

Нейронные сети, учитывающие физические явления, сопровождающие процесс резания

Н. С. Равская¹ • А. А. Клочко² • А. Ю. Заковоротный² • Е. В. Корбут¹ • Р. П. Родин¹

¹ КПИ им. Игоря Сикорского, г. Киев, Украина,

² НТУ «ХПИ», г. Харьков, Украина

Received: 05 April 2020 / Accepted: 24 May 2020

***Аннотация.** В статье рассматриваются вопросы применения искусственных нейронных сетей для управления процессом резания. Рассмотрены вопросы повышения точности управления системы и необходимость создания ИНС на основе явлений сопровождающих процесс резания. Создание таких ИНС является актуальной проблемой и имеет большое практическое значение. В статье показано, что не смотря на то, что МИНС позволяет решать задачи классификации образов, часто не формализуемые или трудно формализуемые, но этот метод не применим для получение моделей процесса резания с целью прогнозирования явлений его сопровождающих и оптимизацию условий проведения его. Для решения подобных задач целесообразно применять МГУА.*

***Ключевые слова:** нейронные сети; процесс резания; ИНС; МИНС; МГУА.*

Введение

Процесс резания как один из технологических процессов, представляет собой по структуре сложную систему, сопровождаемую множеством различных физических явлений. К ним относятся пластические деформации, трение, вибрации, тепловые, химические и др., которые определяются в основном станком, инструментом и обрабатываемым материалом.

В большой степени эффективность процесса резания зависит от управления этим процессом.

В последнее время для управления технологическими процессами используются искусственные нейронные сети (ИНС). ИНС представляет собой математическую модель с её программным аппаратным воплощением [1].

Эти модели не что иное, как зависимости между исследуемыми входными факторами и выходными параметрами [2]. Они пригодны только для управления процессами в рассматриваемом диапазоне переменных.

Процесс резания относится к сложным технологическим процессам с большой обучающей выборкой во входном слое, постоянно меняющейся в процессе резания. Поэтому управление этим процессом с использованием ИНС становится не эффективным. Этим и объясняется сдерживание применение ИНС при управлении процессами резания.

Следует отметить, что построение моделей ИНС базируется на теории эвристической самоорганизации.

В то же время на основных положениях теории эвристической самоорганизации разработаны алгоритмы, обеспечивающие получение моделей, которые описывают физические явления, сопровождающие исследуемый процесс [3].

В этой связи возникает возможность сокращения числа переменных. Это достигается заменой определенного числа во входном слое моделью процесса.

Таким образом, создание нейронных сетей на основе явлений, сопровождающих рассматриваемый технологический процесс, открывает широкие возможности оптимального управления его параметрами с

дальнейшей коррекцией системы. Такой подход значительно повысит точность управления, сократит затраты на обучение и реализацию управления.

Создание таких ИНС на примере процесса резания является актуальной проблемой и её решение имеет большое практическое значение.

Целью работы является увеличение скорости обучения, точности управления и снижение затрат на обучение за счет создания ИНС, раскрывающих физические явления, сопровождающие процесс резания.

Методика исследований

Разработка методики исследований требует рассмотрения основных положений теории эвристической самоорганизации, на которых базируется ИНС и алгоритмы, моделирующие физические явления, сопровождающие тот или иной процесс. На этой основе необходимо разработать методику, обеспечивающую сокращение переменных во входном слое ИНС.

Нейронные сети для управления технологическими процессами, в том числе и процессом резания, относятся, как отмечалось, к методам эвристической самоорганизации. Из данных методов при моделировании процессов резания применяются метод искусственных нейронных сетей (МИНС) и метод группового учета аргументов (МГУА) [4, 5].

Теория самоорганизации основана на принципах самоорганизации и неокончательных решений (массовой селекции) [6].

Создание в 1957г. Розенблаттом Ф. персептрона [3, 6, 7, 8, 9] обеспечило создание МИНС и МГУА. Несмотря на общую теорию самоорганизации и её принципов, МИНС и МГУА отличаются по способу их применения. Учитывая общность принципов построения их моделей с использованием МИНС и МГУА, в работе [3] рассмотрены основные положения их осуществления.

