системы из N частиц разделяется на микроячейки объемом ω_l ($l = 1, 2,\ldots, M$), число M которых больше N. После разбиения недеформированного образца на микроячейки появляется возможность описания напряжённого состояния деформированного образца с помощью поля тензора микроскопической деформации $\lambda_l^{\alpha\beta} = \partial u_\alpha / \partial x_\beta$, который определяет градиент вектора перемещений $\vec{u}$ частиц сплошной среды. Рассматривая вопрос о статистическом описании структуры деформируемого образца, используется замкнутое нелинейное интегральное уравнение для потенциалов φ средних сил деформированной среды.

В качестве приложения развиваемой теории сформулирована одномерная модель растяжения-сжатия [3]. Разработанная методика решения интегрального уравнения для потенциалов φ в приближении Гаусса позволила получить явное выражение для свободной энергии, построить графики одночастичных функций $F_{11}(x)$ и $F_{11}^*(x)$ и исследовать с их помощью влияние Θ и λ на изменение структуры модели. Это означает, что имеется возможность теоретически описывать структуру деформированных кристаллических образцов с вакансиями.

Литература

1. Наркевич И.И. Молекулярно-статистическая теория неоднородных конденсированных сред // Дисс. доктора физ.-мат. наук. -С.-Пб.: СПГУ.- 1993.– 242 с.
2. Наркевич И.И. Метод множителей Лагранжа в проблеме нормировки коррелятивных функций многокомпонентного кристалла с дефектами // Высокочистые вещества - 1990.- №1.– С. 67-75.
3. Наркевич И.И., Жукович С.Я., Павленко Д.А. Модифицированное приближение Гаусса для потенциалов средних сил в статистической теории упругости кристаллов с вакансиями .// Труды БГТУ. Сер. физ.-мат. наук и информатики. - 2002.- Вып.Х.– С.68-72.

ПРИМЕНЕНИЕ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ МОДЕЛИРОВАНИЯ СТОХАСТИЧЕСКИХ ПРОЦЕССОВ

А.М. Поплетеев, П.В. Назаров

Научный руководитель – ***В.М. Лутковский***

Белорусский государственный университет

Детерминированные нейронные сети (НС), типичными представителями которых являются персептроны, уже достаточно широко применяются на практике [1, 2]. Тем не менее в последнее время возрос интерес к изучению импульсных (spiking) НС и стохастических НС (СНС), наиболее близких к биологическому прототипу [3, 4]. Дело в том, что персептроны, обучаемые методом обратного распространения ошибки, не всегда дают желаемые результаты, что объясняется проблемой попадания в локальный минимум [2]. Установлено, что включение стохастических элементов в такие НС или использование стохастических алгоритмов обучения значительно расширяет их возможности [4]. К сожалению, СНС недостаточно изучены и используются на практике в меньшей степени, что подтверждается пробелами в литературных источниках. Они имеют ряд отличительных особенностей в сравнении с детерминированными нейронными сетями; в частности, позволяют решить проблему локального минимума. Однако возможности СНС этим далеко не исчерпываются. Целью работы являлось исследование возможностей НС для моделирования и прогнозирования стохастических процессов в электронных приборах.

Возможности применения детерминистических НС и схем обучения для прогнозирования стохастического сигнала весьма ограничены. В этом случае одна из полезных особенностей НС – способность к обобщению – превращается в ее недостаток. Пытаясь “обобщить” стохастический входной сигнал, сеть просто выходит на некоторый постоянный уровень.

Более перспективным для аппроксимации случайных функций (явный вид которых в общем случае не известен) представляется следующее использование НС. По исходному стохастическому сигналу определяются характерные признаки (например, величина математического ожидания, дисперсии, экстремальные значения, оценка плотности распределения), которые можно использовать в качестве эталона при обучении сети. На вход НС подается несколько случайных величин, имеющих равномерное распределение. Обучение сводится к минимизации различий между параметрами исходного и генерируемых сетью сигналов.

Таким образом, используя для обучения НС стохастические алгоритмы, можно добиться того, что сеть будет генерировать случайный сигнал с заданными характеристиками. Такое применение НС может быть полезно при моделировании различных стохастических процессов для поиска их параметров, а также при восполнении недостающих экспериментальных данных. При этом априорные знания о сигнале не нужны, так как по экспериментальной выборке можно определить необходимые для обучения параметры.

Очевидно, что для решения рассматриваемой задачи могут быть использованы и стохастические НС. К сожалению, их практическое применение осложняется тем фактом, что обучение СНС требует больших временных и вычислительных ресурсов. Тем не менее, данный подход представляется многообещающим, и требует дальнейшей проработки. Прежде всего, следует реализовать более эффективные алгоритмы обучения СНС и исследовать возможность стохастической сети моделировать сигнал с такими же характеристиками, что и использованный при обучении.

Литература

1. Bishop M. Neural Networks for Pattern Recognition. -Oxford: Clarendon Press, 1997. 477 p.

2. Уоссермен Ф. Нейрокомпьютерная техника: Теория и практика / Пер. с англ. Ю. А. Зуева и В. А. Точенова. -М.: Мир, 1992. 184 с.

3. Van Schaik, A. Building blocks for electronic spiking neural networks // Neural Networks.- 2001. -Vol. 14. -P. 617-628.

4. Hangartner R.D., Cull P. Probabilistic computation by Neuromine Networks // BioSystems.- 2000. -Vol. 58. -P. 167–176.

КОМПЬЮТЕРНОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ ДИНАМИКИ СИСТЕМЫ ТИПА “ОБОРОТНЫЙ МАЯТНИК”

И.Ю. Развин, Е.В. Ясюк

Научный руководитель – к.ф.-м.н. ***В.В. Черный***

Белорусский национальный технический университет

При постановке лабораторной работы физического практикума “Оборотный маятник“, в которой определяется ускорение свободного падения, необходимо подобрать такое положение грузов и осей, при котором периоды колебаний относительно обеих осей совпадают [1,2]. Для получения контрольных данных представляется целесообразным заменить комплекс тривиальных измерений, требующих значительных затрат времени, компьютерным моделированием.

Для этого предварительно методом крутильных колебаний определялись моменты инерции J_g используемых грузов. В качестве эталонного использовался стальной куб, у которого определялись масса и длина ребра для расчета момента инерции. Момент инерции стержня J_o также определялся расчетным путем по его известным массе m и длине l.

Затем на алгоритмическом языке Pascal составлялась программа расчета периодов колебаний физического маятника относительно обеих осей для фиксированного положения грузов и осей на стержне. Для проведения расчета периодов необходимо при заданных координатах центров грузов (x_1,x_2) и осей (y_1,y_2) определить также и положение центра масс маятника x_c и расстояния от него до центров грузов (l_1,l_2) Предполагалось несимметричное расположение грузов относительно центра масс маятника (l_1 и l_2 отличались не менее, чем на 25%), что необходимо для получения высокой точности в определении величины ускорения свободного падения [1].

Расчет момента инерции относительно одной из осей проводился по формуле: