

УДК 004.896 + 681.518.5

А.К. ТУГЕНГОЛЬД

ОЦЕНКА СИТУАЦИИ И ПРИНЯТИЕ РЕШЕНИЙ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОЙ СИСТЕМОЙ УПРАВЛЕНИЯ ТЕХНОЛОГИЧЕСКИМ ОБЪЕКТОМ

Указаны посылки, положенные в основу оценки ситуации и формирования знаний для интеллектуальной системы управления. Предложен метод обучения системы Generalized Knowledge Mining for Technological System (GKM TS), показаны его основные принципы и особенности.

Ключевые слова: интеллектуальное управление, обнаружение знаний, поддержка принятия решений, деревья решений, решающие правила.

Введение. Современное производство предъявляет повышенные требования к точности производимых изделий, поэтому повышение точности обработки можно считать актуальной проблемой. Известно, что суммарная погрешность обработки формируется проявлением множества ошибок, возникающих в несущих системах технологических объектов, приводах рабочих органов, в системах управления и контроля, применяемом инструменте и т.д. [1, 2]. Так, в металлорежущих станках с ЧПУ важнейшими составляющими общей погрешности обычно выступают взаимосвязанные ошибки привода подач, ошибки позиционирования рабочих органов, геометрические погрешности, упругие и тепловые деформации несущей системы. Так как учет и компенсация составляющих погрешностей на работающем станке чрезвычайно затруднена, а во многих случаях невозможна, для повышения точности обработки целесообразно станки оснащать интеллектуальными системами управления (ИСУ). Эти системы управления должны обладать знаниями о состоянии станков, влиянии различных факторов на точность обработки и возможностях обеспечения требуемой точности.

Современным подходом к оценке ситуаций формирования знаний и принятия решений в ИСУ технологических систем является использование возможностей технологии Data Mining. Среди трактовок термина Data Mining наиболее часто используются такие понятия, как «раскопка данных», «интеллектуальный анализ данных», «средства поиска закономерностей», «извлечение знаний». Понятие «обнаружение знаний в базах данных» (Knowledge Discovery in Databases) можно считать синонимом Data Mining [3]. Сегодня Data Mining – это мультидисциплинарная область, возникшая на базе таких наук, как прикладная статистика, распознавание образов, искусственный интеллект, теория баз данных и др.

Развитием этого направления стала разработка средств обнаружения знаний, представленных в базах данных в неявной форме. Такие средства и системы применяются в машинном обучении, распознавании образов, при извлечении знаний для экспертных систем, диагностике и многих задачах искусственного управления. Цель таких систем – обеспечение быстрого и надежного анализа информации, синтез информации для получения новых знаний об объекте управления и выработки управляющих решений.

Системы поддержки принятия решений могут выполнять оперативную аналитическую обработку для интерактивной организации запросов, а также последующего многопроходного анализа. Это предоставляет подсистеме мониторинга ИСУ [2] возможность анализировать в оперативном режиме разнообразные данные, выявлять взаимосвязи, определять тенденции развития событий и прогнозировать состояние технологической системы.

Инструментарий Data Mining открывает средства для формирования нового обобщенного подхода к построению ИСУ технологическими объектами – интерпретации практически полезных и доступных в производственных условиях данных о состоянии элементов технологической системы и формировании целостной системы знаний, необходимых для управления.

Проиллюстрируем возможности указанной технологии, применив пакет STATISTICA Data Mining для оценки ситуации и принятия решений в процессе обучения ИСУ при токарной обработке для обеспечения *точности размера* лимитирующей поверхности, например, по количеству проходов или каким-либо составляющим погрешностям, которые вносятся элементами станочной технологической системы. Используемые в программе технологии сводят анализируемые данные к набору простых правил, представленных в виде иерархической структуры – дерева. Data Mining в данном случае используется для построения деревьев, позволяющих представить различные значения признаков (составляющих погрешностей, переменных) для оценки возможности достижения заданной точности (рис.1), оценки достаточности предусмотренного количества проходов (рис.2) и пр. Деревья решений (Decision-Tree) и решающие правила имеют простую форму представления, что делает процесс извлечения знаний относительно несложными.

Для построения деревьев в STATISTICA Data Miner активируются узлы All Procedures > Classification and Discrimination > Standard Classification Trees with Deployment и соответствующие процедуры.