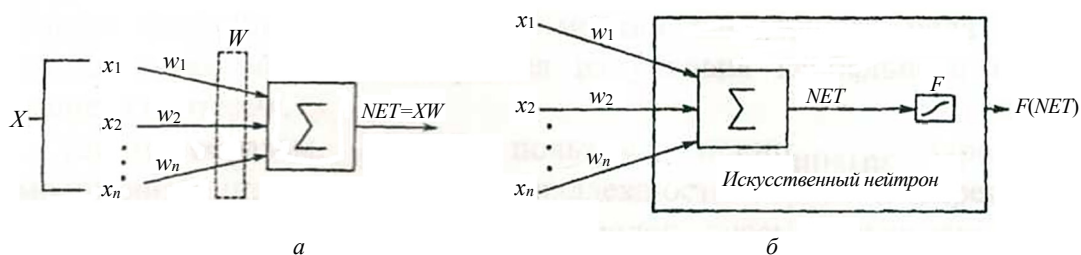


Рис. 1. а) искусственный нейрон; б) искусственный нейрон с активационной функцией

В МИНС нейрон реализует следующие действия (рис. 1): суммирует поступившие на него сигналы и выдает на выходе сигнал соответствующий заданной активационной функции, например,

$$OUT = \frac{1}{1 + e^{-NET}},$$

где NET – суммарный сигнал, поступивший на нейрон).

По аналогии с электронными системами активационную функцию можно считать нелинейной усилительной характеристикой искусственного нейрона. В ИНС (рис. 2) описание образа в виде вектора подается на входной (нулевой) слой нейронов. С каждого нейрона входного слоя взвешенный сигнал (умноженный на соответствующий связи вес W_{ij}) передается на каждый нейрон скрытого слоя. На выходе первого слоя формируется множество лучших решений о принадлежности данного образа к определенному классу.

Активационные функции выступают в виде пороговых интегральных воздействий (отбор лучших решений). Решение о принадлежности образа определенному классу не принимается сразу, а как бы оттягивается. Выходные сигналы нейронов первого слоя поступают на второй слой и отбор решений повторяется. На выходе выходного слоя нейронов принимается окончательное (лучшее) решение.

В МГУА принципы эвристической самоорганизации применяются для отыскания структуры модели описываемого процесса. Формируется множество “частных” моделей. В качестве пороговых, интегральных воздействий выступают эвристические критерии, являющиеся внешним дополнением. На каждом этапе селекции осуществляется отбор нескольких лучших (в смысле выбранного критерия) “частных” моделей, на основании которых формируются “частные” модели следующего ряда селекции. Окончательная модель выбирается из условия глобального минимума внешнего критерия.

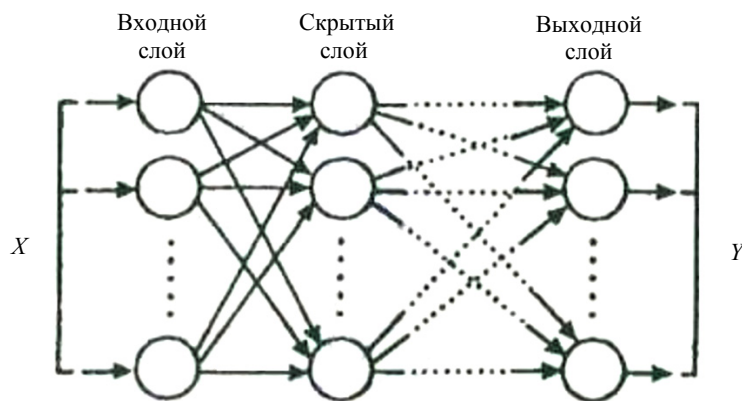


Рис. 2. Многослойная нейронная сеть

Таким образом, МИНС, пользуясь принципами эвристической самоорганизации, определяет принадлежность образа к определенному классу, а МГУА определяет структуру модели рассматриваемого процесса.

МИНС позволяет решать задачи классификации образов, кластеризации/категоризации, аппроксимации функций (имитации процесса), единичного прогноза, оптимизации и управления. МИНС, благодаря своей структуре, позволяет решать задачи, часто не формализуемые или трудно формализуемые проще, чем стандартные методы. Однако, следует отметить серьезный недостаток МИНС, особенно для решения задач механической обработки, – для алгоритмов обучения или самообучения НС требуется большая обучающая выборка [5].

