

АЛГОРИТМ АДАПТАЦИИ НЕЙРОСЕТЕВОЙ СИСТЕМЫ УПРАВЛЕНИЯ ПРОЦЕССОМ МЕТАЛЛООБРАБОТКИ

Бабушкин В.А.

Научный руководитель: Никишицкий А. П. – к. т. н., доцент
Кафедра «Компьютерные системы управления» ФГБОУ ВПО МГТУ
«СТАНКИН»

В современных экономических условиях высокой конкуренции ведется постоянный поиск повышения качества продукции при снижении затрат на ее производство. Анализ работ в области управления процессами металлообработки показал, что задача адаптивной системы управления и оптимизации процесса резания по экономическим критериям, критериям качества и максимальной производительности в конечном итоге сводится к задаче стабилизации температурно-силовых и мощностных параметров процесса [1]. Именно изменение данных параметров в процессе обработки приводит к ухудшению качества обработки, поломки инструмента и вызывает необходимость занижать режимы резания [1,5].

Адаптивные системы реализуются по принципу двухмерного предельного управления по значениям скорости v и подачи s . Траектория движения инструмента, глубина резания, скорость и подача задаются штатной системой ЧПУ [2,3]. Коррекцию v и s в зависимости от текущих условий обработки осуществляет адаптивная система с учетом ограничений на управляющие воздействия. В качестве ограничений выступают мощности приводов подачи и главного движения.

Важнейшими задачами адаптивного управления являются разработка математических моделей процесса и синтез системы температурно-силовой и мощностной стабилизации.

Учитывая, что динамика любого процесса металлообработки очень нестабильна, зависит от массы факторов и определяется конкретной ситуацией, возможно использование нейросетевой модели, построенной по двухсетевой схеме с нейроконтроллером (НК) и нейроэмулятором (НЭ) [4,6,7]. Такая схема, использующая многослойные сети прямого распространения, обеспечивает точное обучение НК, так как при обучении НК и НЭ могут рассматриваться как единая многослойная сеть и ошибка может распространяться через НЭ в обратном направлении с целью получения минимальной ошибки на выходе НК [7].

Общая структура предлагаемой системы стабилизации с нейроэмулятором и нейроконтроллером представлена на рис. 1.

```
if (Serial.available()) {  
    // Очищаем экран  
    lcd.clear();  
    // Читаем доступные символы  
    while (Serial.available() > 0) {  
        // Выводим на ЖКИ  
        lcd.write(Serial.read());  
    }  
}
```

Таким образом, при подключении ЖКИ к отладочной плате, на нем будут выводиться тестовые сообщения, которые позволяют определить его исправность.

Для варианта, когда необходимо тестировать различные типы сообщений без перепрошивки контроллера платы, была написана программа на языке C#, которая позволяет через виртуальный COM порт посылать различные сообщения, заданные пользователем на отладочную плату, а затем выводить их на ЖКИ.

// Пример отправки сообщения через COMпорт

```
if (serialPort1.IsOpen)  
{  
    string message = textBox2.Text.ToString();  
    Encoding ansiCyrillic = Encoding.GetEncoding(1251);  
    byte[] testSendMessage = ansiCyrillic.GetBytes(message);  
    serialPort1.Write(testSendMessage, 0, testSendMessage.Length);  
}
```

Таким образом, конечный пользователь сам выбирает способ тестирования: простой, при котором необходимо просто подключить ЖКИ к отладочной плате или расширенный, при котором возможно после перехода платы в режима приема, посылать любые сообщения (русские и английские буквы алфавита, различные символы).

Библиографический список:

1. Сосонкин В.Л., Мартинов Г.М. Системы числового программного управления: Учеб. Пособие. – М.: Логос, 2005.-296с.
2. Мартинов Г.М., Любимов А.Б., Бондаренко А.И., Сорокоумов А.Е., Ковалев И.А. Подход к построению мультипротокольной системы ЧПУ // Автоматизация в промышленности. 2012. №5. с.8-11.
3. И.А. Ковалев, М.С. Бабин, Р.В. Травкин Реализация управления знакосинтезирующим индикатором посредством динамической индикации с использованием программно-реализованного контроллера электроавтоматики SoftPLC. Материалы VII Международной научно-образовательной конференции

