

КОГНИТИВНАЯ СИСТЕМА АВТОМАТИЗИРОВАННОГО УПРАВЛЕНИЯ НА ПРИМЕРЕ ПРОЦЕССА ПЕРВИЧНОЙ ПЕРЕРАБОТКИ НЕФТИ

Н. А. НИКОЛАЕВ, А. А. МУСАЕВ

*Университет ИТМО, 197101, Санкт-Петербург, Россия
E-mail: amusayev1990@gmail.com*

Рассматривается проблема управления процессом первичной переработки нефти. Представлен общий вид ректификационной колонны как объекта управления. Рассмотрены современные методы построения когнитивных систем управления процессом первичной нефтепереработки. Представлены различные варианты построения когнитивной системы в качестве программно-алгоритмического комплекса, совместимого с существующей системой управления.

Ключевые слова: когнитивные технологии, системы управления, упреждающее регулирование, когнитивный советчик, системы поддержки принятия решений

Введение. Нефтеперерабатывающая промышленность использует последние достижения в таких областях, как автоматизация, управление процессами, информационные технологии получения, обработки и передачи информации. В состав систем управления входят: интеллектуальные датчики температуры, давления, расхода, уровня и других параметров объекта; исполнительные устройства, программируемые логические контроллеры; промышленные компьютерные станции операторов; вычислительные сети и др.

Применение новых технологий требует модификаций постановки оптимизационных задач управления. Одно из последних достижений в области автоматизации — APC-технологии (Advanced Process Control — прогрессивное управление технологическим процессом) [1, 2]. Улучшение, как правило, оценивается экономической эффективностью. Основная целевая функция APC — получение дополнительной прибыли за счет допустимого снижения запаса по качеству выпускаемой продукции, реализации энергосберегающих и ресурсосберегающих режимов, гибкого управления режимами в целях выпуска более дорогостоящей или более востребованной продукции и т.п. Наряду с APC-технологиями применяются MPC-технологии (Model Predictive Control — модель прогнозирующего управления) [2, 3], ориентированные на использование прогностических моделей в системах поддержки принятия управляющих решений (СППР) и реализующие частный вариант стратегий управления, охватываемых APC.

Принципиальное отличие APC-технологии от разработок, посвященных оптимизации управления технологическим процессом (ТП), — это формализованное описание конкретных процессов, происходящих на технологических установках (ТУ), в отличие от принятой практики описания динамики общих физико-химических закономерностей. При этом математическая модель, как правило, непрерывно адаптируется к изменению условий протекания ТП с учетом последовательной их идентификации. Реализация такого подхода, связанная с большим объемом оперативных вычислений в реальном времени, возможна только на основе современных цифровых технологий. Рассмотрению методов построения систем управления технологическими процессами, в частности процессом нефтепереработки, с использованием таких технологий посвящена настоящая статья.

Ректификационная колонна. Для получения нефтепродуктов с любой желаемой концентрацией компонентов и высокими выходами используется процесс ректификации, прохо-

дящий в ректификационной колонне. При многократном контакте неравновесных паровой и жидкой фаз, их массо- и теплообмене паровая фаза обогащается низкокипящим компонентом (НКК), а жидкость — высококипящим компонентом (ВКК).

Основным объектом управления при первичной нефтепереработке является ректификационная колонна, схема работы которой приведена на рис. 1. В среднюю часть колонны поступает подлежащее ректификации сырье F с температурой t_F и составом X_F . На входе колонны происходит процесс однократного испарения, в результате которого образуются пары G_F состава Y_F и жидкость g_F состава X_F , находящиеся в равновесии, т.е. имеющие одинаковую температуру и давление. На каждой n -й тарелке обеспечивается контакт между поступающими парами G_{n-1} и жидкостью g_{n+1} , стекающей на тарелку.