Поэтому, несмотря на то, что МИНС позволяет заменить сложные и громоздкие аналитические или эмпирические зависимости, по которым можно управлять технологическими процессами, этот метод не применим для получения моделей процесса резания.

Так как процесс резания является сложным процессом, то для сокращения количества переменных при управлении процессом резания заменить моделью, полученной с использованием МГУА.

В этом случае методика предусматривает решение следующих задач:

- определение возможности сокращения переменных во входном слое процесса резания;
- обоснование выбора алгоритма для моделирования процесса резания;
- разработка схемы расчета данных для получения модели по выбранному алгоритму;
- обсуждение результатов по разработке ИНС, учитывающей физические явления, сопровождающие процесс резания.

Для реализации данной методики необходимо рассмотреть расчет данных для получения ИНС с использованием выбранного алгоритма.

Расчет данных

Среди множества алгоритмов для моделирования процесса резания выбран модифицированный упрощенный алгоритм МГУА [10]. Схема расчета данных приведена на рис. 3.

Этот алгоритм обладает общими признаками и принципами построения алгоритмов МГУА.

Вместе с тем его достоинствами в сравнении с другими алгоритмами являются:

- наличие возможности расширения вектора размерности исходных данных, что не только способствует сокращению машинного счета и получения более точного математического описания, но и позволяет более полно учесть накопленный опыт, заведомо задавая наиболее вероятный вид масштабного пространства, в котором осуществляется построение модели;
- наличие аппарата устранения коллинеарности – прием ортоанализации. Это позволяет использовать данные неоптимальных статистических планов проведения экспериментов и статистическую информацию об изучаемых объектах;
- в качестве селекции модели, т.е. критерия выбора наиболее перспективных частных описаний данного ряда для работы последующего ряда алгоритма, используется критерий минимума смещения коэффициентов. Он представляет собой, для каждого частного описания на двух последовательностях, отношение модуля разности значений коэффициентов по данным обучающей и проверочной последовательностей к значению коэффициента, полученного по данным обучающей последовательности.

Применение критерия минимума смещения коэффициентов, полученного по данным обучающей и проверочной последовательностей, позволяет алгоритму наиболее близко подойти к идентификации физических законов изучаемого объекта.

Методика исследований процесса резания включает три основных раздела:

- раздел экспериментальных исследований;
- определение математической модели;
- раздел оптимизации параметров процесса.

Экспериментальные исследования предназначены для получения данных для построения математических моделей и проведения контрольных испытаний для подтверждения способности полученных моделей описывать физические явления, сопровождающие изучаемый процесс.

Алгоритмы МГУА могут работать как на разнообразных статических планах, так и на информации, собранной в условиях нормального функционирования системы (производства). Эта способность алгоритмов МГУА свойственна и МИНС.

В лабораторных условиях соответствуют активному эксперименту, в условия производстве - пассивному.

Независимо от активного или пассивного эксперимента при моделировании с использованием алгоритма МГУА необходимо:

- выбрать количество исследуемых переменных;
- определить границы их изменения;
- определить уровни изменения переменных;
- определить общее количество экспериментов (экспериментальных точек);
- использовать различные комбинации при постановке активных и пассивных экспериментов.

Применение методов самоорганизации, в частности алгоритмов МГУА, не накладывает ограничений на количество выбираемых для моделирования процесса переменных. Ограничение количества переменных обуславливается целью моделирования и возможностью практической информации (активный, пассивный эксперимент).

При активном эксперименте с использованием МГУА диапазон изменения переменных выбирается как можно шире. Опыт показывает, что при узком интервале изменения переменных при оптимизации параметров процесса их значения соответствуют справочным [11].

Опыт показывает, что при активном эксперименте удовлетворительные результаты можно получить при изменении переменных на 5-ти уровнях и пяти – шести точках на одну переменную.

Выбор комбинаций исследуемых переменных может быть самым разнообразным.

В условиях, когда вид функции и структура неизвестны, при моделировании с использованием МГУА задаются классом функции, т.е. масштабным пространством. При моделировании процессов резания лучшие результаты по точности описания и физической интерпретации могут быть получены, если при выборе масштабного пространства учитывать класс функций, принятых для описания рассматриваемых процессов [10, 11].

