

А. А. Лялько, ассистент; А. П. Фридрих, доцент; И. Ф. Кузьмицкий, доцент

ОПТИМАЛЬНОЕ УПРАВЛЕНИЕ ПРОЦЕССАМИ РЕЗАНИЯ ДРЕВЕСИНЫ В УСЛОВИЯХ РАЗМЫТОСТИ ПАРАМЕТРОВ СИСТЕМЫ СТАНОК – ПРИСПОСОБЛЕНИЕ – ИНСТРУМЕНТ – ДЕТАЛЬ

In paper are observed questions of synthesis a multilevel control system by woodworking in conditions uncertainties of parameters of the system the rig – the adaptation – the tool – a detail. Synthesis of control algorithm at the lower level is based on optimum control with law – square criterion of quality which is shared with algorithm of an optimum filtration. Controls at higher level – basis on a neural networks control systems synthesized in Matlab, that allows to adapt for varying operating conditions without preliminary compiling mathematical model.

Имеющиеся в настоящее время деревообрабатывающие станки проектировались с целью обеспечения возможности обработки лесоматериалов любой породы и геометрических размеров с максимальной производительностью и достаточным качеством обработки [1]. Вместе с тем многолетними исследованиями установлено, что физико-механические свойства древесины высоковариабельны и зависят от множества различных факторов. Накоплен огромный теоретический и экспериментальный материал, характеризующий естественное состояние предмета труда. Однако в существующих методиках расчета режимов обработки древесины все эти данные оказываются невостребованными, а физико-механические свойства древесины учитываются поправочными коэффициентами на породу, влажность, температуру и сучковатость древесины [2].

В существующих деревообрабатывающих станках регулирование скорости подачи в зависимости от изменения физико-механических свойств древесины практически отсутствует, и резание происходит в основном за счет больших инерционных масс подвижных частей механизма резания с дорогостоящим (с повышенным скольжением) приводом [3]. Таким образом, расчетная мощность оборудования изначально завывшалась, что привело к увеличению энергоемкости и материалоемкости оборудования.

Возникает необходимость применения в деревообрабатывающих станках приводов с саморегулированием режимов обработки, обеспечивающих автоматическое регулирование режимов обработки в зависимости от изменения физико-механических свойств древесины, снижающих энергоемкость и материалоемкость при одновременном повышении надежности оборудования и качества выпускаемой продукции.

Построение автоматической системы регулирования режимов обработки древесины, в частности режимов резания при фрезеровании, возможно на основе критериев минимальной себестоимости и максимальной производительности.

На выбор режимов резания влияют ограничения, характеризующие кинематику и динамику процесса резания для заданной системы прибор – инструмент – деталь (СПИД), а также физико-механические свойства материала режущего инструмента.

Сложность создания и управления стохастическим нестационарным процессом резания вызывает необходимость применения теории многоуровневых систем. Использование иерархии по уровням принятия решений позволяет спроектировать трехуровневую систему управления технологическим модулем на базе созданных локальных систем автоматического управления (САУ), текущей информации о процессе резания (ПР) и ЭВМ.

На первом (нижнем) уровне производится управление непосредственно ПР с помощью локальной САУ. Требуемые параметры режима резания определяются по модели на втором уровне. Выбор требуемого инструмента (его геометрии, марки материала), структуры и параметров САУ, критерия эффективности, алгоритма управления ПР осуществляется на третьем уровне.

САУ станком на I уровне обеспечивает ведение ПР по заданным критериям эффективности, анализируя выходные (контролируемые) параметры ПР (качество обработанной поверхности, износ инструмента, силы и температуры резания и др.). Расчет режима обработки осуществляется на II уровне по выбранным моделям. На II уровне на основе текущей информации об износе инструмента и силах резания могут вырабатываться сигналы на смену инструмента, перерасчет режимов обработки.

Как уже отмечалось ранее, ПР является сложной стохастической системой, подверженной в общем случае случайным воздействиям с априори неопределенным законом распределения.

Остановимся более подробно на задаче синтеза оптимального управления.

В качестве силового параметра, которым мы будем управлять, рассмотрим силу резания,

вектор управления – скорости резания. В качестве датчика силового параметра можно использовать тензومترический датчик или датчик мощности со сглаживающими фильтрами.