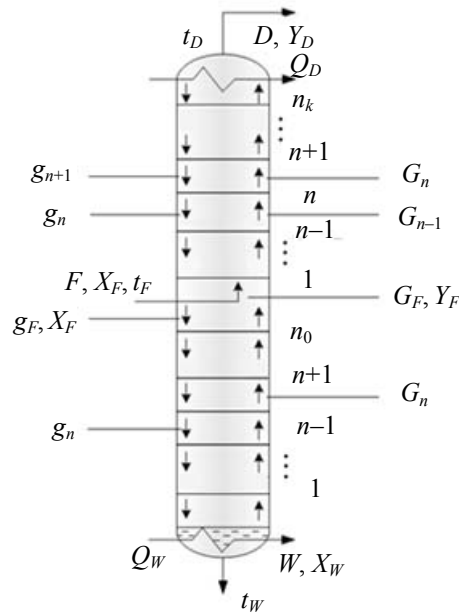


Рис. 1

В результате контакта этих встречных потоков изменяются составы паровой и жидкой фаз. Пары G_n , испаряющиеся с n -й тарелки, более насыщены, чем пары G_{n-1} , а жидкость g_n более насыщена по сравнению с жидкостью g_{n+1} . Уходящие с тарелки n потоки паров G_n и жидкости g_n будут находиться в равновесии. При этом пары G_n , поступающие на вышерасположенную тарелку $n+1$, снова вступают в контакт с соответствующим потоком жидкости с тарелки n_k , а жидкость g_n конденсируется на тарелке $n-1$, где вновь происходит контакт фаз. Подобное контактирование будет происходить до тех пор, пока пар наверху колонны не приобретет заданный по содержанию НКК состав Y_D , а жидкость W внизу колонны не достигнет состава X_W .

Продукт D , обогащенный НКК, называется ректификатом или дистиллятом, а продукт W — остатком или нижним донным продуктом. Часть колонны, находящаяся выше уровня ввода сырья, называется концентрационной (укрепляющей), а ниже ввода — отпарной (отгонной). В обеих частях колонны протекает один и тот же процесс ректификации. Поскольку для ректификации необходимы два потока, состоящие из одних и тех же компонентов, но разного состава, из верхней части отводят тепло Q_D , а к нижней части подводят тепло Q_W . В результате при конденсации паров наверху колонны образуется поток жидкости, а в отгонной части колонны — восходящий поток паров.

Входными параметрами ректификационной колонны являются параметры манипуляции и параметры уставки; параметрами состояния — химические и технологические (температура, давление, уровень) параметры потоков; выходными параметрами — параметры потоков и параметры качества продукции.

Основные проблемы разработки системы управления. Несмотря на обилие аналитических программных решений, реализация APC-технологий затруднена, что обусловлено такими факторами, как:

- низкое качество „сырых данных“ (Raw Data), получаемых в процессе мониторинга ТП и используемых для построения и коррекции моделей;
- высокие требования к точности идентификации протекающих процессов, связанные с соразмерностью относительного выигрыша и характеристик эволюции состояния ТП;
- необходимость значительных инвестиций для стыковки и адаптации готовых комплексных APC-решений с развернутыми АСУ ТП;
- закрытость алгоритмического обеспечения APC как коммерческого продукта.

Еще более весомое значение для решения оптимизационных задач управления представляет проблема Big Data [4], связанная с поиском знаний в огромном объеме данных. Указанные массивы включают в себя оперативные данные мониторинга ТП и ретроспективные данные, отражающие опыт управления процессами.

Совокупностью перечисленных проблем объясняется противоречие между острой потребностью промышленности в повышении эффективности управления ТП и существенными рисками инвестиций в APC-проекты. Указанное противоречие привело к необходимости построения гибкого программно-алгоритмического комплекса (ПАК) когнитивного управления, что позволит в минимальные сроки и с небольшими материальными затратами формировать эффективные СППР.

Программно-алгоритмический комплекс когнитивного управления. Решение поставленной задачи осуществляется на основе новейших когнитивных технологий, основанных на широком использовании баз знаний (БЗ) и технологиях искусственного интеллекта (ИИ) [5—11]. Предлагаемый подход непосредственно связан с развитием производственных СППР для условий Big Data. Важной составной частью Big Data являются математические и информационные технологии Data Mining (DM) [4, 12—17]. К разрабатываемому комплексу предъявляются следующие требования:

- выявление и идентификация основных и скрытых тенденций в состоянии объекта управления;
- обнаружение скрытых факторов влияния;
- выявление и идентификация скрытых взаимозависимостей и взаимосвязей;
- формирование вариантов управленческих решений и их оценка.

Расширенная когнитивная модель управления включает в себя дополнительные элементы: хранилище данных, содержащее информацию о накопленном опыте по управлению ТП; базу знаний, хранящую алгоритмы и программы обработки данных, а также совокупность шаблонов управления для различных производственных ситуаций; когнитивного советчика, т.е. собственно интеллектуальную СППР [3].