Для описания результатов экспериментальных исследований в резании металлов наиболее распространенным классом функций являются логарифмические функции. Однако, этими функциями в основном описывается зависимость различных параметров процесса резания и его явлений от режимов резания. Функции, описывающие влияние большого количества переменных, определяющих процесс резания, связанных с состоянием и конструкцией инструмента, станка, материала на характеристики процессов резания неизвестны и не использовались. Поэтому пространство исходных данных в информационной матрице было расширено до $\bar{X}, 1/\bar{X}, \sqrt{\bar{X}}, \ln \bar{X}, 1/\ln \bar{X}, \sqrt{\ln \bar{X}}$. Выходные параметры, которые исследуются, вводятся в пространстве $\ln y$, т.е.:

$$M \left(\ln y / \bar{X}, 1/\bar{X}, \sqrt{\bar{X}}, \ln \bar{X}, 1/\ln \bar{X}, \sqrt{\ln \bar{X}} \right) = F,$$

где $F(\bar{X}, 1/\bar{X}, \sqrt{\bar{X}}, \ln \bar{X}, 1/\ln \bar{X}, \sqrt{\ln \bar{X}}, \bar{\theta})$ – неизвестный функционал (функция связи);

$\bar{\theta} = \|\bar{\theta}_1, \bar{\theta}_2, \dots, \bar{\theta}_m\|$ – неизвестный вектор оцениваемых параметров.

Основной процедурой при построении моделей, способных отражать физическую сущность, исследуемых процессов является формирование множество частных описаний каждого ряда селекции алгоритма.

Эта процедура заключается в отборе группы (Γ штук) “перспективных” решений, состоящих из Γ частных описаний на каждом ряду селекции. Их отбор производится по критерию минимума смещения $n^2_{см}$.

Оптимальная сложность модели определяется по критерию сходимости (точности) – среднеквадратичной ошибки (ошибке аппроксимации) на всей последовательности.

