

ПРИМЕНЕНИЕ НЕЙРОСЕТЕВЫХ ТЕХНОЛОГИЙ ДЛЯ ИЗМЕРЕНИЯ ПАРАМЕТРОВ ВИБРАЦИИ ОБЪЕКТОВ С НЕПЛОСКОЙ ПОВЕРХНОСТЬЮ

Было проведено компьютерное моделирование электродинамической системы интерференционного измерителя параметров вибраций объектов с неплоской поверхностью. Показано, что применение нейросетевых технологий позволяет использовать интерференционный метод для измерения параметров перемещений объектов с неплоской поверхностью. Полученные результаты обработки данных компьютерного моделирования свидетельствуют об эффективности практического применения нейронных сетей для обработки сигналов трёхзондового интерференционного сверхвысокочастотного измерителя.

Було проведено комп'ютерне моделювання електродинамічної системи інтерференційного вимірювача параметрів вібрацій об'єктів з неплоскою поверхнею. Показано, що застосування нейромережових технологій дозволяє використовувати інтерференційний метод для вимірювання параметрів переміщень об'єктів з неплоскою поверхнею. Отримані результати обробки даних комп'ютерного моделювання свідчать про ефективність практичного застосування нейронних мереж для обробки сигналів тризондового інтерференційного надвисокочастотного вимірювача.

An electrodynamic system of an interference vibration meter for objects with a non-planar surface is simulated using a computer. It is shown that neural technologies allow to use an interference method for measuring parameters of the moving objects with a non-planar surface. The results obtained of processing data of a computer simulation show the effectiveness of the practical application of neural networks for processing signals of the trisouder interference microwave meter.

Контроль параметров вибраций технологических объектов в условиях невозможности применения контактных методов является важной задачей. Преимущества использования одного из бесконтактных методов измерений – интерференционного метода описаны в [1, 2, 3]. Информация о параметрах перемещения объекта исследований заключена в комплексном коэффициенте отражения, для определения которого используется система неподвижных зондов, находящихся на одинаковом расстоянии друг от друга. В качестве информационных сигналов выступает напряжение на измерительных зондах, наводимое электромагнитным полем.

Однако применимость данного метода ограничена условием необходимости наличия у контролируемого объекта плоской отражающей поверхности больших размеров, что в действительности далеко не так.

Для большинства технологического оборудования, подверженного вибрации, элементы его поверхностей, являющиеся источником механических колебаний, могут быть представлены в виде фрагментов плоских, выпуклых или вогнутых поверхностей.

В работе [1] показана высокая эффективность применения нейросетевых технологий для оценки параметров перемещения объектов с плоской поверхностью. Благодаря универсальности данного метода обработки данных возможно расширение набора форм отражающих поверхностей контролируемого объекта.

Цель исследований – исследование возможности применения нейросетевых технологий для решения задач оценки параметров вибраций объектов с неплоской поверхностью и сравнение результатов с традиционно используемыми методами.

Для обучения нейронных сетей нужен исходный набор данных, для получения которого необходимо проведение компьютерного моделирования электродинамической системы сверхвысокочастотной (СВЧ) части интерференционного измерителя параметров вибрации.

Полномасштабная электродинамическая модель для СВЧ части интерференционного измерителя параметров вибрации сводится к необходимости определения поля в области больших электрических размеров (под электрическим размером понимается отношение геометрического размера к длине волны в свободном пространстве). Дискретизация больших областей порождает задачи огромной размерности. Поэтому использование таких методов, как метод конечных элементов, для решения задач указанного класса заведомо не только неэффективно, но и невозможно.

Реальная электродинамическая система даже самого простого интерференционного измерителя параметров вибрации требует решения очень сложной вычислительной задачи. Поэтому в дальнейшем преднамеренно будет рассматриваться ее упрощенный вариант, представляющий собой рупорную антенну, расположенную перед металлическим отражателем (рис. 1).