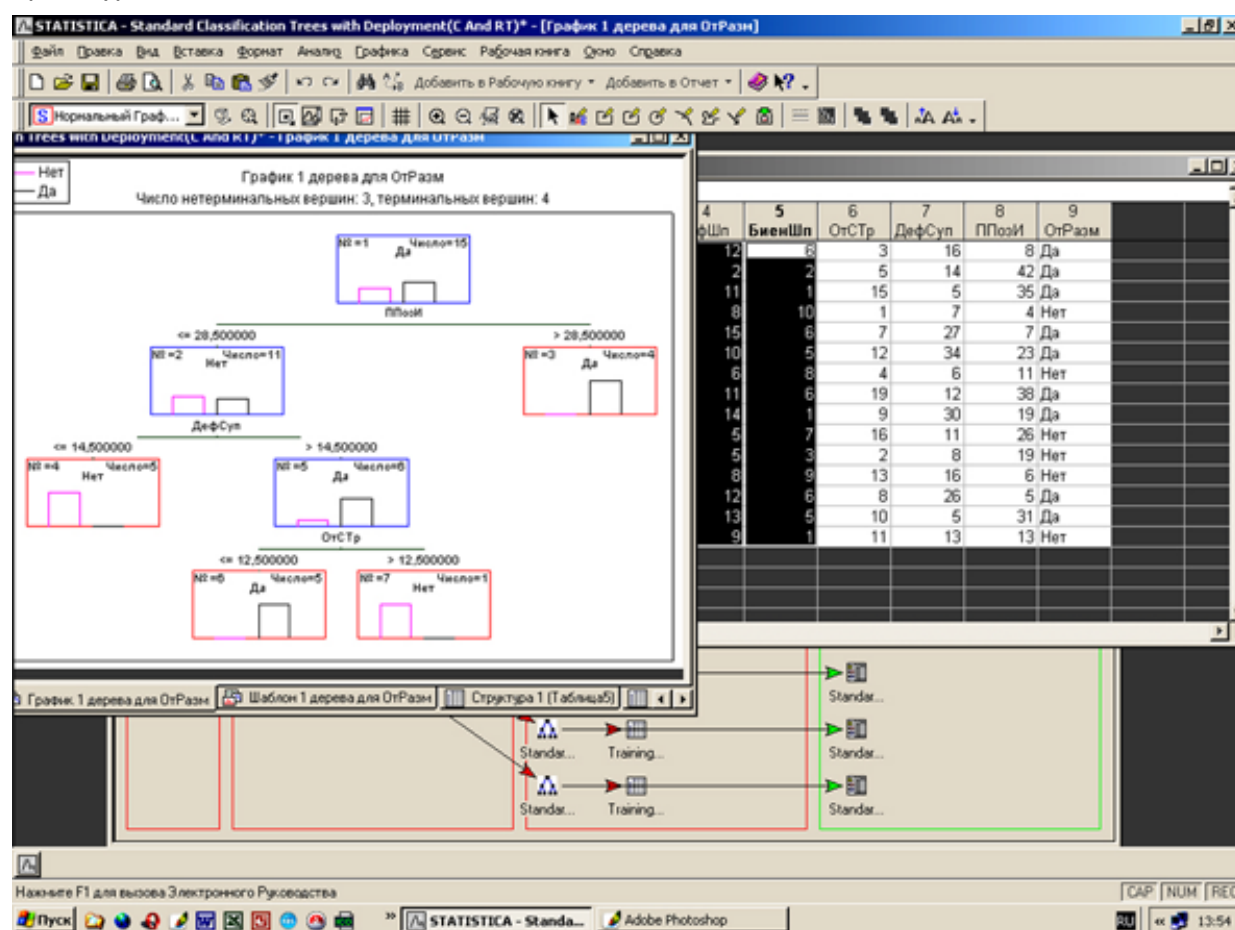


Рис.1. Таблица переменных-признаков и дерево решений для определения возможности непревышения допустимого отклонения размера

Как показывает график бинарного дерева, терминальными вершинами решений при внешних воздействиях, указанных в правилах, являются:

– вершины № 3 и 5, показывающие в каких случаях превышаются допустимые отклонения размера – «Да»,

– вершины № 4 и 6 , где отклонения размера не превышают допустимых значений – «Нет».