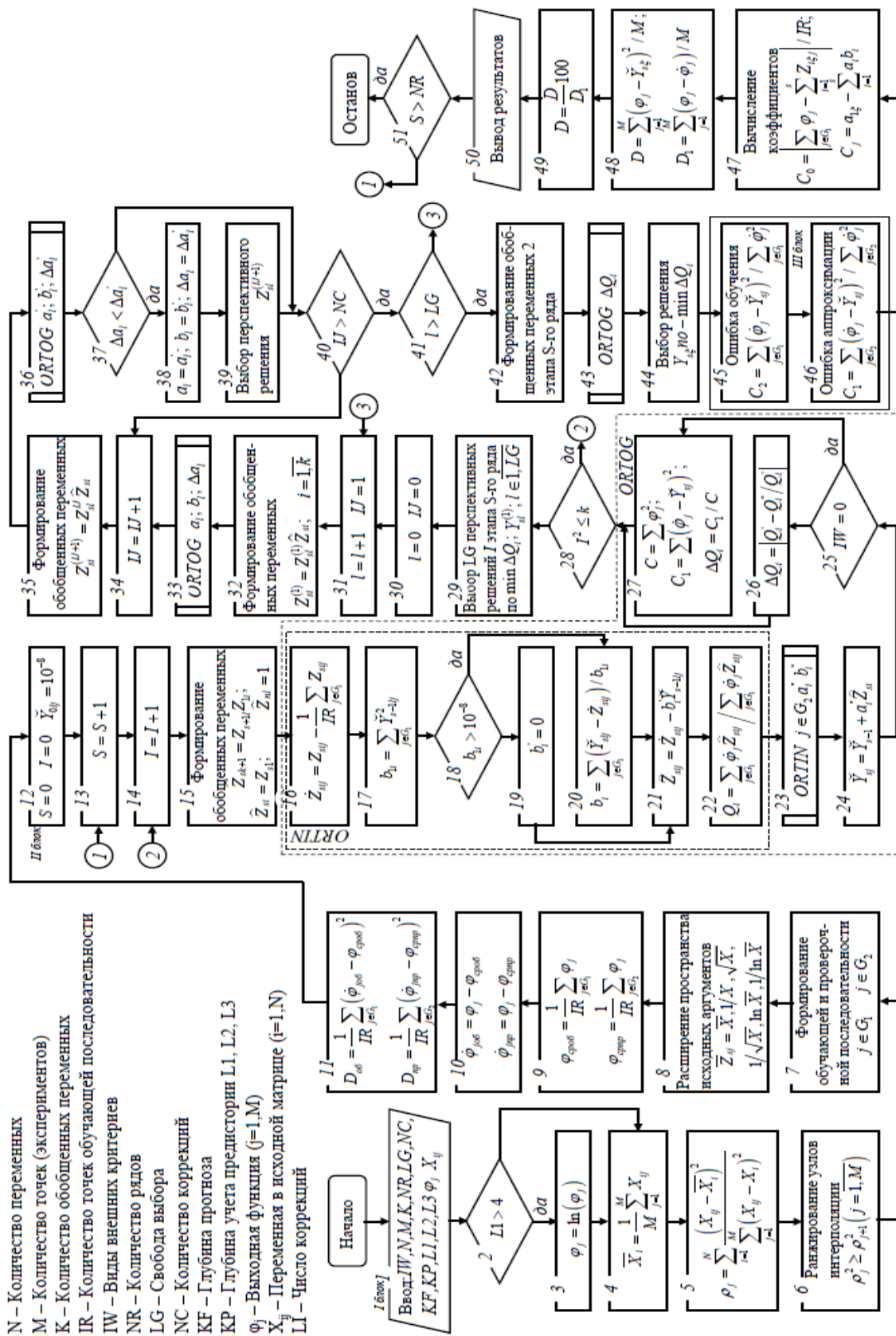


Рис. 3. Схема расчета данных для построения моделей с использованием модифицированного упрощенного алгоритма МГУА

Остановка селекции производится по минимуму этой ошибки.

Из Γ , выбранных по критерию минимума смещения, решений один с наименьшим значением $n_{см}^2$. входит на каждом ряду селекции в структуру модели. В каждый последующий ряд селекции переходят как “обобщенные” переменные все Γ “перспективных” решений.

Структура модели формируется из решений с наименьшим $n_{см}^2$. Независимо, какое из “перспективных” решений выбрано в структуру модели, все перспективные решения выводятся на печать. Это обеспечивает на этапе анализа полученной модели корректировку структуры модели с учетом физической сущности процесса.

Наращивание рядов селекции (усложнение модели) проводится до тех пор, пока уменьшается ошибка аппроксимации.

Полученная таким образом, модель анализируется с точки зрения её возможностей описания физической сущности. При этом прежде всего проверяются наиболее общие положения и требования.

По данным анализа проводится корректировка структуры модели и уточняются её коэффициенты.

Откорректированная по структуре и уточненная модель подвергается экспериментальной проверке и статической проверке её адекватности изучаемому процессу.

На стадии экспериментальной проверки ставится серия параллельных контрольных опытов, анализируется соответствие экспериментальных данных и рассчитанных по модели, проверяется гипотеза адекватности модели.

Модель, адекватная изучаемому процессу, считается пригодной для оптимизации проведения процесса.

Методика оптимизации условий проведения процесса (в данном случае процесса резания) представляет собой машинный поиск по модели его оптимальных значений.

Эта задача по математической постановке формулируется как задача отыскания экстремума некоторой целевой функции (функционала) F при определенных ограничениях.

В основу определения оптимальных значений исследуемых переменных положен метод случайного поиска. Он может быть реализован как при моделировании с использованием МГУА, так и МИНС.

Обсуждение результатов

Рассматриваемая ИНС, которая по принципу организации и функционированию является прототипом биологических нейронных сетей, может моделировать линейные и нелинейные процессы, процессы сложные для понимания и не поддающиеся измерению параметров. Таким процессом и являются процессы резания. Управления такими процессами наиболее целесообразно осуществлять ИТС. В тоже время, управление такими процессами из-за большого количества переменных становится невозможным. Учитывая общность основных положений теории самоорганизации предложено, переменные в каждом слое заменить моделью. Это позволит резко сократить количество переменных в каждом слое и, тем самым, время обучения сети.

С использованием МГУА (рис. 3) по экспериментальным данным получают модели, которые описывают физические явления в исследуемой области изменения переменных процесса резания.

Управлять же процессом на основе моделей, полученных по МГУА, нет возможности, так как они не учитывают состояния всей системы.

Упрощенная схема ИНС с моделью Z представлена на рис. 4.