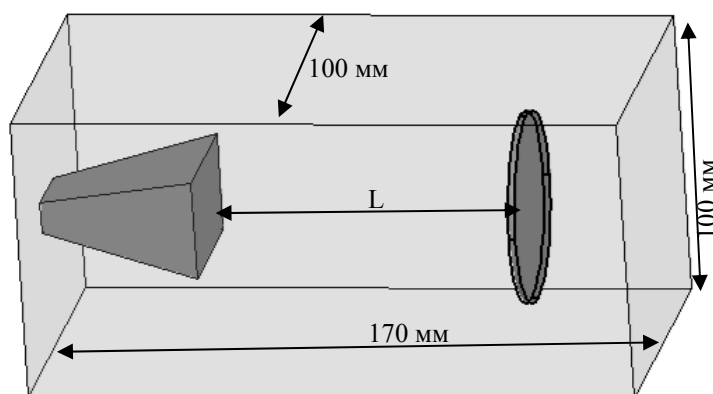


Рис. 1

Исключение из рассмотрения измерительной секции, а также СВЧ генераторной части, обусловлено тем, что их присутствие не влияет существенным образом на структуру электромагнитного поля в пространстве между рупорной антенной и отражателем ввиду направленного излучения рупорной антенны.

В качестве плоских отражателей были взяты металлические – квадрат 70×70 мм и круги с диаметром 70, 50 и 40 мм. В качестве неплоских поверхностей были выбраны части цилиндрической поверхности с радиусом 66,25 мм, длиной образующей 70 мм и хордой 70 мм, ориентированные выпуклой или вогнутой поверхностью в сторону рупорной антенны соответственно.

В результате моделирования были получены зависимости составляющих модуля $|R|$ и фазы ϕ комплексного коэффициента отражения \hat{R} .

Проведенное моделирование отражения от объектов с неплоской формой отражающей поверхности, плоских объектов в виде квадрата и круга конечных размеров, расположенных в свободном пространстве, показало, что фазовые характеристики коэффициента отражения, которые в идеальной ситуации должны обладать линейным характером при изменении расстояния по линейному закону, имеют достаточно существенное отклонение от линейности. Такое поведение фазовых характеристик вызывает существенные ошибки в определении расстояния до объекта при помощи интерференционных

методов путем решения системы линейных уравнений по данным измерений 3-х и 4-х зондовыми методами [4].

Моделирование было проведено при упрощающих предположениях о квадратичности характеристик детекторов и равенстве единице соответствующих амплитудных коэффициентов, отсутствии собственного отражения от зондов и точном их расположении в заданных точках. В этом случае сигналы, получаемые на детекторах, описываются следующими выражениями

$$\begin{aligned} u_1 &= |1 + \dot{R}|^2, \\ u_2 &= \left| 1 + \dot{R} e^{-i\frac{\pi}{2}} \right|^2, \\ u_3 &= \left| 1 + \dot{R} e^{-i\pi} \right|^2, \\ u_4 &= \left| 1 + \dot{R} e^{-i\frac{3\pi}{2}} \right|^2, \end{aligned} \quad (1)$$

где $\dot{R} = |R|e^{i\phi}$ – комплексный коэффициент отражения; u_1, u_2, u_3, u_4 – сигналы, полученные на выходе детекторов, подключенных к первому, второму, третьему и четвертому зондам соответственно.

Решения системы линейных уравнений по данным измерений 3-х и 4-х зондовыми методами для объекта в виде круга радиусом 70 мм показали, что максимальное отклонение оценки местоположения контролируемого объекта от эталонных значений расстояния для 4-х и 3-х зондового методов составило 2,52 мм; модуль среднего отклонения 1,53 мм, при этом предполагалось, что объект удаляется от первоначального положения с постоянной скоростью, что соответствует линейному возрастанию расстояния во времени. Зависимость погрешности имеет осциллирующий характер с четко выраженным наличием тренда.

При моделировании отражения от объекта в виде плоского квадрата со сторонами 70×70 мм метод решения системы линейных уравнений для 4-х и 3-х зондов обеспечивал максимальную погрешность оценки 1,95 мм и 2,71 мм, а соответственно, модуль среднего отклонения 1,15 мм и 1,88 мм.

Для цилиндрической поверхности с образующей, параллельной вектору электрического поля, метод решения системы линейных уравнений для 4-х и 3-х зондов обеспечивал максимальное отклонение оценки местоположения контролируемого объекта от эталонных значений 4,97 мм и 5,66 мм; модуль среднего отклонения 2,05 мм и 2,79 мм. Таким образом, наличие кривизны отражающей поверхности привело к заметному возрастанию уровня погрешности.

Преимущество нейронных сетей по сравнению с остальными методами обработки информации заключается в параллельности обработки информации и в способности к самообучению, т.е. способности создавать обобщения. Под термином обобщение понимается способность получать обоснованный результат на основании данных, которые не встречались в процессе обучения. Эти свойства позволяют нейронным сетям решать задачи, которые на сегодняшний день относятся к труднорешаемым.