В задачах промышленной автоматизации когнитивные технологии проявляются в использовании знаний (производственного опыта, накопленного на предприятии при реальном управлении ТП). База знаний формируется на основе ретроспективных временных рядов наблюдений за состоянием технологической установки, свойствами входных и выходных материальных потоков и т.п. Исходные массивы данных накапливаются в заводских базах данных (БД) [18]. Помимо производственного опыта, база знаний должна включать в себя инструментальную часть, содержащую программно-алгоритмические средства анализа данных и формирования управляющих решений [19—21].

В настоящее время широко представлен коммерческий инструментарий Data Mining: статистическая обработка данных (Statistica, SPSS, Systat, Statgraphics, SAS, BMDP, TimeLab, Data-Desk, S-Plus, Scenario (BI) и др.); нейросетевые модели (NeuroShell, BrainMaker); генетические алгоритмы (GeneHunter), интеллектуальные технологии и др. При этом существ-

ует необходимость в создании открытой базы знаний, содержащей математическое, алгоритмическое и программное обеспечение, доступное для корпоративных пользователей и допускающее любые модификации в целях решения поставленной задачи по управлению ТП [19—21].

Структуру инструментальной БЗ ПАК можно представить в виде трехуровневой схемы.

Первый уровень БЗ — прикладной математический инструментарий, формируемый в виде файловой структуры, которая включает:

- текстовое описание математического метода, лежащего в основе базового математического алгоритма;
- описание теоретических ограничений, связанных с использованием математического метода;
- структуру базового алгоритма и структуру его программы (в выбранной вычислительной среде) для модельных данных;
- результаты и примеры применения базового алгоритма к модельным данным;
- выявленные ограничения и недостатки использования базового алгоритма;
- модификации базовых алгоритмов;
- примеры применения.

Второй уровень БЗ — унифицированные программно-алгоритмические модули (ПАМ), ориентированные на решение общих задач: анализ данных, прогнозирование и управление. Унифицированные ПАМ могут быть реализованы на основе различных методов прикладной математики.

Третий уровень — терминальные когнитивные советчики (КС), представляющие версии унифицированных ПАМ и адаптированные к работе с ТП.

Разработанный в рамках поставленной научной задачи первый уровень БЗ включает в себя развернутый алгоритмический арсенал методов анализа и обработки данных. В базе знаний доступно неограниченное расширение алгоритмического комплекса. В структурном плане можно выделить два блока алгоритмов — многомерные статистические методы и алгоритмы компьютерной математики с элементами ИИ.

Наличие в БЗ широкого спектра математического инструментария позволяет сформировать базовый набор ПАМ, ориентированных на решение задач когнитивного управления ТП. Все программно-алгоритмические модули из БЗ когнитивной системы управления ТП можно представить следующим образом. К инструментальному уровню относятся задачи автоматической предобработки данных (Data Pretreated — DPT); автоматического анализа данных (Automated Data Analyser — ADA); прогнозирования многомерных процессов (Multiple Process Predictor — MPP). Данный уровень формирует знания, необходимые для успешного решения задач следующего уровня: оптимизации процессов управления ТП (Automated Control Optimisator — ACO); контроля состояния ТП (Automated State Inspector — ASI).

Применение ПАМ позволяет сформировать матричную структуру БЗ как некоторый функциональный конструктор для построения модульной системы когнитивного управления ТП. В основу каждого модуля закладывается вычислительный потенциал, что позволяет его применять (с определенной корректировкой) для любого ТП. Формирование абсолютно инвариантной (по отношению к объекту управления) структуры не только нецелесообразно, но и, по-видимому, невозможно. Дальнейшее развитие БЗ связано с построением адаптированных приложений для конкретных ТП, т.е. когнитивных советчиков. Модульная схема БЗ управления ТП хорошо вписывается в классическую схему „черного ящика“, связывающую параметры входа, выхода и состояния.

Реализация когнитивных советчиков. Пример 1. Когнитивный советчик для предварительной обработки данных осуществляет автоматический анализ и „очистку“ исходных данных, полученных в результате мониторинга состояния ТП. КС выполняет следующие

задачи: выявление одиночных и групповых пропусков данных и восстановление пропущенных значений в соответствии с выбранным алгоритмом; выявление и обработка аномальных наблюдений, статистический учет возникновения аномалий, восстановление аномальных значений в соответствии с выбранным алгоритмом; обнаружение скрытых несоответствий результатов наблюдений, противоречащих структуре корреляционных взаимосвязей параметров ТП, восстановление несоответствующих значений параметров; сглаживание (последовательная фильтрация) рядов наблюдений; выявление мультиколлинеарности в исходных данных; нормировка массивов исходных данных.

