

ПРИМЕНЕНИЕ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ПРИ ДИАГНОСТИКЕ СОСТОЯНИЯ РЕЖУЩЕГО ИНСТРУМЕНТА

Кабак И.С., Суханова Н.В., Гаделев А.М.

МГТУ «СТАНКИН»

ikabak@mail.ru

Разработана система технической диагностики состояния режущего инструмента на базе нейронных сетей с особой архитектурой. Данная архитектура позволяет разделить большую нейронную сеть на отдельные взаимосвязанные фрагменты, которые могут решать отдельные подзадачи диагностики и обучаться при помощи генетических алгоритмов.

Ключевые слова: техническая диагностика, нейронные сети, генетические алгоритмы, процесс резания.

THE USE OF ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS IN THE DIAGNOSIS OF CUTTING TOOLS

Kabak I.S., Suhanova N.V., Gadelev A.M.

«STANKIN» MSTU

The system of technical diagnostics of the cutting tool was designed on the base of the neural networks with special architecture. This architecture allows to decompose the large neural network to interconnected fragments that can solve the individual subtasks of diagnosis and can be trained by genetic algorithms.

Keywords: technical diagnostics, artificial neural networks, genetic algorithms, cutting process.

Введение

Совершенствование методов и средств диагностики состояния режущего инструмента является одной из самых актуальных задач в машиностроении [1]. Совершенствование систем диагностики процесса резания должно обеспечить:

- 1) снижение себестоимости обработки путем максимального использования ресурса режущего инструмента;
- 2) повышение качества обрабатываемых деталей за счет компенсации влияния износа корректировкой положения исполнительного органа станка на величину износа;
- 3) повышение надежности обработки за счет своевременной замены инструмента до наступления критического износа или поломки.

Зона резания и режущая часть инструмента недоступны для непосредственного измерения их износа в процессе обработки детали, поэтому контроль состояния режущего инструмента невозможно осуществить прямыми методами. В настоящее время существует множество систем диагностики текущего состояния режущего инструмента. Практически все они используют для анализа косвенные диагностические признаки [2–5]. В основном используются методы измерения интенсивности износа на основании анализа сигналов акустической эмиссии и виброакустических сигналов, электропроводимости контакта «инструмент – деталь», термоЭДС, мощности привода главного движения, силы резания и др.

Алгоритм технической диагностики состояния режущего инструмента должен учитывать следующие факторы:

- информативность диагностических параметров;
- нелинейный характер процесса резания;
- нестационарную динамику параметров, характеризующих процесс резания;
- неоднородность начальных свойств материалов заготовки и инструмента.

Целью данного исследования является совершенствование методов технической диагностики состояния режущего инструмента на базе нейронных сетей с особой архитектурой.

Для достижения указанной цели были поставлены следующие задачи:

1. Разработать методику применения нейронных сетей для решения задач диагностики состояния режущего инструмента.
2. Увеличить скорость обучения сети без потери качества.

В данной работе предлагается метод построения системы диагностики на базе большой нейронной сети. Нейронная сеть реализует алгоритм оценки текущего значения и контроля допуска для множества параметров.

Рассмотрим задачу оценки параметров технической диагностики $Y = \{Y_1, Y_2, \dots, Y_N\}$ по текущим или по прогнозируемым значениям косвенных диагностических параметров $X = \{X_1, X_2, \dots, X_L\}$, поступающих от датчиков, расположенных на различных элементах станочного оборудования, в том числе вблизи зоны резания.

Для решения поставленной задачи используем многослойную нейронную сеть с традиционной архитектурой. Многослойная нейронная сеть с традиционной архитектурой имеет большой размер и низкую скорость работы. Для обучения такой нейронной сети требуется достаточно длительное время.

Предлагается применить нейронную сеть с особой архитектурой. Новая архитектура позволяет сократить размер сети и время ее обучения, а также повысить скорость работы сети. Изначально берется многослойная нейронная сеть с традиционной архитектурой (рис. 1). Эта сеть состоит из k слоев: входного слоя, выходного слоя и $(k-2)$ скрытых слоев. Значения весовых коэффициентов связей между нейронными устанавливаются малыми случайными величинами с равномерным распределением в заданном диапазоне изменения. На первом этапе производится первичное обучение нейронной сети с помощью метода обратного распространения ошибки, целью которого является формирование начальной общей матрицы весовых коэффициентов. Первичное обучение осуществляется до тех пор, пока значение целевой функции ошибки E не будет меньше заданного допустимого значения E_0 . Так как это первичное обучение, то значение E_0 выбирается достаточно большим.

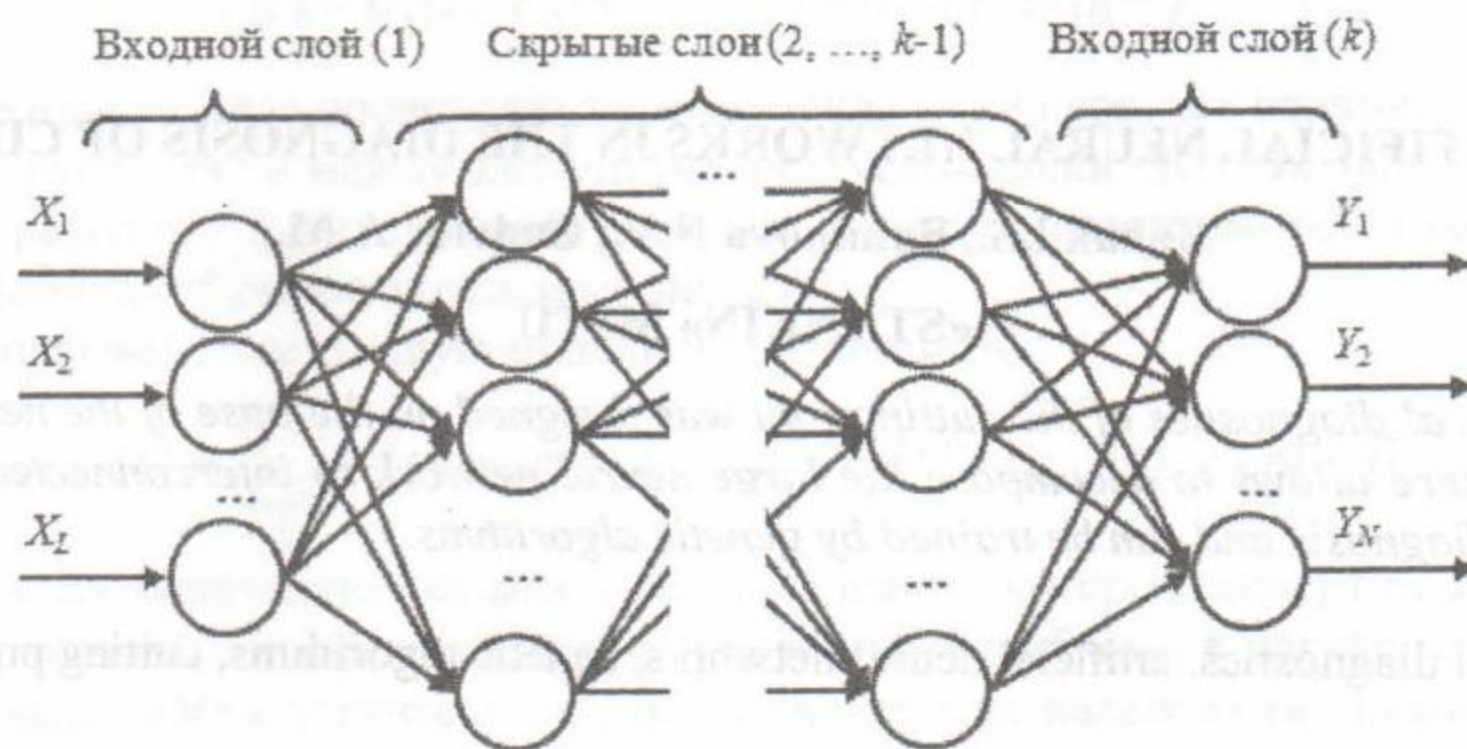


Рис. 1. Архитектура традиционной многослойной нейронной сети

Далее происходит выделение фрагментов нейронной сети – доменов [6, 7] по алгоритму, предложенному в работах [8, 9]. Алгоритм фрагментации выполняет группировку нейронов в домены. Для группировки нейронов вводят метрику, аналогичную силе притяжения и отталкивания между нейронами. Значение этой метрики рассчитывается через коэффициенты связей нейронов в обученной сети [8, 9]. В процессе фрагментации нейронной сети её архитектура приводится к виду полносвязной сети доменов, представленному на рис. 2. Каждый домен рассматривается как отдельный фрагмент нейронной сети или как элемент сети со сложной структурой (который выполняет более сложные функции, чем отдельный нейрон). Весовые коэффициенты связей нейронов, находящихся в разных доменах, будут иметь малые значения, и их можно будет заменить усредненными весовыми коэффициентами:

$$z_{i,j} = \frac{1}{S} \sum_{l=1}^N \sum_{k=1}^N w_{l,k}, \quad (1)$$

где S – число ненулевых весовых коэффициентов связи между нейронами доменов i и j . При этом нейрон с номером l находится в домене i , а нейрон с номером k находится в домене j .

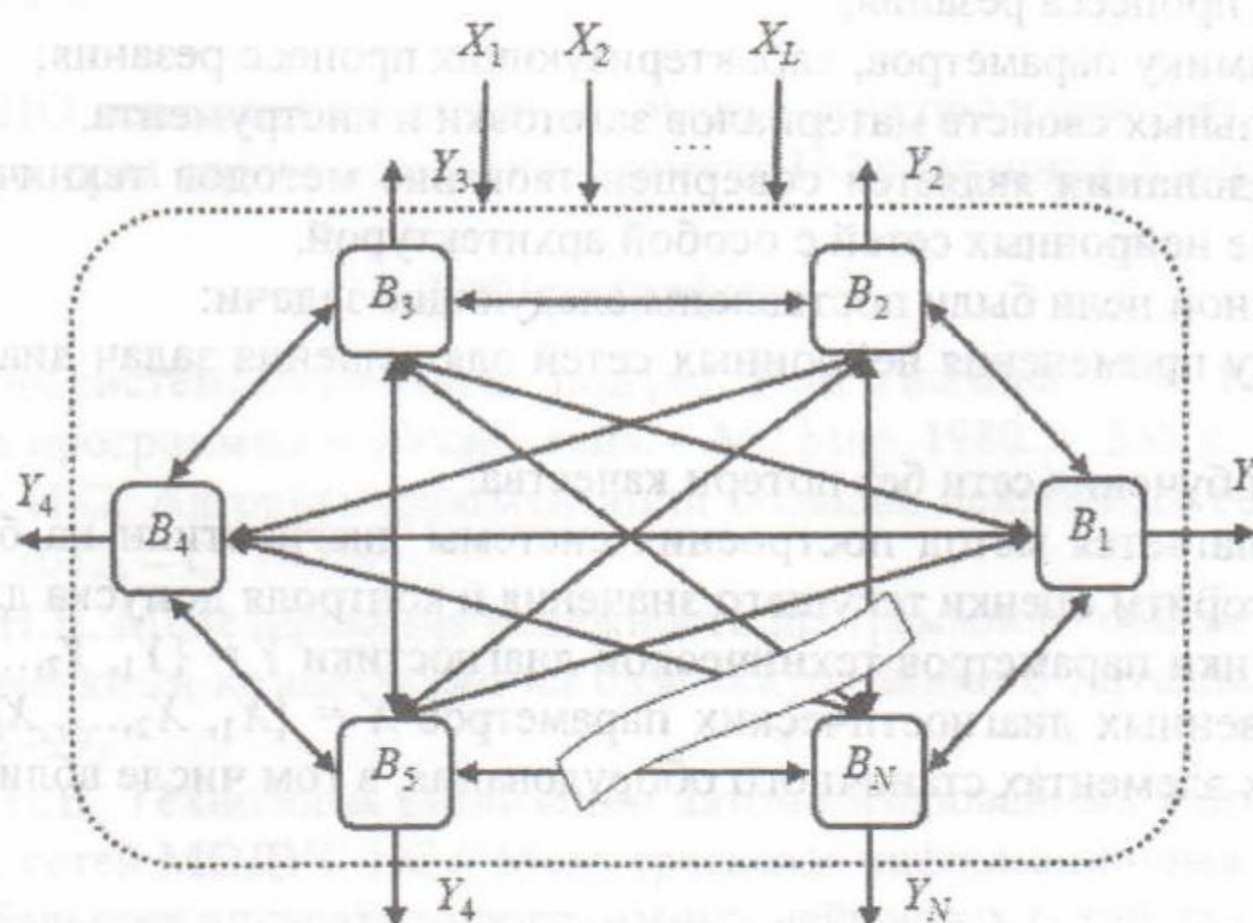


Рис. 2. Архитектура доменной нейронной сети

Тем самым получаем следующую матрицу связей между доменами Z :

$$Z = \begin{pmatrix} 0 & z_{1,2} & z_{1,3} & z_{1,4} & \dots & z_{1,N} \\ z_{2,1} & 0 & z_{2,3} & z_{2,4} & \dots & z_{2,N} \\ z_{3,1} & z_{3,2} & 0 & z_{3,4} & \dots & z_{3,N} \\ z_{4,1} & z_{4,2} & z_{4,3} & 0 & \dots & z_{4,N} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ z_{N,1} & z_{N,2} & z_{N,3} & z_{N,4} & \dots & 0 \end{pmatrix}, \quad (2)$$