Рассмотрим следующую стохастическую модель системы управления:

$$\begin{aligned} X(k+1) &= F_x[X(k+1), k] + B_u[s(k+1), k]U(k) + \\ &+ G_x[X(k), k]N_x(k), \\ Y(k+1) &= F_y[X(k+1)] + f(k+1), \\ f(k+1) &= F_f[Y(k+1), k] + G_f[X(k), k]N_f(k), \end{aligned} \quad (1)$$

где $X(k)$ – n -мерный вектор в пространстве состояний; $Y(k)$ – вектор наблюдений, $f[k+1]$ – вектор шумов наблюдения; $N_x(k), N_f(k)$ – вектора гауссовских случайных процессов; $F_x(\cdot), F_y(\cdot), F_f(\cdot), G_x(\cdot), G_f(\cdot)$ – некоторые известные функции своих аргументов; $U(k)$ – вектор управления, $k = 0, 1, \dots, N$ – индекс дискретизации по времени.

Алгоритм управления синтезируется на основе квадратичного критерия качества и приближенных (в случае нелинейной модели) или точных (в случае линейной или линеаризованной модели) методов оптимизации стохастического управления. Поскольку управляемая система подвержена возмущающему воздействию, для синтеза закона управления будем использовать принцип разделения, заменяя ненаблюдаемый вектор фазовых координат его оценкой, полученной на основе алгоритма оптимальной фильтрации.

Критерий качества представим в виде

$$J = \left[\sum_{i=0}^N w_i (X_i, U_i) + w (X_{N+1}) \right],$$

где w_i и w – неотрицательные функции от $X^*(i), X^*(N+1), U(k)$; w_i и w будем называть функциями потерь.

Оптимальный вектор управления $U(i)_0$ в стохастической системе (1) выбирается из условия

$$U(k)_0 = \arg \min_{U \in U} J[X(k), U(k)],$$

где U – множество всех допустимых управлений.

При обработке новых материалов на III уровне на основе информации о ПР производится процесс обучения, определяя структур и параметров САУ (идентификация) и критерия эффективности. При этом уточняется предварительно выбранная модель ПР. Для работы III уровня в память машины должен быть заложен необходимый исходный материал (банк данных о станке, инструментах, обрабатываемом материале, пакет программ, обеспечивающий процесс оптимизации структуры САУ, комплект моделей ПР, которые можно принять за исходные на первом шаге управления).

Процесс обучения САУ и уточнение предварительно выбранной модели ПР реализован на основе нейронных сетей [5].

В настоящее время достаточно хорошо разработан и широко используется целый ряд архитектур построения нейросетевых систем управления. Во всех из них назначением нейросетевого контроллера является выработка адекватного управляющего сигнала для управления динамикой состояний объекта управления от начального состояния до желаемого итогового состояния. Причем смена состояний должна происходить по оптимальной траектории. Организация контроля за состоянием объекта управления и реализация нейросетевого контроллера в значительной степени зависят от выбранного алгоритма обучения и используемой структуры управления. Наиболее широко используемыми являются система прямого (непосредственного) управления и система косвенного управления. При этом чаще всего в качестве алгоритма обучения используется алгоритм обратного распределения ошибки.

В методе с использованием нейросетей отсутствуют ограничения на линейность системы, он эффективен в условиях шумов и после окончания обучения обеспечивает управление в реальном масштабе времени. Нейросетевые системы управления более глубоко настраиваются на реальные условия, образуя модели, полностью адекватные поставленной задаче, не содержащие ограничений, связанных с построением формальных систем.

Для построения системы управления на основе нейронной сети воспользуемся моделью управляемого процесса в виде нелинейной авторегрессионной модели со скользящим средним:

$$\begin{aligned} y(k+d) &= N(y(k), y(k-1), \dots, \\ &y(k-n+1), u(k), u(k-1), \dots, u(k-n+1)), \end{aligned}$$

где $y(k)$ – выход модели; d – число тактов предсказания; $u(k)$ – вход модели.