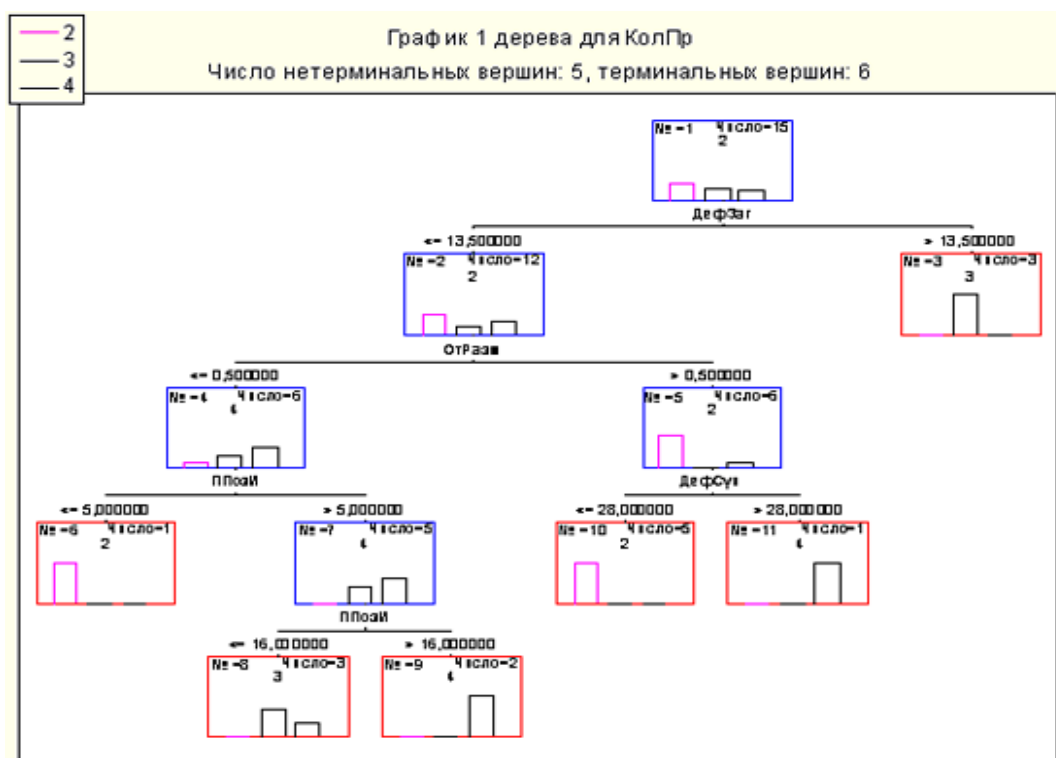


Рис.2. Дерево решений для определения целесообразного количества проходов; предикторы, мкм: деформация заготовки; прогнозируемое отклонение значения размера свыше допустимого; погрешность позиционирования вершины инструмента