На рис. 2 представлен скриншот интерфейса КС с опционными установками и решением задачи обнаружения пропусков в данных мониторинга, хранящихся в БД. В нижнем окне приводится перечень пропущенных данных. Данные могут быть восстановлены путем винзорирования, линейной аппроксимации или на основе регрессионного восстановления по коррелированным данным.

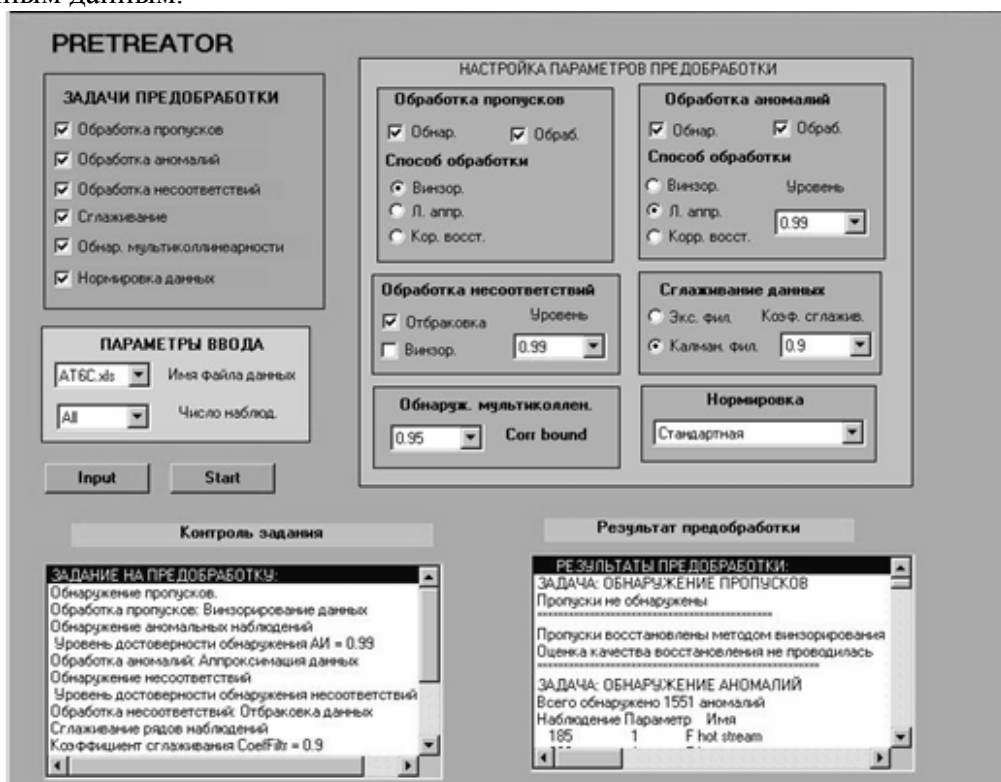


Рис. 2

Пример 2. Группа КС реализует задачу прогнозирования выходных характеристик ТП на основе данных текущего мониторинга и ретроспективных данных. Прогностические КС могут быть построены на основе многомерной регрессии, канонических корреляций, методов компьютерной математики (эволюционного моделирования, искусственных нейронных сетей (ИНН), прецедентного анализа).

В соответствии с общей схемой ПАМ структура прогнозатора разделена на уровень интерфейса и уровень исполнительной математики. Важная особенность прогнозатора — применение скользящего окна наблюдения, „просматривающего“ ретроспективные данные, предшествующие текущему моменту времени. При этом выходные данные смещены во времени относительно данных состояния на время прогноза. Если требуется прогноз качества выходной продукции относительно текущего состояния ТП и текущих методов управления, задержка соответствует времени прохождения продукции по ректификационной колонне. Размер скользящего окна выбирается в зависимости от методов анализа данных. Для регрессионного анализа величина окна выбирается из условия значимых изменений режима технологического процесса.

