

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ БИОАНАЛОГИЙ В ПРОЕКТИРОВАНИИ КОМПАКТНЫХ СИСТЕМ МАШИНОСТРОИТЕЛЬНОГО ПРОИЗВОДСТВА

*Витебский государственный технологический университет
Витебск, Беларусь*

На протяжении всей истории развития науки и техники человек часто использовал знания о живой природе в целях совершенствования создаваемых технических объектов. В последние десятилетия на стыке кибернетики и биологии возникло и развивается самостоятельное научное направление – бионика, исследующая аналогии между живыми и искусственными системами. В настоящей статье показаны примеры использования закономерностей основных явлений живой природы: адаптации организма к условиям окружающей среды, естественной эволюции и нервной деятельности в процессе создания конкурентоспособных производственных систем на малых и средних машиностроительных предприятиях.

Эффективная работа любого предприятия в условиях рынка основывается на динамической самоорганизации и реструктуризации производства для обеспечения максимальной рентабельности за счет адекватной реакции на внешние воздействия [1]. Идея рациональной адаптации производственной системы предприятия к перманентным изменениям рыночной конъюнктуры легла в основу концепции компактной (ресурсонеизбыточной) организации производства на предприятиях машиностроения [2]. Предлагаемая автором принципиальная структура подобной компактной производственной системы (КПС) как объекта оптимального управления на малых и средних предприятиях в условиях изменяющегося спроса на машиностроительную продукцию включает два основных компонента: инвариантный и адаптивный (рис. 1). Инвариант комплекса технических средств технологической системы W стабильно преобразует поток ресурсов X (информационных, энергетических и материальных) в конечную основную продукцию Y за счет того, что адаптивный системный компонент (адаптер) постоянно компенсирует внешние возмущения f – изменения потока производственных заказов. Таким образом, предприятие ритмично выпускает конкурентоспособную продукцию.

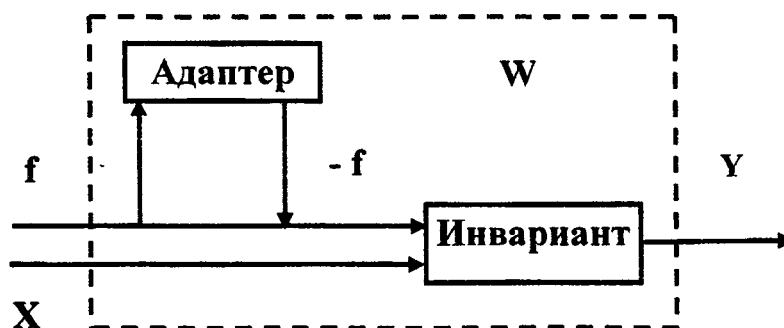


Рисунок 1 – Кибернетическая модель

Процесс организационно-технического проектирования КПС (т.е. ее структурирования) проходит в три стадии: макропроектирование, оптимизационный синтез и адаптивная структурная настройка. По сути, он представляет собой «перевод» проектного описания (образа) конструктивного инварианта продукции в описание технологического, а затем и технического инварианта КПС с реализацией последнего в станочном комплексе основного технологического оборудования [2].

Процедура выделения конструктивного инварианта продукции – существенно общего ее атрибута – может быть, по мнению автора, формально интерпретирована как классифика-

ционная задача группирования объектов (изделий). В этом случае для ее решения эффективен бионический метод современной теории распознавания образов, основанный на использовании сети искусственных нейронов – нейросетевая компьютерная технология. Функционирование формального нейрона (рис. 2), состоящего из взвешенного сумматора и нелинейного элемента, определяется формулами:

$$NET = \sum_i w_i x_i$$

$$OUT = F(NET - \theta)$$

где x_i – входные сигналы, совокупность всех входных сигналов нейрона образует вектор X ; w_i – весовые коэффициенты, совокупность весовых коэффициентов образует вектор весов W ; NET – взвешенная сумма входных сигналов, значение NET передается на нелинейный элемент; θ – пороговый уровень данного нейрона; F – нелинейная функция, называемая функцией активации.