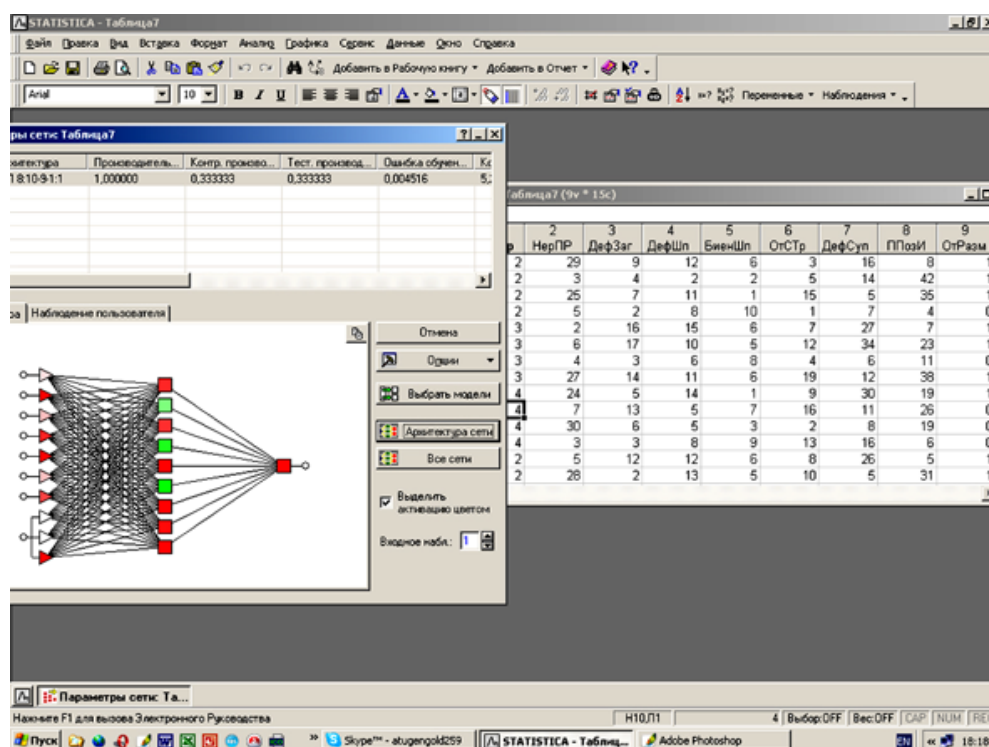
В таблицах значений предикторов и зависимых переменных приняты обозначения значимых составляющих: 1 – количество планируемых проходов (КолПр); 2 – неравномерность размера припуска на заготовке (НерПр); 3 – упругая радиальная деформация заготовки и ее опорных поверхностей от усилий резания (ДефЗаг); 4 – упругая радиальная деформация шпинделя от усилий резания (ДефШп); 5 – радиальное биение шпинделя (БиенШп); 6 – геометрическая погрешность отклонения суппорта от линейной траектории (ОтСтр); 7 – отклонение суппорта из-за упругой деформации (ДефСуп); 8 – погрешность позиционирования вершины инструмента (ППозиИ); 9 – отклонение диаметрального размера обработанной поверхности свыше допустимого значения (ОтРазм) в мкм (А/Нет или 1/0).

Значения погрешностей принимались при измерении составляющих 2-8 во время типовых испытаний и в процессе обработки деталей одного типоразмера на станке 1В340Ф30.

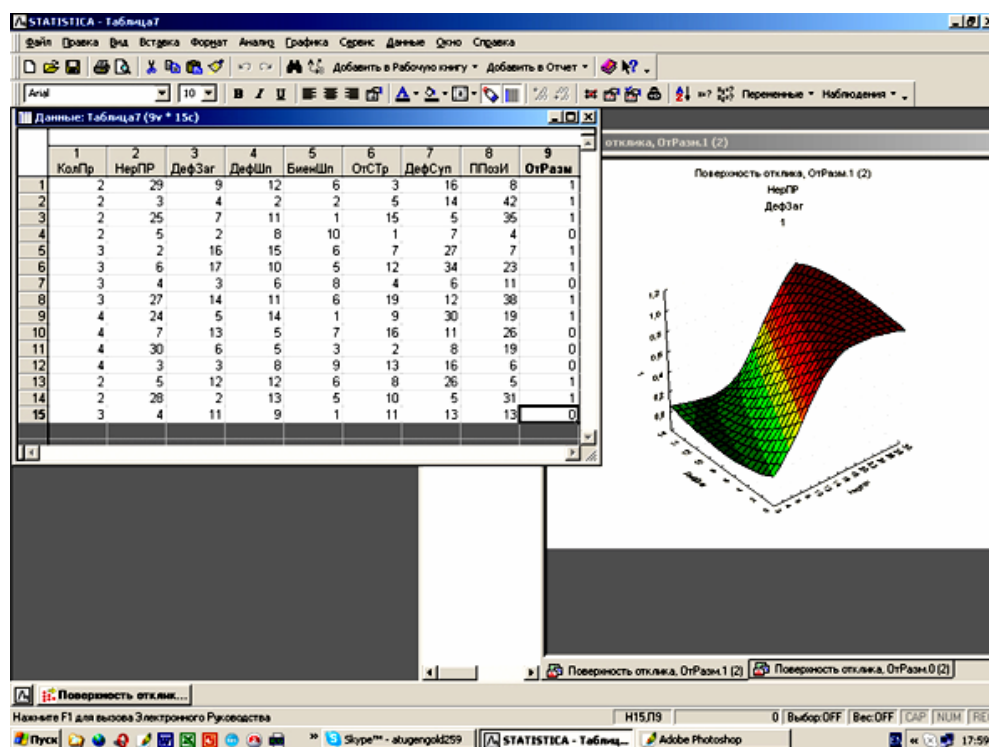
В соответствии с рис.2 производственное правило, приводящее к решению, например о возможности обработки поверхности в 2 прохода без изменения программы, имеет вид:

Если ДефЗаг < 13,5 & ОтРазм < 0,5 & ППозиИ < 5,0, **То** КолПр = 2.