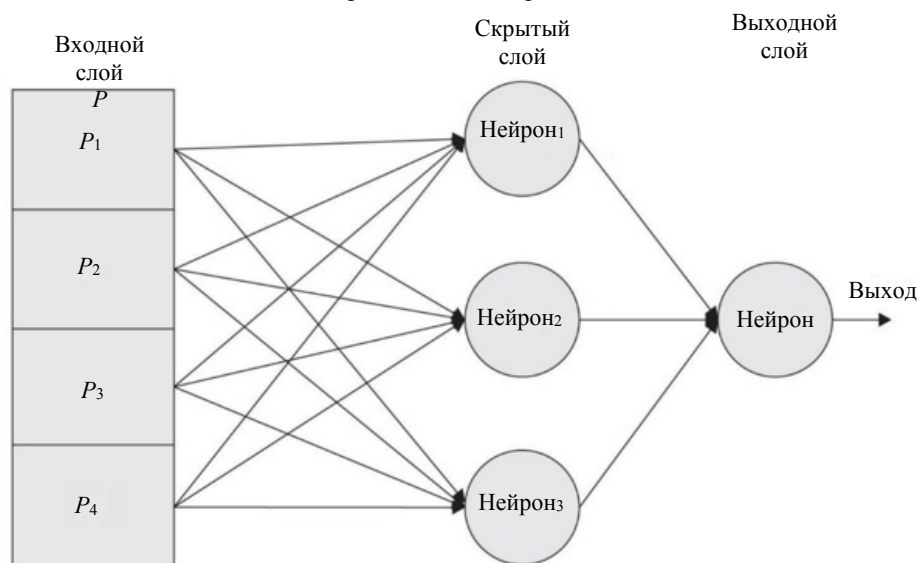


Рис. 4. Упрощенная схема ИНС с моделью Z

Поэтому предложено во входном слое вместо переменных, которые поддаются измерению, применить модель Z , полученную по МГУА. Это позволяет не только сократить количество переменных во входном слое, но и обеспечит понимание физических явлений, которые сопровождают рассматриваемый процесс. Такое представление ИНС процесса резания позволяет значительно повысить эффективность управления процессом резания.

Выводы

Показано, что МИНС и алгоритмы МГУА основаны на общей теории эвристической самоорганизации и её принципах. Это позволяет во входном слое ИНС, такого сложного и быстроменяющегося процесса, как процесс резания, множество переменных заменять моделью, описывающей физические явления и полученной с использованием МГУА.

Такая замена значительно повышает эффективность управления процессом резания за счет сокращения времени на обучение ИНС и повышения точности управления.

References

1. Джимми У.Ки. “Искусственные нейронные сети управления технологическими процессами. Часть 1”, Control Engineering, №3 (63), июль. – 2016. – С. 62–66.
2. Равская Н.С., Ковалева Л.И. “Применение методов самоорганизации для идентификации процессов и объектов”, Lucrarile stiintifice all simpozion lui international, Universitaro Ropet. Inginerie Mecanica, Petrosani, Focus. 2002.
3. Дюбнер Л.Г., Скрынник П.В., Ковалева Л.И. “Основные положения алгоритма для моделирования процесса резания с учетом физических явлений, его сопровождающих”. Надійність інструменту та оптимізація технологічних систем. ДДМА. – 2004. – №15.
4. Заковоротный О.Ю., Дмитриенко В.Д. “Автоматизация аналитических преобразований геометрической теории управления”, Энергетические и электротехнические системы. – 2015. – №2.
5. Ивахненко А.Г. Системы эвристической самоорганизации в технической кибернетике. Техника, 1971. – 372 с.
6. Ивахненко А.Г., и др. Принятие решений на основе самоорганизации. – М.: Сов. Радио, 1976. – 280 с.
7. Круглов В.В., Борисов В.В. Искусственные нейронные сети. Теория и практика. Горячая линия: – М.: Телеком, 200. – 382 с.
8. Розенблатт Ф. Принципы неродинамики: Перцептроны и теория механизмов мозга. – М.: Мир. – 1965.
9. Васильев В.И. Распознающие системы. – К.: Наукова думка. – 1988.
10. Милокост І. О. Підвищення якості отворів при свердлінні тонкостінних виробів з ортотронних вуглепластиків: – К.: дис. канд. техн. наук: 05.06.01 / Милокост Ірина Олександрівна, – 2016. – 161 с.
11. Родин Р.П., Равская Н.С., Касьянов А.И. Монолитные твердосплавные концевые фрезы. – К.: Вища школа, – 1965. – 63 с.

