



Сравнение результатов фильтрации. Результаты фильтрации набора значений RSSI на расстоянии 1 м. от передатчика представлены в табл. 1

Окно фильтрации	Среднее значение расстояния (м.)	Стандартное отклонение (м.)
0	0.952894	0.326932
10	0.970465	0.169872
20	0.912260	0.116463

Также были проведены измерения для других расстояний и размеров окна. По результатам всех измерений и фильтрации видно, что чем шире окно фильтрации, тем меньшим колебаниям будет подвержена позиция клиента и, тем большая погрешность будет получаться вследствие потери информации, не относящейся к шуму.

Заключение. В заключение можно сказать, что для увеличения точности определения позиционирования и уменьшения колебания позиции объектов необходима фильтрация значений RSSI от постороннего шума, применяя к нему выше упомянутый алгоритм. Тем самым алгоритмы фильтрации являются такой же важной частью, как и алгоритмы позиционирования.

Литература

1. Moving Average Filters (Character 15) [Электронный ресурс] — Режим доступа: http://www.autex.spb.su/download/dsp/dsp_guide/ch15en-ru.pdf, свободный. — Яз. рус.
2. Рекурсивные фильтры скользящего среднего [Электронный ресурс] — Режим доступа: <https://habrahabr.ru/post/325590>, свободный. — Яз. рус.
3. Moving Average method среднего [Электронный ресурс] — Режим доступа: <https://basegroup.ru/community/glossary/movav-method>, свободный. — Яз. англ.
4. Смит В.С. «Научно-техническое руководство по цифровой обработке сигналов» Второе издание — Фильтры скользящего среднего

М.А. Болотов, В.А. Печенин, Н.В. Рузанов, Е.Ю. Колчина

НЕЙРОСЕТЕВАЯ МОДЕЛЬ ДЛЯ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ОТНОСИТЕЛЬНОГО РАСПОЛОЖЕНИЯ КОНТАКТИРУЮЩИХ ПРОФИЛЬНЫХ ОБЪЕКТОВ

(Самарский университет)

Сборка изделий средней и высокой сложности является уникальной операцией в ходе которой по результатам измерений и анализа геометрии собираемых деталей изменяется ход операций. При этом, в авиадвигателестроении, как правило, выполняется несколько пробных сборок с целью определения подходящего комплекта деталей, их оптимального взаимного положения и размерных параметров, которые обеспечивают заданную конструктором точность.



Выполнение пробных сборок повышает трудоемкость процесса в несколько раз.

Для решения проблемы пробных сборок необходимо цифровое прогнозирование их геометрических параметров по результатам лазерного и оптического сканирования отдельных деталей. В работе ставится задача прогнозирования сборки двух профилей: неидеального, имеющего геометрические отклонения, и прямолинейного, описываемого прямой. Выполнялся расчет определения взаимного положения профилей после сборки с использованием разработанной модели сопряжений поверхностей, описанной в работе [1] и основанной на использовании алгоритма ближайших точек [2].

Точки действительных поверхностей моделируются путем добавления к координатам точек номинальных поверхностей величины отклонения формы:

$$\vec{P}_{\text{действ}} = \vec{P}_{\text{ном}} + \vec{n}_n \cdot \delta_\phi, \quad (1)$$

где $\vec{P}_{\text{действ}}$, $\vec{P}_{\text{ном}}$ – вектор координат точек (x, y) соответственно действительной (моделируемой) и номинального профиля;

\vec{n}_n – вектор нормали в точке $\vec{P}_{\text{ном}}$;

δ_ϕ – величина отклонения формы в точке $\vec{P}_{\text{ном}}$;

Отклонение формы можно представить как сумму из трех составляющих: формы: макроотклонения δ_m , гармонической составляющей δ_2 и случайной компоненты δ_c .

Макроотклонение формы можно описать при помощи полинома n -й степени:

$$\delta_m = \sum_{i=0}^n a_i \cdot x^i, \quad (2)$$

где a_i – коэффициенты полинома. При моделировании был использован полином 4 степени, общая величина отклонения не превышала 0,05 мм.

Гармоническое отклонение формы может быть аппроксимировано с использованием функции синуса по следующей формуле:

$$\delta_2 = A_2 \cdot \sin(\omega_x \cdot x + \varphi_{\sin}), \quad (3)$$

где A_2 – амплитуда гармонической составляющей; ω_x задано как $\omega_x \cdot 2\pi / L_x$; ω_x – частота гармонической компоненты вдоль оси x ; L_x – опорная длина вдоль оси x ; φ_{\sin} – фаза угла. Гармоническое отклонение не превышает 0,005 мм.

Значение случайной составляющей отклонения δ_c рассчитывалось случайным образом по нормальному закону Гаусса с максимальным значением 0,002 мм.

Для построения прогнозных моделей взаимного положения профилей выявить значимые факторы, влияющие на эти неопределенности. Для описания связи между величинами параметров процесса измерения (характер отклонений геометрии поверхностей и методика проведения измерений) и неопределенно-



стями измерений рассчитывались коэффициенты корреляции. Значимыми факторами являются максимальная величина макроотклонения A_M и коэффициенты полинома, описывающего макроотклонение.

В экспериментах ставится задача прогнозирования положения верхнего профиля (прямой), оцениваемое по ординатам двух точек: начальной (Y_H) и конечной (Y_K).

Для решения поставленной задачи прогнозирования положения верхнего профиля использовались три архитектуры нейронных сетей. Первая представляет собой радиально-базисную сеть (GRNN, Generalized Regression Neural Networks) [3], имеющей 2 слоя – скрытый радиальный базисный слой и выходной линейный слой. Радиально-базисный нейрон преобразовывает расстояние от данного входного вектора до соответствующего ему "центра" по некоторому нелинейному закону (обычно функция Гаусса). Число нейронов входного слоя P равно числу параметров (A_M и a_i , всего 6), используемых для прогнозирования. Число нейронов радиального базисного слоя Q равно числу элементов обучающего множества.

Вторая и третья архитектуры представляют собой однонаправленную сеть, обучаемую с применением алгоритма обратного распространения. Сеть содержит два слоя: скрытый слой состоит из нейронов с сигмоидной функцией в виде гиперболического тангенса; выходной слой состоит из нейронов с линейной функцией активации. Третья архитектура отличается от второй тем, что во втором слое используются **нейроны с линейной функцией активации с насыщением**.

На основании данных моделирования сборки профилей в программном пакете MATLAB были созданы и обучены нейронные сети, архитектуры которых описаны выше и приведены на рисунке 1. Число нейронов второго, линейного слоя, во всех трех архитектурах равно числу прогнозируемых параметров – координатам точек Y_H и Y_K .

Для более качественной работы сети было проведено нормирование входных параметров в диапазон $[0,1]$.

Для обучения сетей было использовано 9751 случаев сборки, затем проводилось прогнозирование 249 случаев. В таблице 1 представлен план экспериментов для проведения прогноза сборочных параметров.

Обучение в экспериментах II-IV осуществлялось за 1000 эпох. Вычислялась относительная погрешность прогнозирования по формуле:

$$\varepsilon = (Y - Y_{\text{действие}}) / T \cdot 100 \quad ()$$

где T – величина допуска. Для данных прямых с учетом 11 качества точности на опорной длине 10 мм допуск принят 0,03мм [4].

В таблице 2 приведены математические ожидания μ и среднеквадратические отклонения σ значений отклонений прогнозных данных от действительных значений сборочных параметров.



Из результатов прогноза следует, что третья архитектура (рисунок 1, в) наиболее точно позволяет прогнозировать сборочные параметры. На рисунке 2 приведены результаты по прогнозированию координат точек в тестовом множестве при использовании третьей архитектуры в эксперименте V.

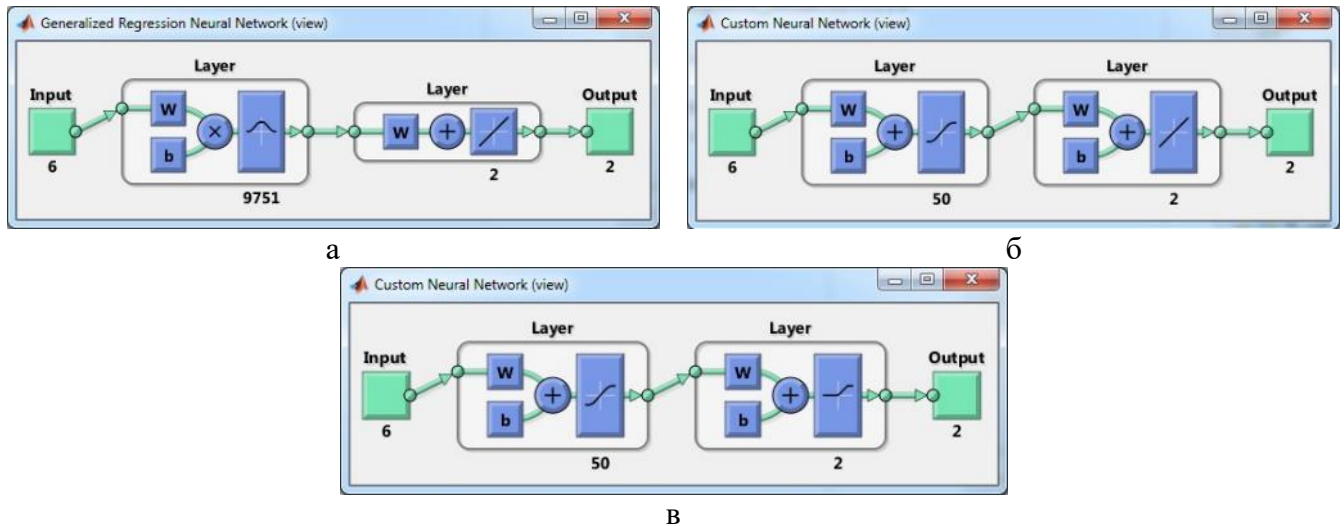


Рисунок 1 – Архитектуры сетей, используемых в экспериментах: а) GRNN; б) нейроны с сигмоидной функцией в скрытом слое; в) нейроны с **линейной функцией с насыщением в выходном слое**