Применение технологии нейронных сетей и программного пакета STATISTICA Automated Neural Networks дает возможность при обучении анализировать влияние различных факторов на результирующую погрешность обработки поверхности с возможностью построения непрерывных функций регрессии. На рис.3 представлена архитектура выбранной сети и исходная таблица предикторов и зависимых переменных.



Поверхность отклика для анализа влияния таких предикторов, как неравномерность припуска и радиальная деформация заготовок, на зависимую переменную – отклонение диаметрального размера обрабатываемой поверхности, представлена на рис.4.



На основе представленных подходов создано дерево решений организационного уровня (рис.5) ИСУ токарного станка, иллюстрирующее структуру системы принятия решений и выполнения действий при обработке поверхности с лимитированной (для обработки на конкретном станке) точностью размера. Решения принимаются проектированием в прямом направлении возможных последовательностей действий и выбором наилучших из этих последовательностей.

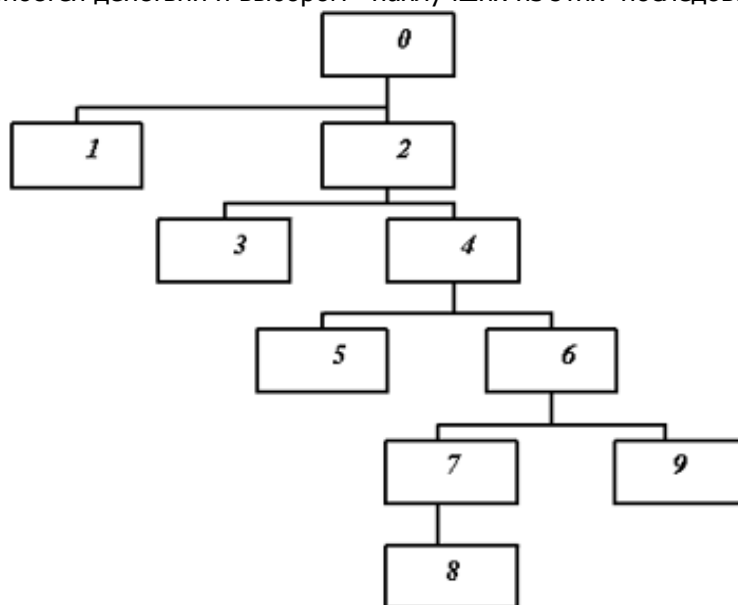


Рис.5. Дерево решений организационного уровня

Для принятия решения 0 в соответствии с деревом решений производится сравнение числа проходов, предусмотренного программой ЧПУ, с необходимым числом проходов, определенным прогнозной оценкой (рис.2). Если достоверность прогнозной оценки высокая, то принимается решение 2 (изменение программы обработки поверхности), а если достоверность оценки низкая, то принимается решение 1 (о выполнении проходов без изменения программы и его исполнение).

Последующие решения:

3 – изменение режимов обработки (например, уменьшение подачи на проходе до значения, снижающего радиальную составляющую силы резания и позволяющего получить достаточную точность поверхности) и исполнение;

4 – принятие решения о синтезе нового кадра программы или диагностике возможности устранения причин отказа от обработки;

5 – синтез нового кадра программы (например, предусматривающего обработку с большим числом проходов) и его исполнение;

6 – решение о выполнении процедуры диагностики возможности устранения причин отказа от обработки.

Процедура 6 предусматривает выявление факторов, при устранении которых (существенного уменьшения их влияния) достигается заданная точность обработки. В таких случаях выполняется процедура 7 (для устранения причин погрешностей) и 8 (по формированию соответствующего кадра обработки и его реализации). При диагностике и корректировке можно, например, планировать дополнительный чистовой проход с минимальной глубиной резания, считая, что деформации будут сведены практически к нулю, и/или дополнительный контроль и коррекцию положения вершины инструмента, и/или проведение операции пробного прохода и прочее.