Для решения сложных задач, где зависимость между входом и желаемым выходом нейронной сети нелинейная и выраженная в неявном виде, используют многослойные нейронные сети. Как оказывает практика, наиболее практичными являются рекуррентные сети.

Для решения поставленной задачи была выбрана трехслойная рекуррентная нейронная сеть прямого распространения. В качестве функций активации нейронов входного и скрытого слоев были выбраны логистические функции (S-функции), для выходного слоя – линейная функция активации. Входной слой содержал в себе 3 нейрона, что соответствует числу входных сигналов u_1, u_2, u_3 от детекторов. Таким образом, была рассмотрена структура интерференционного измерителя с тремя зондами. Выходной слой содержал 1 нейрон – линейные координаты контролируемого объекта.

Оптимальное число нейронов в скрытом слое определялось исходя из выражения (2) (критерием оптимальности было соотношение минимального числа нейронов в скрытом слое и минимального значения относительного отклонения выхода сети от эталонных значений) [5].

$$\frac{m \cdot N}{1 + \log_2 N} \leq L_{\omega} \leq m \left(\frac{N}{m} + 1 \right) (n + m + 1) + m, \quad (2)$$

где n – размерность входного сигнала; m – размерность выходного сигнала; N – число элементов обучающей выборки.

При этом число нейронов в скрытом слое может быть определено исходя из соотношения для расчета необходимого числа синаптических весов L_{ω} .

Точность тренировки нейронной сети 10^{-3} , что составляло в пересчете на выходные значения 10^{-3} мм. Данная точность является более чем достаточной для решения данной задачи.

Для тренировки использовалась лишь половина данных компьютерного моделирования (выбиралось каждое второе значение исходного множества данных). Качество функционирования натренированной математической модели нейронной сети контролировалось подстановкой всего имеющегося набора данных.

На сегодняшний день существует более 30 различных алгоритмов обучения нейронных сетей, отличающихся друг от друга областями применения. Была проведена серия тренировок математической модели нейронной сети с применением ряда алгоритмов (алгоритм Левенберга–Маркварда, сопряженных градиентов, Флетчера–Пауэлла, классический алгоритм обратного распространения, алгоритм обратного распространения ошибки с использованием метода секущих, алгоритм масштабируемых сопряженных градиентов, алгоритм Полака–Рибера) и различным числом нейронов во внутреннем слое (от 50 до 10 с шагом 1 нейрон). Для каждого выбранного числа нейронов во внутреннем слое было предпринято не менее 10 попыток подбора весов и смещений (в ходе исследований установлено, что при одной и той же начальной конфигурации сети, настройке слоёв и алгоритме тренировки могут быть получены совершенно различные по своим свойствам варианты натренированных математических моделей нейронных сетей).

Наилучшие результаты показала модель нейронной сети, имеющая 30 нейронов в скрытом слое, при этом был использован алгоритм Левенберга–Маркварда. Результаты тестирования такой сети приведены на рисунке 2.

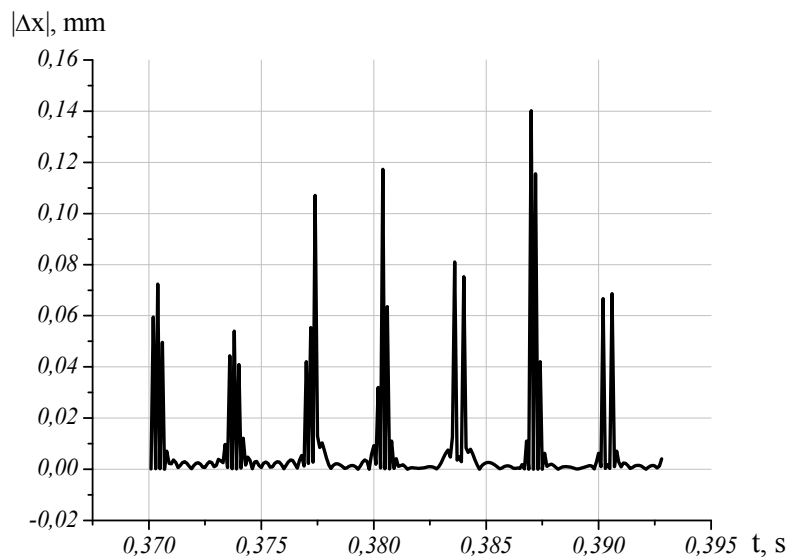


Рис. 2

Максимальное отклонение оценки местоположения контролируемого объекта в виде круга от эталонных значений составило 0,14 мм; модуль среднего отклонения $7,8 \cdot 10^{-3}$ мм. Применение нейросетевых технологий для обработки данных для объекта в виде квадрата позволило получить максимальное отклонение оценки местоположения контролируемого объекта от эталонных значений 0,13 мм и модуль среднего отклонения $3,1 \cdot 10^{-3}$ мм (рис. 3).