Затем проводим дополнительное обучение доменной нейронной сети по отдельным доменам. Для обучения доменов используем генетические алгоритмы. Дополнительное обучение доменной нейронной сети производится в два этапа [8]:

1. Обучение каждого домена в отдельности, когда для формирования начальной популяции в качестве базовой матрицы весовых коэффициентов берется матрица связей домена B_i .

2. Обучение всех доменов целиком, когда каждый домен рассматривается как отдельный нейрон, а в качестве базовой матрицы весовых коэффициентов берется матрица Z .

В результате обучения с помощью генетических алгоритмов получаем обученную доменную сеть, в которой каждый домен может решать отдельную подзадачу диагностики состояния режущего инструмента, характеризуемой параметром Y . При этом степень корреляции косвенных диагностических параметров $X = \{X_1, X_2, \dots, X_L\}$ с каждым выходным параметром Y учитывается самой нейронной сетью, т.к. нейронная сеть едина, и каждый контролируемый параметр Y не рассчитывается отдельно.

На первом этапе использовалась уже обученная многослойная нейронная сеть, поэтому дополнительное обучение доменов при помощи генетических алгоритмов предлагается проводить во время процесса технической диагностики.

Обучение доменов при помощи генетических алгоритмов во время процесса технической диагностики позволяет учесть нелинейный и нестационарный характер изменения входных и выходных параметров.

Использование коммутаторной доменной архитектуры нейронной сети, её фрагментация и применение генетических алгоритмов позволяют производить параллельное обучение доменов, что существенно сокращает время обучения.

Выводы

1. Применение нейронных сетей для решения задач диагностики состояния режущего инструмента повышает качество диагностики за счет учета нелинейности процесса резания.

2. Предложенная в данной работе методика применения нейронных сетей для решения задач технической диагностики процесса резания позволит осуществлять диагностику на основе анализа множества диагностических параметров, что делает диагностику более достоверной, а саму систему диагностики – более универсальной.

3. Дополнительное обучение во время диагностики обеспечивает повышение качества прогнозирования остаточного ресурса режущего инструмента на каждом шаге работы системы.

Библиография

1. Сидоров А.С. Мониторинг и прогнозирование износа режущего инструмента в мехатронных станочных системах: автореф. дисс. ... канд. техн. наук. – Уфа, 2007.

2. Киселев С.А., Григорьев А.С., Геранюшкин А.В., Пушков Р.Л. Прогнозирование стойкости инструмента при чистовой обработке // Вестник МГТУ «Станкин». – М.: МГТУ «Станкин», 2008. – № 4 (4). – С. 23–32.

3. Постнов В.В., Шафиков А.А. Разработка эволюционной модели изнашивания режущего инструмента для управления процессом обработки // Вестник УГАТУ. – Уфа: УГАТУ, 2008. – Т. 11, № 2 (29). – С. 139–146.

4. Tanikic D., Manic M., Radenkovic G., Mancic D. Metal cutting process parameters modeling: an artificial intelligence approach // Journal of Scientific & Industrial Research. – 2009. – Vol. 68. – P. 530–539.

5. Кабак И.С., Суханова Н.В. Доменная нейронная сеть. Патент на полезную модель № 72084 от 03.12.2007.

6. Степанов С.Ю., Кабак И.С. Алгоритм фрагментации больших нейронных сетей и исследование его сходимости // Информационные технологии. – 2012. – № 7. – С. 73–78.

7. Кабак И.С., Суханова Н.В. Моделирование надежности программного обеспечения систем управления автоматизированными технологическими комплексами на базе искусственного интеллекта // Вестник МГТУ «Станкин». – 2012. – № 1 (19). – С. 95–99.

8. Кабак И.С., Суханова Н.В. Технология реализации автоматизированных систем управления на базе больших искусственных нейронных сетей МОДУС-НС // Межотраслевая информационная служба. – 2012. – Вып. 2.

9. Кабак И.С. Создание больших аппаратно-программных нейронных сетей для систем управления // Авиационная промышленность. – 2012. – № 4.