Нейронні мережі, які враховують фізичні явища, що супроводжують процес різання

Н. С. Равська, О. О. Ключко, О. Ю. Заковоротний, Є. В. Корбут, Р. П. Родін

Анотація. У статті розглядаються питання застосування штучних нейронних мереж для управління процесом різання. Розглянуто питання підвищення точності управління системи і необхідність створення ШНС на основі явищ, що супроводжують процес різання. Створення таких ШНС є актуальною проблемою і має велике практичне значення. У статті показано, що не дивлячись на те, що метод штучних нейронних мереж дозволяє вирішувати завдання класифікації образів, часто вже не формалізуються або важко формалізуються, але цей метод не застосуємо для отримання моделей процесу різання з метою прогнозування явищ його супроводжуючих і оптимізацію умов проведення його. Для вирішення подібних завдань доцільно застосовувати МГУА.

Ключові слова: нейронні мережі; процес різання; ШНС; МГУА.

A neural network that takes into account the physical phenomena accompanying the cutting process

N. S. Ravskaya, A. A. Klochko, A. Y. Zakovorotny, I. V. Korbut, P. R. Rodin

Abstract. The article deals with the application of artificial neural networks to control the cutting process. The issues of improving the control accuracy of the system and the need to create an ANN based on the phenomena accompanying the cutting process are considered. The creation of such ANN is an urgent problem and is of great practical importance. The article shows that despite the

fact that MINS allows solving problems of image classification, which are often not formalized or difficult to formalize, this method is not applicable for obtaining models of the cutting process in order to predict the phenomena accompanying it and optimize the conditions for carrying it out. To solve such problems, it is advisable to use group argument accounting method.

Keywords: neural networks; ANN; MINS; argument accounting method.

References

1. Jimmy, W.Key (2016), "Artificial neural networks for control of technological processes. Part 1", *Control Engineering*, vol. 63, no. 3, pp. 62–66.
2. Ravskaya, N.S. and Kovaleva, L.I. (2002), "Application of self-organization methods to identify processes and objects", Lucrarile stiintifice all simpozion lui international, *Universitario Ropet, Inginerie Mecanica, Petrosani, Focus*.
3. Dyubner, L.G., Skrynnik, P.V. and Kovaleva, L.I. (2004), "Osnovnye polozheniya algoritma dlya modelirovaniya protsessa rezaniya s uchedom fizicheskikh yavlenii, ego soprovozhdayushchikh", *Nadijnist' instrumentu ta optymizacija tehnolohichnyx system, DDMA*, no. 15.
4. Zakovorotny, O.Yu., and Dmitrienko, V.D. (2015), "Avtomatizatsiya analiticheskikh preobrazovaniy geometricheskoi teorii upravleniya", *Energeticheskie i elektrotehnicheskie sistemy*, no. 2.
5. Ivakhnenko, A.G. (1971), *Sistemy evristicheskoi samoorganizatsii v tekhnicheskoi kibernetike* [Systems of heuristic self-organization in technical cybernetics], Tekhnika, Kiev, Ukraine.
6. Ivakhnenko, A.G. and dr. (1976), *Prinyatie reshenii na osnove samoorganizatsii* [Self-organizing decision making], Sov. Radio, Moscow, Russia.
7. Kruglov, V.V. and Borisov, V.V. (2001), *Iskusstvennye neironnye seti* [Artificial neural networks], Teoriya i praktika, Goryachaya liniya, Telekom, Moscow, Russia.
8. Rosenblatt, F. (1965), *Printsipy neirodinamiki: Pertseptrony i teoriya mekhanizmov mozga* [Principles of neurodynamics: Perceptrons and the theory of brain mechanisms], Mir, Moscow, Russia.
9. Vasiliev, V.I. (1988), *Raspoznayushchie sistemy* [Recognition systems], Naukova dumka, Kiev, Ukraine.
10. Milokost, I.O. (2016), "Adjustment of the openings in case of drilling thin virobes from orthotronic carbon fiber reinforced plastics", dis. cand. tech. sciences: 05.06.01, Kiev, Ukraine.
10. Rodin, R.P., Ravskaya, N.S. and Kas'yanov, A.I. (1965), *Monolitnye tverdosplavnye kontsevye frezy* [Solid Carbide End Mills], Vyshcha shkola, Kiev, Ukraine.