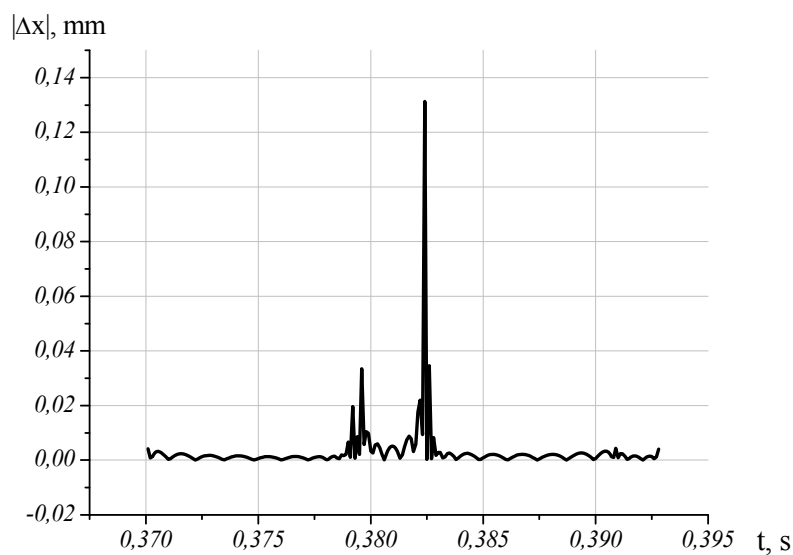


Рис. 3

Максимальное отклонение координаты контролируемого объекта от эталонных значений для выпуклой цилиндрической поверхности, образующая которой параллельна вектору электрического поля, при применении нейросетевых технологий составило $8,3 \cdot 10^{-3}$ мм; модуль среднего отклонения $2,61 \cdot 10^{-3}$ мм (рис. 4).

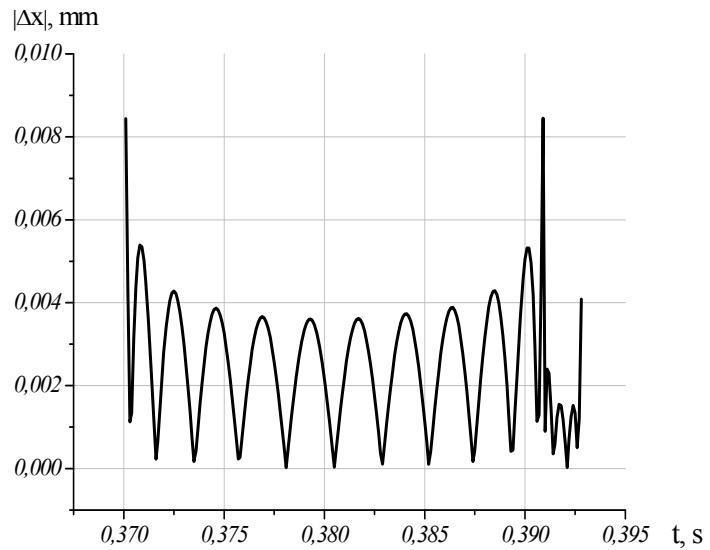


Рис. 4

Максимальное отклонение координаты контролируемого объекта от эталонных значений для вогнутой цилиндрической поверхности, образующая которой параллельна вектору электрического поля, при применении нейросетевых технологий составило $4,99 \cdot 10^{-2}$ мм; модуль среднего отклонения $2,5 \cdot 10^{-3}$ мм (рис. 5).