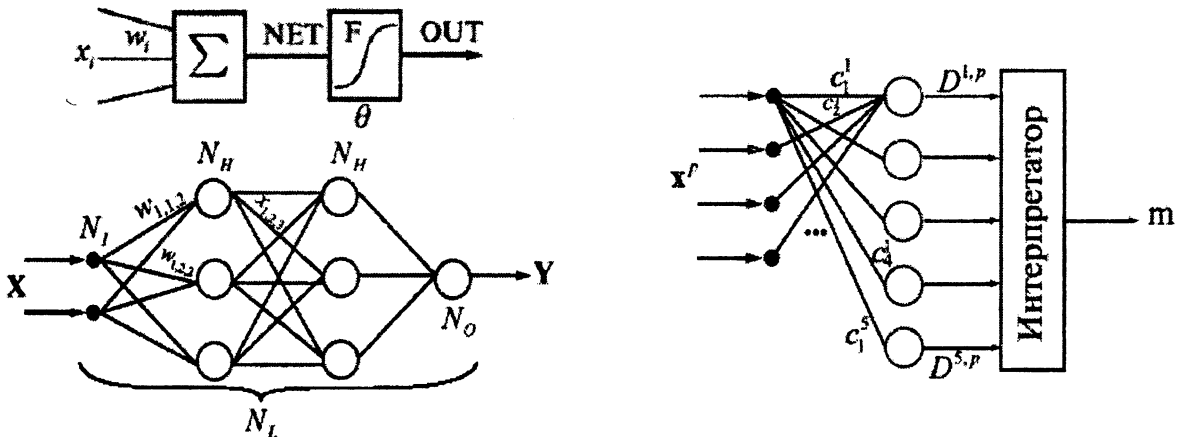


Рисунок 2 – Функциональные схемы формального нейрона, нейросети и ее слоя

Нейрон имеет несколько входных сигналов X и один выходной сигнал OUT . Параметрами нейрона, определяющими его работу, являются: вектор весов W , пороговый уровень θ и вид функции активации F . Формальные нейроны объединяются в сеть различным образом. Самым распространенным видом нейросети в последнее время стал «многослойный персептрон» (см. рис. 2), состоящий из произвольного количества слоев нейронов. Нейроны каждого слоя соединяются с нейронами предыдущего и последующего слоев по принципу «каждый с каждым». Первый (слева) слой с N_I нейронами называется сенсорным или входным, внутренние слои с нейронами N_H называются скрытыми или ассоциативными, последний (самый правый) с одним нейроном N_O — выходным или результативным, т.к. в нем формируется вектор выходных сигналов Y . Количество нейронов в слоях может быть произвольным, но обычно во всех скрытых слоях одинаковое количество нейронов.

Сеть нейронов, использующая евклидову меру близости для классификации объектов, называется сетью Кохонена. Нейроны слоя Кохонена генерируют сигналы $D^{m,p}$ (см. рис. 2). Интерпретатор выбирает максимальный сигнал слоя и выдает номер класса m , соответствующий номеру входа, по которому интерпретатором получен максимальный сигнал. Это соответствует номеру класса объекта, который был предъявлен на входе, в виде вектора X^p . Ядра c^m являются весовыми коэффициентами нейронов. Каждый нейрон Кохонена запоминает одно ядро класса – конструктивный инвариант, и отвечает за определение объектов в своем классе, таким образом, величина выхода нейрона тем больше, чем ближе объект к данному ядру класса. Общее количество классов совпадает с количеством нейронов Кохонена, имеющих линейную функцию активации. Меняя количество нейронов, можно динамически менять и количество классов.

