmic compensation for the gyro bias. An example of estimating the statistical significance of the factors influencing the bias when calibrating a fiber-optic gyroscope in the operating temperature range and at different rates of their change is given. It is shown that the random error of temperature sensors can play a major role in the “random walk” noise of the algorithmic compensation for the gyro bias and exceed the gyro self noise. An example of obtaining a regression dependence of algorithmic compensation for gyro bias using a neural network with a multilayer perceptron is given. The factors influencing the choice of the time constant of the differentiating low-frequency temperature filter are considered. Experimental dependences of the random error of the bias algorithmic compensation on the value of the random error of temperature sensors are presented and the necessity of using temperature sensors with a minimum random error is shown.

Key words: fiber-optic gyro, temperature dependence of bias, calibration, neural network, neural network training, statistical significance of factors, Allan variance, additional noise of algorithmic compensating component, temperature scenario during calibration and check, selection of time constant of temperature filter.

Материал поступил 17.09.2020