Если же точность не может быть обеспечена и в этом случае, то выполняется процедура 8, т.е. производится остановка процесса обработки.

В узлах дерева решений 0, 2, 4, 6 выполняются описанные процедуры технологии Data Mining для поэтапного принятия решений при обработке.

Включение в процесс обработки дополнительных контрольных процедур и соответствующего мониторинга может сделать целесообразным повторное частичное обращение к некоторому узлу дерева решений организационного уровня, что обеспечит большую надежность получения нужного результата.

При анализе влияния различных факторов на *погрешность формы* обрабатываемой поверхности в исходной базе данных принимаются те же, что и ранее предикторы 1-8, но важнейшими становятся 3, 4, 5 (из-за возможной овальности) и 6. А переменная 9 преобразуется в отклонения размеров по длине поверхности, в том числе, выпуклости, вогнутости, конусности или овальности. Возможно ее отображение в отклонениях размеров поперечных сечений с задаваемым расстоянием между этими сечениями.

Меры по обеспечению *точности взаимного расположения поверхностей* (параллельность, перпендикулярность и соосность) принимаются обычно технологической службой при составлении программы ЧПУ. К таким мерам относится, в частности, чистовая обработка соответствующих поверхностей за одну установку детали на станке. При необходимости выполнения процедур интеллектуального управления и мониторинга в число входных переменных для принятия решений по обеспечению, например, заданной перпендикулярности поверхностей необходимо включить дополнительные предикторы к вышеприведенному перечню. К ним относятся:

1* – неперпендикулярность траектории поперечного суппорта;

2* – осевое биение шпинделя;

3* – отклонение поперечного суппорта из-за упругой деформации и пр. в зависимости от специфики станка.

Зависимая переменная 9* характеризует отклонение от взаимной перпендикулярности обработанных поверхностей.

Система мониторинга и ИСУ, реализуя приведенные положения, дает возможность корректировать управляющие воздействия в режиме on-line, отслеживая изменения медленно и быстро протекающих процессов [3].

Вышеизложенное позволяет судить о возможности использования указанных технологий искусственного интеллекта при формировании предлагаемого *обобщенного подхода* к обучению и функционированию ИСУ технологическими объектами. Соответствующее название метода – *Generalized Knowledge Mining for Technological System* (GKM TS) – «Обнаружение обобщенных знаний для технологической системы» в соответствии с толкованием слова Mining, сложившегося в искусственном интеллекте. Вкратце остановимся на особенностях этого метода.

Спецификой большинства технологических систем, в том числе металлорежущих станков, являются следующие обстоятельства:

1. Опосредованное влияние погрешностей составляющих технологической системы на погрешности обработки поверхности детали [3].

2. Отсутствие возможности установки соответствующих датчиков в рабочей зоне станка в производственных условиях для оценки влияния ряда факторов на результирующую погрешность обработки.

Сущность метода GKM заключается в следующем:

– При регламентных испытаниях, предусмотренных соответствующими отраслевыми стандартами и требованиями (например, ГОСТ 27843-2006 Испытания станков; Т.С. и ГОСТ 27518-87 по требованиям к диагностированию изделий), проводятся измерения при обработке тестовых деталей. Предполагается, что при этом подавляющее большинство факторов, влияющих на погрешности размеров, формы и взаиморасположение поверхностей, может быть выявлено с помощью установки соответствующих датчиков. В программу испытаний и обработки данных измере-

ний включаются процедуры обнаружения знаний о влиянии этого многообразия факторов на результирующие погрешности с помощью технологии Data Mining и обучения ИСУ конкретного станка-индивидуума.

– Синтез знаний при этом состоит в проведении поиска в пространстве определений и проверке всех определений с одним предиктором, двумя и т.д. до тех пор, пока не будет найдено совместимое определение. Соответствующие статистики по влиянию каждого предиктора сохраняются в БЗ. Иначе говоря, на основании совокупности примеров входных и выходных данных удается получить некоторую совокупность функций H , которая аппроксимирует влияние входных воздействий на результирующую погрешность, обеспечивая *получение начальных знаний* ИСУ станка и вероятностные и весовые характеристики (используемые далее как распределения априорных вероятностей) влияния каждого фактора.