Таблица 1 – План экспериментов по прогнозированию сборочных параметров

Эксперимент	Параметры эксперимента
I	Использование радиально-базисной сети
II	Использование второй архитектуры (рисунок 1, б)
III	Использование второй архитектуры без нормирования входных и тестовых параметров
IV	Использование второй архитектуры, во входном слое используется только амплитуда A_M
V	Использование третьей архитектуры (рисунок 1, в)

Таблица 2 – Погрешности прогноза \mathcal{E} координат точек в экспериментах

Эксперимент	\mathcal{E} для точки 1, %		\mathcal{E} для точки 2, %	
	μ	σ	μ	σ
I	1,32	17,17	-0,84	19,80
II	0,51	5,11	-1,14	5,84
III	0,76	5,71	-1,14	6,13
IV	0,98	22,36	-0,42	23,95
V	0,30	4,86	-0,91	5,39

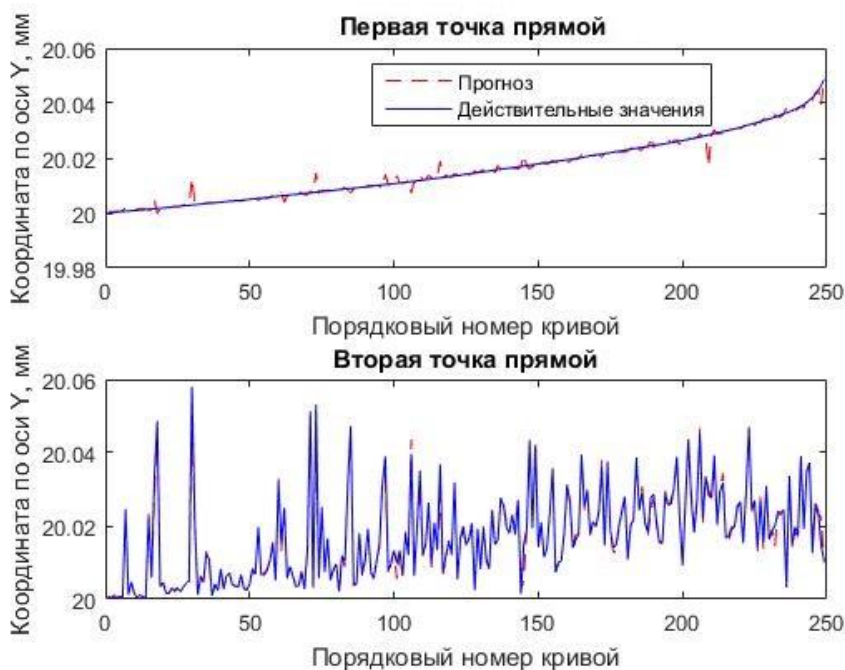


Рисунок 2 – Графическая интерпретация результатов эксперимента V

Разработанная модель может быть развита для решения задач в трехмерном пространстве и найти своё применение в промышленности и в роботизированных системах для решения геометрических задач при планировании манипулирования объектами с высокой точностью. Цифровой прогноз и определение оптимальных параметров позволит выполнять сборку сложных изделий с первого раза, в перспективе с использованием роботов-сборщиков.

Работа выполнена при финансовой поддержке Министерства образования и науки Российской Федерации в рамках выполнения государственного задания на 2018 год. Шифр проекта 9.11560.2018/10.11.

Литература

1. Болотов М.А. Метод оценки неопределённостей пространственного сопряжения высокоточных оптических и механических деталей / М.А. Болотов, В.А. Печенин, С.П. Мурзин // Компьютерная оптика. - 2016. - Т. 40. - № 3. – С. 360-369.
2. Besl P.J. A method for registration of 3-D shapes / P.J. Besl, N.D. McKay // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 1992. – Vol. 14, № 2. – P. 239-256.
3. Медведев В.С. Нейронные сети. MATLAB 6 / В.С. Медведев В.Г. Потемкин. – М.: ДИАЛОГ-МИФИ, 2002. – 496 с.
4. Мягков, В.Д. Допуски и посадки. Ч 1. [Текст]: Справочник. / В.Д. Мягков, М.А. Палей, А.Б. Романов, В.А. Брагинский. – Л.: Машиностроение, 1982. – 543 с.