Такую же нейросеть можно использовать и на последующем этапе макроструктурирования при анализе типовых маршрутов изготовления рассматриваемых изделий для оценки

существенности их технологического подобия с использованием специально разработанного критерия – относительные приведенные затраты на операцию:

$$K = C_{Mi} t_i / \Sigma (C_{Mi} t_i),$$

где t_i – длительность i -ой операции (мин); C_{Mi} – приведенные минутные затраты на i -ой операции (руб / мин).

Стадия макроструктурирования КПС завершается этапом формирования ее производственной программы и выбора наилучшего ассортимента выпускаемой продукции на основе ее конструктивного инварианта. Такое оптимальное объемное планирование дискретного многономенклатурного машиностроительного производства в математической постановке является экспоненциально сложной для вычисления задачей комбинаторного программирования ранцевого (рюкзачного) типа. По мнению автора, наиболее эффективным способом компьютерной поддержки ее решения следует считать еще один бионический метод – генетическое программирование.

Генетические алгоритмы являются разновидностью эволюционных вычислений. Это поисковые алгоритмы, основанные на механизмах селекции и генетики. В отличие от эволюционного программирования основная их цель состоит в оптимизации структуры отдельного объекта, а не поведения целого семейства («популяции») [4]. Они реализуют стратегию «выживание сильнейших» среди рассматриваемых вариантов структуры объекта, формируя и изменяя поисковый алгоритм на основе моделирования естественной эволюции. В каждой генерации новое множество вариантов структуры (как последовательностей элементов) создается, используя части старых и добавляя новые части с «хорошими» свойствами. Использование информации, накопленной в процессе эволюции, отличает генетическое программирование от компьютерных методов случайного поиска.

Применяемый в настоящем исследовании стандартный генетический алгоритм (рис. 3) представлял собой метод решения задачи комбинаторной оптимизации вида: «максимизировать $f(s)$ при условии, что $s \in \Omega = \{0, 1\}^n$ ». Здесь функция $f: \Omega \rightarrow \mathbb{R}$ называется функцией пригодности («fitness function»); $s \in \Omega$ – n -мерный двоичный вектор из дискретного множества Ω – хромосомой длины n . Множество $\Omega = \{0, 1\}^n$ представляет собой множество вершин n -мерного гиперкуба с ребром, равным 1; $\mathbb{R} = (-\infty, +\infty)$ – множество действительных чисел.

Вначале на основе априорной информации создавалась исходная популяция $S(0)$ из M двоичных хромосом: $S(0) = \{s_1, s_2, \dots, s_M\} \in \Omega$, каждая из которых содержала n битов с кодированными значениями интересующего параметра в виде «1» или «0». Вычислялось начальное значение функции пригодности $f(s)$ или ее нормированного представления $f_H(s): \Omega \rightarrow [0, 1]$, полученное из исходной функции $f(s)$ путем линейного масштабирования:

$$f_H(s) = (f(s) - f_{\min}) / (f(s) - f_{\max}),$$

где f_{\max} и f_{\min} – соответственно максимально и минимально возможные значения функции $f(s)$.

Используя начальную популяцию $S(0)$, последовательно переходили к формированию и анализу характеристик популяций $S(1)$, $S(2)$ и т.д., применяя генетические операторы репродукции (отбора), кроссинговера (кроссовера) и мутации. Репродукция – процесс, в котором хромосомы копируются согласно значениям их функции пригодности. Наиболее простой способ копирования (отбора и сохранения) хромосом с «лучшими» значениями $f(s)$ в алгоритмической форме имитирует вращение колеса рулетки, на котором каждый конкурирующий вариант (хро-