Рассмотрим КС—прогнозатор на основе технологий ИНН [20, 21]. В ходе исследования использовалась типовая двухслойная модель ИНН с обратным распространением ошибки (“back propagation”). Скриншот интерфейса КС—нейросетевого прогнозатора представлен на рис. 3. Следует отметить, что при традиционной схеме обучения ИНН результат был неудовлетворительным. Даже при длительном обучении (несколько часов) точность прогноза была очень низкой. В связи с этим использовался двухэтапный режим: начальное обучение и корректирующее обучение на каждом шаге по данным скользящего окна наблюдения. В этом случае удалось получить приемлемую точность прогноза, хотя и более низкую, чем при регрессионном прогнозе. Данное направление развития когнитивных прогнозаторов представляется достаточно перспективным. Необходимы дополнительные исследования с другими ИНН, например с сетями, использующими технологию нечетких множеств.

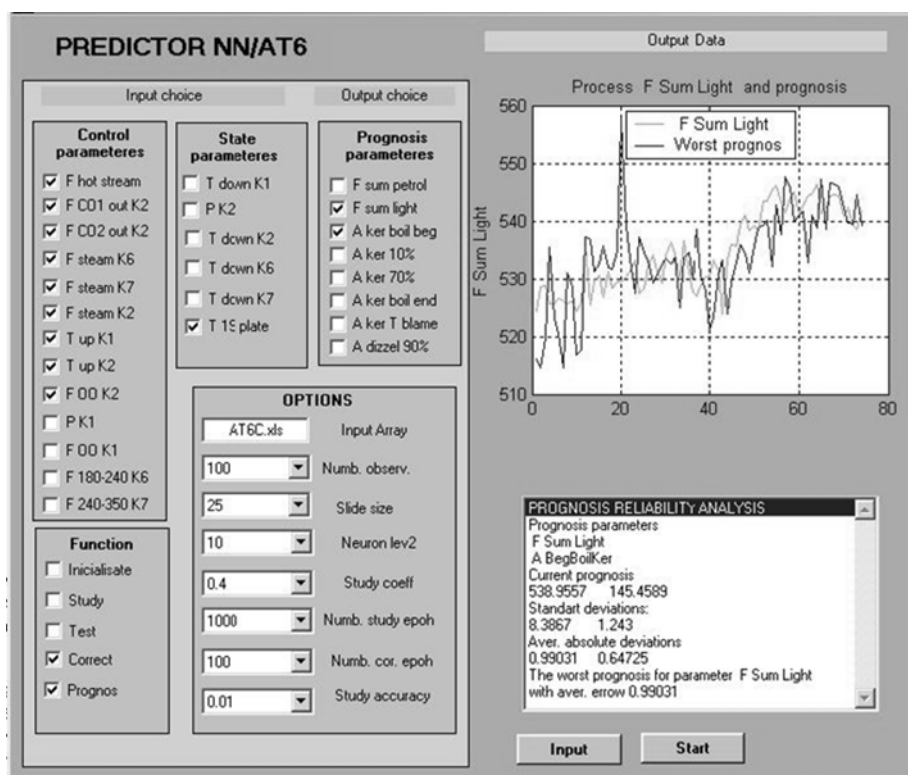


Рис. 3

Заключение. Представлено краткое описание АРС-„конструктора“, позволяющего осуществлять быструю и недорогую реализацию корректирующего управления технологическим процессом на основе когнитивных советчиков. Перспективные исследования могут быть связаны с развитием БЗ методов когнитивного управления; БЗ должна накапливать программные реализации и полные описания уже созданных и внедренных СППР, автоматизированных и автоматических систем оптимизации управления и т.п. Подобные реализации должны создать совокупность прототипов, которые могут быть использованы для дальнейших разработок систем когнитивного (интеллектуального) управления производственными процессами и их внедрения.

Работа выполнена при государственной финансовой поддержке ведущих университетов Российской Федерации (субсидия 074-U01), Министерства образования и науки РФ (проект 14.Z50.31.0031) и гранта Президента Российской Федерации (№ 14.Y3116.9281-НШ).

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Anderson J. S. Process control opportunities and benefits analysis // Proc. Advanced Control for the Process Industries, 9—11 Sept. 1992. Cambridge.