Для удобства реализации нейронной сети представим управляющее воздействие в следующем виде:

$$\begin{aligned} u(k+1) &= \frac{y_r(k+d) - f(y(k), y(k-1), \dots, \\ &y(k-n+1), u(k), u(k-1), \dots, u(k-m+1))}{g(y(k), y(k-1), \dots, \\ &y(k-n+1), u(k), u(k-1), \dots, u(k-m+1))}, \end{aligned}$$

где $y_r(k)$ – выход эталонной модели; $f(\cdot)$ и $g(\cdot)$ – известные функции.

Структурная схема такой системы управления представлена на рис. 1.

Настройка весов осуществляется на основе алгоритма обратного распространения ошибки. На вход объекта управления подается тестовое множество, и веса настраиваются таким обра-

зом, чтобы разность между реальным выходом объекта управления и выходом нейронной сети была минимальной.

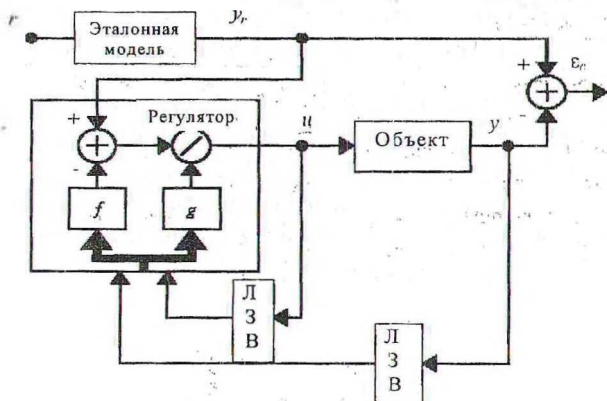


Рис. 1. Структурная схема системы управления

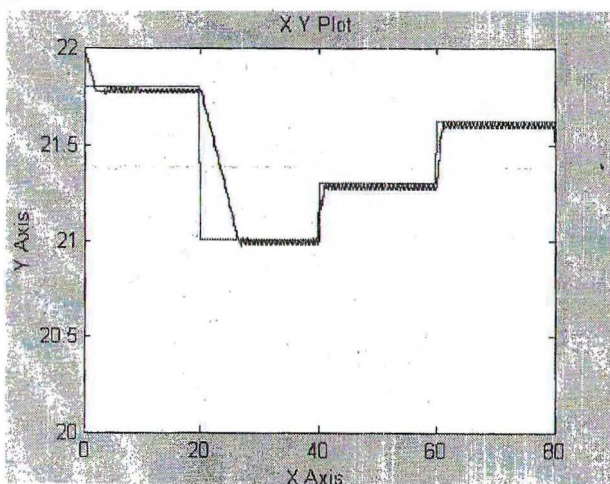


Рис. 2. Результаты моделирования в среде Matlab

Для исключения явления переобучения (когда нейронная сеть жестко настраивается на данное

тестовое множество и ведет себя негибко по отношению к другим входным параметрам) используется контрольное множество. Контрольное множество позволяет в процессе обучения нейронной сети осуществлять независимый контроль результатов. Для того чтобы гарантировать надежность выбираемой нейросетевой модели, резервируется еще одно – тестовое множество наблюдений. Итоговая модель тестируется на данных из этого множества, чтобы убедиться – результаты, достигнутые на обучающих и контрольных множествах, реальны.

Система управления на основе нейронной сети была промоделирована в системе MATLAB. Число нейронов в скрытом слое – 10. На рис. 2 представлены результаты моделирования системы управления на основе нейронной сети.

Из анализа полученных данных следует, что реакция системы на ступенчатые воздействия со случайной амплитудой вполне удовлетворительна.

Таким образом, внедрение методов системного анализа и новых математических методов в область деревообработки позволит значительно снизить энергетические и материальные затраты.

Литература

1. Тюкина Ю. П., Макарова Н. С. Общая технология лесопильно-деревообрабатывающего производства. – М.: Высшая школа, 1983.
2. Кузнецов В. М., Волков Е. И. Автоматические и полуавтоматические линии деревообрабатывающих производств. – М.: Высшая школа, 1988.
3. Коротков В. И. Деревообрабатывающие станки. – М.: Высшая школа, 1991.
4. Пижурин А. А., Розенбит М. С. Основы моделирования и оптимизации процессов деревообработки : Учебник для вузов. – М., 1988.
5. Нейросетевые системы управления / В. А. Терехов, Д. В. Ефимов, И. Ю. Тюкин. – М.: Высш. школа, 2002.