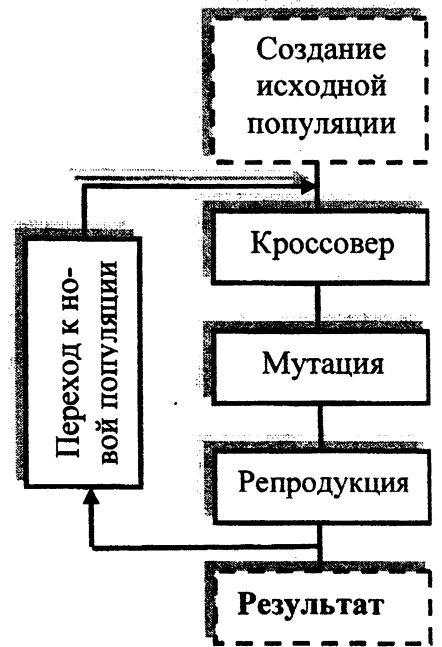


Рисунок 3 – Обобщенный генетический алгоритм

мосома) имеет поле площадью, пропорциональной значению функции пригодности. Колесо вращалось столько раз, сколько вариантов необходимо для следующей генерации (поколения), всякий раз останавливаясь напротив конкретного варианта.

К отобранным таким образом хромосомам далее применяли генетический оператор кроссовера (скрещивания). В простейшем случае для случайно выбранной пары назначается случайное число $k \in \{1, 2, \dots, n-1\}$, называемое местом (сайтом) кроссовера, после которого участки этих двух хромосом с вероятностью $P_{\text{кр}}$ меняются местами. Кроссовер отвечает за смешивание информации, его вероятность обычно принимается $P_{\text{кр}} = 0,6$. Процесс повторялся для всех остальных хромосом текущей популяции $S(t)$, пока она не оказывалась пустой.

После кроссовера к хромосомам-вариантам применялся генетический оператор мутации, состоящий в случайном изменении (на противоположное) значение каждого бита с вероятностью $P_{\text{мут}}$. Таким образом, цель оператора мутации заключается в повышении разнообразия поиска за счет введения новых хромосом в популяцию, поскольку число членов популяции M намного меньше общего числа возможных хромосом (2^n) в пространстве поиска Ω . Применение мутаций обычно осуществляется с вероятностью $0,001 \leq P_{\text{мут}} \leq 0,01$, т.к. слишком частое применение мутации приводит к разрушению хромосом с высокими значениями функции пригодности, что ухудшает сходимость результата.

Применение рассмотренного генетического алгоритма позволяет компьютеризировать формирование производственной программы – завершающую процедуру макроструктурирования КПС. Тот же генетический алгоритм используется и на второй стадии проектирования КПС для оптимизационного синтеза структуры обобщенного технологического процесса и реализующего его станочного парка.

На последней стадии создания КПС во время всего ее срока службы происходит адаптивная структурная настройка – реструктурирование адаптивного компонента комплекса технологического оборудования. При трансформации адаптера имеют место рассмотренные ранее задачи классификации и комбинаторной оптимизации, автоматизированная поддержка решения которых основана на нейросетевой технологии и генетическом программировании.

ЛИТЕРАТУРА

1. Попов М.Е., Попов А.М. Динамическая самоорганизация производственной системы, взаимодействующей с конкурентной средой // Вестник машиностроения, 2006, № 3, С. 62.
2. Свирский Д.Н. Компактная производственная система как объект автоматизированного проектирования. – Мн.: ОИПИ НАН Беларуси, 2000. – 48с.
3. Уоссермен Ф. Нейрокомпьютерная техника: Теория и практика. – М: Мир, 1992. – 164 с.
4. Курейчик В.М. Генетические алгоритмы. Состояние. Проблемы. Перспективы. // Известия РАН. Теория и системы управления, 1999, № 1, С. 144-160.

УДК 621.9.044+621.06-52

Романюк С.И., Якимович А.М.

ОБЕСПЕЧЕНИЕ ВЫСОКОСКОРОСТНОГО ФРЕЗЕРОВАНИЯ СРЕДСТВАМИ СИСТЕМЫ УПРАВЛЕНИЯ

*Белорусский национальный технический университет
Минск, Беларусь*

Определение понятия "высокоскоростное фрезерование"

Попытка определения понятия "высокоскоростное фрезерование" наталкивается на несколько различных подходов к трактованию этого способа обработки. Прежде всего, нет его однозначного общепринятого названия: в литературе встречается несколько – HSM (High