2. *Nikolaou M.* Model predictive controllers: A critical synthesis of theory and industrial needs // *Advances in Chemical Engineering*. 2001. Vol. 26. P. 131—204.
3. *Holsapple C. W., Winston A. B.* *Decision Support Systems: A Knowledge-Based Approach*. St. Paul, MN: West Publishing, 1996.
4. *Adriaans P., Zantings D.* *Data Mining*. London: Addison-Wesley-Longman, 1996.
5. *Fingar P.* *Cognitive Computing. A Brief Guide for Game Changes*. Florida: Meghan-Kiffer Press, 2015.
6. *Dean T. L.* *Artificial Intelligence: Theory and Practice*. Utah: Addison-Wesley, 1995.
7. *Ginsberg M. L.* *Essentials of AI*. N. Y.: Morgan Kaufmann, 1993.
8. *Luger G., Stubblefield W.* *Artificial Intelligence: Structures and Strategies for Complex Problem Solving*. San Francisco, CA: The Benjamin/Cummings Publishing, 1993.
9. *Poole D., Mackworth A., Goebel R.* *Computational Intelligence: A Logical Approach*. Oxford University Press, 1998. P. 576.
10. *Pratt I.* *Artificial Intelligence*. London: Macmillan, 1994.
11. *Stuart J., Russell S. J., Norvig P.* *Artificial Intelligence: A Modern Approach*. New Jersey: Prentice Hall, 2009. P. 1152.
12. *Hand D. J., Mannila H., Smyth P.* *Principles of Data Mining*. Cambridge, MA: MIT Press, 1997.
13. *Ian H., Eibe F., Hall M.* *Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques*. N. Y.: Morgan Kaufmann, 2011.
14. *Pyle D.* *Data Preparation for Data Mining*. N. Y.: Morgan Kaufmann, 1999.
15. *Weiss S. M., Indurkha N.* *Predictive Data Mining*. N. Y.: Morgan Kaufmann, 1998.
16. *Berry M. J. A., Linoff G. S.* *Mastering Data Mining*. N. Y.: Wiley, 2000.
17. *Fayyad U. M., Piatetsky-Shapiro G., Smith P., Uthurusamy R.* *Advances in Knowledge Discovery and Data Mining*. AAAI Press/MIT Press, 1996.
18. *Manyika J.* *Big Data: The Next Frontier for Innovation, Competition, and Productivity*. Texas: McKinsey Global Institute, 2011.
19. *Bamberger W., Isermann R.* Adaptive on-line steady-state optimization of slow dynamic processes // *Automatica*. 1978. Vol. 14. P. 223—230.
20. *Garcia M. R., Vilas C., Santos L. O., Alonso A. A.* A robust multi-model predictive controller for distributed parameter systems // *J. Proc. Contr.* 2012. N 22(1). P. 60—71.
21. *Mayne D., Rawlings R.* Constrained model predictive control: stability and optimality // *Automatica*. 2000. Vol. 36(6). P. 789—814.

Сведения об авторах

- Николай Анатольевич Николаев** — канд. техн. наук, доцент; Университет ИТМО, кафедра систем управления и информатики; E-mail: nikona@yandex.ru
- Андрей Александрович Мусаев** — аспирант; Университет ИТМО, кафедра систем управления и информатики; E-mail: amusayev1990@gmail.com

Рекомендована кафедрой
систем управления и информатики

Поступила в редакцию
21.03.17 г.

Ссылка для цитирования: *Николаев Н. А., Мусаев А. А.* Когнитивная система автоматизированного управления на примере процесса первичной переработки нефти // *Изв. вузов. Приборостроение*. 2017. Т. 60, № 9. С. 904—911.

COGNITIVE CONTROL SYSTEM FOR PRIMARY OIL REFINING

N. A. Nikolaev, A. A. Musayev

*ITMO University, 197101, St. Petersburg, Russia
E-mail: amusayev1990@gmail.com*

Various ways of using cognitive technologies in modern control systems for primary oil refining process are considered. A general schematic of rectification column as an object under the control is demonstrated, an information about possible problems in monitoring and managing of the refining process is presented. Modern methods of cognitive control system design for primary oil refining are analyzed. A variety of options for building a cognitive control system are described, which can be combined with an existing system into a software-algorithmic complex.

Keywords: cognitive technologies, control systems, advanced control process, model predictive control, cognitive adviser, decision support system

Data on authors

- Nikolay A. Nikolaev** — PhD, Associate Professor; ITMO University, Department of Computer Science and Control Systems; E-mail: nikona@yandex.ru
Andrey A. Musayev — Post-Graduate Student; ITMO University, Department of Computer Science and Control Systems; E-mail: amusayev1990@gmail.com

For citation: Nikolaev N. A., Musayev A. A. Cognitive control system for primary oil refining. *Journal of Instrument Engineering*. 2017. Vol. 60, N 9. P. 904—911 (in Russian).

DOI: 10.17586/0021-3454-2017-60-9-904-911