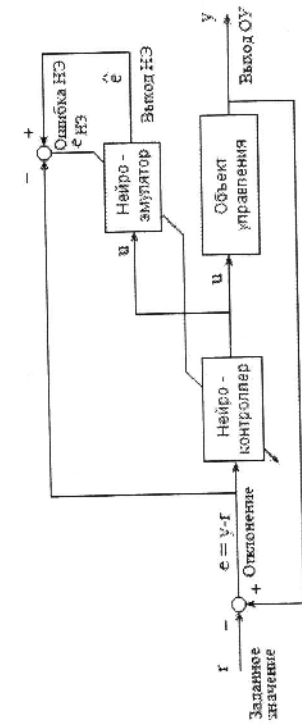


Рис. 1. Общая структура управления с нейроконтроллером и нейроэмулятором

В данной системе нейроконтроллер вырабатывает управляющее воздействие являющиеся вектором $u = (u(t), v(t-1), s(t-1))$ (значения скорости и подачи в данный и предыдущий момент времени) в зависимости от отклонения $\epsilon = y - \Gamma$. Переменные u, v, s также являются векторами. Векторы $y = (y_1(t), y_2(t), y_3(t-1), y_4(t-1))$ и $r = (r_1(t), r_2(t), r_3(t-1), r_4(t-1))$ представляют соответственно реальные и заданные значения контролируемых параметров температуры y_1, r_1 и мощности y_2, r_2 в данный момент времени, а также задержанные на один такт значения этих параметров для учета динамики объекта.

Естественно потребовать и от нейроэмулятора определения величины отклонения ϵ . При обучении нейроэмулятора происходит минимизация среднеквадратичной ошибки $E_{\text{нэ}}$ нейроэмулятора, которая вычисляется как квадрат разности между выходом нейроэмулятора $\hat{\epsilon}$ и реальным отклонением выхода объекта от заданного значения $\epsilon = y - \Gamma$, то есть

$$E_{\text{нэ}} = \frac{1}{2} (\hat{\epsilon} - \epsilon)^2 = \frac{1}{2} \epsilon_{\text{нэ}}^2.$$

На вход НЭ подаются управляющие сигналы — значения скорости резания и подачи (в данный и предыдущий моменты времени), являющиеся выходом и нейроконтроллера.

Таким образом, количество входов и выходов НЭ определяется размерностью векторов u и $\hat{\epsilon}$ соответственно. При этом количество входов/выходов НК соответственно равно количеству выходов/входов НЭ. В экспериментах по обучению нейросетевых компонент в качестве НЭ и НК использовались сети одинаковой размерности, содержащие четыре входных нейронов, четыре выходных и пять нейронов одного скрытого слоя.

Управляющие сигналы u , определяемые нейроконтроллером, поступают в систему ЧПУ, обеспечивая контроль и стабилизацию температурно-мощностных параметров процесса резания. На вход НК подается вектор $\epsilon = y - \Gamma$.

Возможны два варианта работы: обычный с заранее выбранными заданными значениями температуры и мощности, т. е. значениями вектора уставки Γ и, более сложный, с оперативным формированием значения уставки [6].

В качестве функции активации нейронов скрытого слоя сетей использован гиперболический тангенс $f(v) = \frac{e^{2v} - e^{-2v}}{e^{2v} + e^{-2v}}$, где v выход сумматора нейрона. Функции активации нейронов входного и выходного слоев — линейные.

В процессе работы адаптивной системы происходит непрерывное обучение НЭ и формируются обучающая и тестовая выборки для НК. В случае возрастания ошибки управления, оцениваемой по среднеквадратичному критерию $E = \frac{1}{2} (\epsilon - \Gamma)^2$, инициализируется процедура адаптации. При этом веса НЭ фиксируются, и начинается обучение НК с одновременным формированием его структуры по накопленной на данный момент обучающей выборке. При обучении НЭ и НК рассматриваются как одна многослойная сеть прямого распространения, причем веса НЭ к моменту обучения НК уже определены. В случае удачного обучения НК происходит замена старого НК на новый.

Так как длительность цикла переобучения (без учета времени формирования обучающей выборки) зависит только от вычислительной мощности, она может быть снижена до длительности одного такта управления и не влияет на быстрдействие системы.

Алгоритм адаптации представлен на рис. 2.

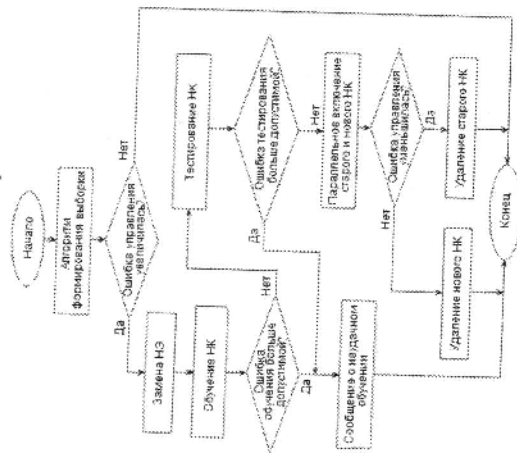


Рис. 2. Алгоритм адаптации

ЛОГИСТИКА В МАШИНОСТРОИТЕЛЬНОМ ПРОИЗВОДСТВЕ

Барсукова А.С.