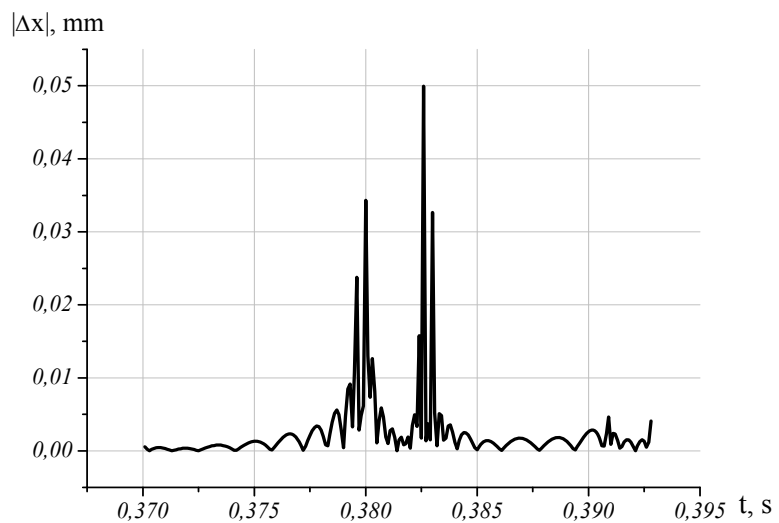


Рис. 5

Максимальное отклонение координаты контролируемого объекта от эталонных значений для выпуклой цилиндрической поверхности, образующая которой перпендикулярна вектору электрического поля, при применении нейросетевых технологий составило $8,94 \cdot 10^{-2}$ мм; модуль среднего отклонения $3,39 \cdot 10^{-3}$ мм (рис. 6).

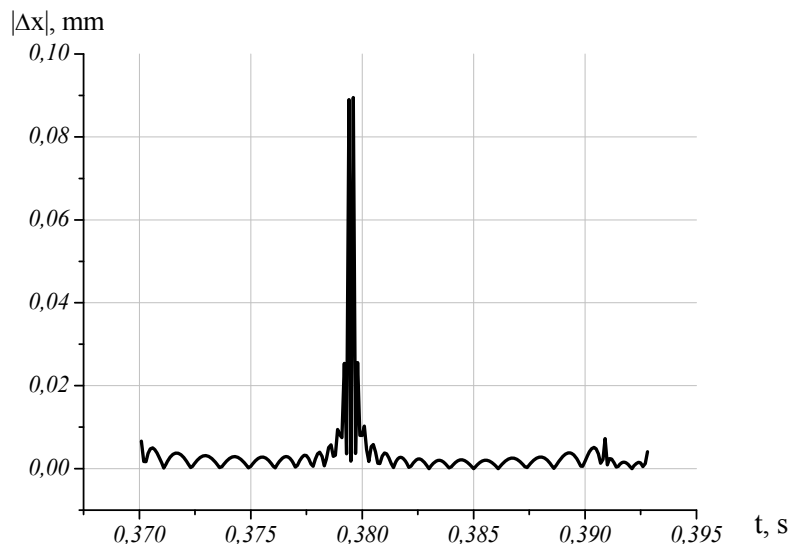


Рис. 6

Выводы. Показано, что применение нейросетевых технологий позволяет использовать интерференционный метод для измерения параметров перемещений объектов с неплоской поверхностью. Полученные результаты обработки данных компьютерного моделирования свидетельствуют об эффективности практического применения нейронных сетей для обработки сигналов 3-х зондового интерференционного СВЧ измерителя.

- 1 Дробахин О. О. Измерение параметров перемещения элементов конструкций интерференционным методом с применением нейросетевых технологий для обработки информации / О. О. Дробахин, А. В. Доронин, Д. Ю. Салтыков, В. В. Григорьев // *Техническая механика*. – 2009. – №1. – С. 118 – 122.
- 2 Викторов В. А. Радиоволновые измерения параметров технологических процессов / В. А. Викторов, Б. В. Лункин, А. С. Совлуков. – М. : Энергоатомиздат, 1989. – 208 с.
- 3 Радиоволновой измеритель параметров вибраций / Д. Ф. Руденко, А. И. Волковец, А. В. Гусинский, А. М. Кострикин, О. О. Герасименко, А. Б. Дзисяк // СВЧ-техника и телекоммуникационные технологии : 15-я Международная конференция, 12 – 16 сентября, 2005 г., Севастополь : материалы конференции. – Севастополь : Вебер, 2005. – С. 829 – 830.
- 4 Тишер Ф. Техника измерений на сверхвысоких частотах / Ф. Тишер. – М. : Физматлит, 1963. – 364 с.
- 5 Хайкин С. Нейронные сети : полный курс / С. Хайкин. – М. : Издательский дом «Вильямс», 2006. – 1104 с.

Институт технической механики
НАН Украины и НКА Украины,
Днепропетровск

Получено 01.11.10,
в окончательном варианте 17.01.11