– В процессе текущей типовой эксплуатации станка в БЗ системы мониторинга, имеющей начальные знания, поступают только входные данные от средств измерений, находящихся на работающем станке. При этом информационная база ИСУ в процессе обработки основывается на совокупности поступающей on-line информации от тех датчиков, которые используются в процессе производства, и распределений априорных вероятностей скрытых переменных (датчики которых отсутствуют).

– Решения, соответствующие требованиям точности обработки, принимаются ИСУ станка при использовании обобщенных знаний, синтезируемых в БЗ на основе начальных знаний (из совокупности H) и on-line информации. Подход, принятый здесь, основан на теории вычислительного обучения – научной области, которая находится на стыке искусственного интеллекта, статистики и теоретических компьютерных наук [4].

На основании знаний, полученных GKM-методом, можно сделать заключение о преобладающей весомости некоторых скрытых переменных. В этом случае необходимо принятие специальных мер к «выявлению» наиболее весомых факторов, т.е. получению наблюдаемой информации on-line, например, за счет установки дополнительных источников информации (датчиков).

Особенностью метода GKM является совокупный учет факторов, оказывающих влияние на результирующие погрешности обработки деталей, что хорошо согласуется с возможностью отображения поведения технологической системы в целом. Это позволяет решать вопросы повышения точности комплексно, а не частично, занимаясь изолированно задачами учета влияния на точность обработки деталей износа инструмента, например, или только наследственности припуска.

Библиографический список

1. Тугенгольд А.К. Интеллектуальное управление технологическими мехатронными объектами / А.К. Тугенгольд // Изв. вузов. Сев.-Кавк. регион. Технические науки. – 2005. – С.50-54.
2. Тугенгольд А.К. Интеллектуальное управление мехатронными технологическими системами / А.К. Тугенгольд, Е.А. Лукьянов. – Ростов н/Д: Издательский центр ДГТУ, 2004. – 117 с.
3. Чубукова И.А. Data Mining. – Изд-во: Бином. Лаборатория знаний, 2008. – 384 с.
4. Рассел С. Искусственный интеллект: современный подход: пер. с англ. / С. Рассел, П. Норвиг. – М.: Издательский дом «Вильямс», 2006. – 1409 с.

References

1. Tugengol'd A.K. Intellektual'noe upravlenie tehnologicheskimi mehatronnymi ob'ektami / A.K. Tugengol'd // Izv. vuzov. Sev.-Kavk. region. Tehnicheskie nauki. – 2005. – S.50-54. – in Russian.
2. Tugengol'd A.K. Intellektual'noe upravlenie mehatronnymi tehnologicheskimi sistemami / A.K. Tugengol'd, E.A. Luk'yanov. – Rostov n/D: Izdatel'skii centr DGTU, 2004. – 117 s. – in Russian.
3. Chubukova I.A. Data Mining. – Izd-vo: Binom. Laboratoriya znaniy, 2008. – 384 s. – in Russian.

4. Rassel S. Iskusstvennyi intellekt: sovremennyyi podhod: per. s angl. / S. Rassel, P. Norvig. – M.: Izdatel'skii dom «Vil'yams», 2006. – 1409 s. – in Russian.

Материал поступил в редакцию 08.08.2010.

A.K. TUGENGOLD

**INTELLECTUAL CONTROL SYSTEM OF THE TECHNOLOGICAL OBJECT:
SITUATION ASSESSMENT AND DECISION-MAKING**

Parcels taken as a principle of a situation assessment and knowledge formation for an intelligent control system are specified. The method of system training is offered - Generalized Knowledge Mining for Technological System (GKM TS). Its main principles and features are shown.

Key words: intelligent control, detection of knowledge, decision-making support, trees of decisions, decision procedures.

ТУГЕНГОЛЬД Андрей Кириллович (р. 1943), профессор (1985) кафедры «Робототехника и мехатроника» Донского государственного технического университета, доктор технических наук (1983). Окончил РИСХМ (1960).

Область научных интересов – интеллектуальное управление технологическими системами, динамика и точность мехатронных систем.

Автор 203 публикаций.

akt0@yandex.ru

Andrey K. TUGENGOLD (1943), Professor of the Robotics and Mechatronics Department, Don State Technical University. PhD in Science (1983), Professor (1985). He graduated from Rostov Institute of Agricultural Engineering (1960).

Research interests - technological systems intelligent management, mechatronic systems dynamics and accuracy.

Author of 203 scientific publications and 3 monographs.