Научный руководитель: Бекмешов А.Ю. – к.т.н., доцент
Кафедра «Автоматизированные системы обработки информации и управления» ФГБОУ ВПО МГТУ «СТАНКИН»

Машиностроительный комплекс является ведущим среди межотраслевых комплексов и отражает уровень научно-технического прогресса и обороноспособности страны. Продукция машиностроения – машины и оборудование, приборы и вычислительная техника, передаточные устройства, транспортные средства – используется во всех отраслях народного хозяйства. Для эффективной работы этого комплекса возникает потребность поиска и применения наиболее результативных методов управления машиностроительным производством и сбытом машиностроительной продукции, к числу которых относятся логистические методы регулирования потоковых процессов. Сущность и преимущества указанных методов управления лучше всего проявляются при формировании логистических систем, логистических цепей и других логистических структур, создаваемых с целью оптимизации экономических потоков.

К основным методам можно отнести:

- 1) Экспертные оценочные методы
 - Метод сценариев – средство первичного упорядочения логистической проблемы, получения и сбора информации о взаимосвязях решаемой проблемы, о возможных и вероятных направлениях будущего развития.
 - Метод Дельфи предполагает предварительное ознакомление экспертов по логистике с ситуацией с помощью какой-либо модели.
 - Метод дерева целей: экспертам предлагается оценить структуру логистической модели в целом и дать предложения о включении в нее неучтенных связей.
- 2) Методы, использующие специальные компьютерные программы.
- 3) Анализ полной стоимости в логистике учитывает все экономические явления, возникающие при изменениях в логистической системе. Логистика охватывает весь путь материального потока, существующего как в виде входящего, включающего сырье, материалы, комплектующие изделия, поступающие из внешних источников на предприятие и подвергающиеся переработке в процессе производства, так и выходящего – в виде готовой продукции, движущейся в направлении от производителя к потребителю.

Главной концепцией логистической системы является управление материальными потоками и обеспечение механизма разработки задач и

Длительное переобучение НК может привести к тому, что нейронная сеть перестанет воспринимать адекватно вновь поступающие данные о процессе. Обычно этот недостаток предлагается устранять с помощью введения специального коэффициента в алгоритм обучения, предназначенного для определенного "забывания" старых примеров. Однако требуется подстройка такого коэффициента в зависимости от того, насколько быстро меняется содержащаяся в обучающей выборке аппроксимирующая функция, что приводит к появлению дополнительных трудностей при обучении.

Предлагается каждый раз обучать новый НК. При этом обучающая выборка должна быть скользящей по времени, т.е. включать в себя данные из предыдущей выборки. В этом случае при появлении нежелательных отклонений в работе НК (связанного со случайными процессами при обучении) они полностью исчезнут после замены НК. Таким образом, новый НК не будет наследовать и накапливать устаревшую информацию о процессе, полностью ориентируясь на информацию, содержащуюся в текущей обучающей выборке.

Библиографический список:

1. Синопальников В.А., Григорьев С.Н. Надежность и диагностика технологических систем. – М.: Высш. шк., 2005. – 343 с.: ил.
2. Мартинов Г. М. Академическая версия системы ЧПУ WinPCNC // Инструмент, технология, оборудование. №8. 2007. С. 62 – 64.
3. Мартинов Г. М., Мартинова Л. И. Современные тенденции в области числового программного управления станочными комплексами // СТИН. 2010. №7. С. 7 – 10.
4. Мартинова Л.И., Григорьев А.С., Соколов С.В. Диагностика и прогноз износа режущего инструмента в процессе обработки на станках с ЧПУ // Автоматизация в промышленности. 2010. №5. С. 46 – 50.
5. Григорьев С.Н. Научно-технические проблемы построения современных технологических систем с числовым программным управлением // Мехатроника, автоматизация, управление. 2011. № 4. с. 19 – 26.
6. Григорьев С.Н., Гурин В.Д., Козочкин М.П., Кузовкин В.А., Мартинов Г.М., Сабиров Ф.С., Синопальников В.А., Филагов В.В. Диагностика автоматизированного производства. – М.: Машиностроение, 2011. – 600 с.
7. Никищечкин А.П. Нейросетевые технологии: учебное пособие для студентов вузов. – М.: ИЦ ГОУ ВПО МГТУ Станкин», 2010. – 124 с.