

АВТОМАТИЗАЦИЯ ПРОЦЕССОВ ХИМИЧЕСКОЙ ТЕХНОЛОГИИ

DOI: 10.15593/2224-9400/2021.1.07

УДК 681.5.015: 665.6/.7

В.Ю. Улазевич^{1,2}, А.В. Туманов²¹Санкт-Петербургский государственный электротехнический университет «ЛЭТИ» им. В.И. Ульянова (Ленина), Санкт-Петербург, Россия²ООО «Т-Софт», Санкт-Петербург, Россия

ИДЕНТИФИКАЦИЯ ВИРТУАЛЬНЫХ АНАЛИЗАТОРОВ КАЧЕСТВА НЕФТЕПРОДУКТОВ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ВЫБОРОК КОРРЕЛИРУЮЩИХ ПОКАЗАТЕЛЕЙ

Виртуальные анализаторы качества нефтепродуктов, представляющие собой статические математические модели различной структуры (наиболее часто регрессионной, реже нейронной, нейро-нечеткой и пр.), широко используются в нефтеперерабатывающей промышленности как в рамках систем усовершенствованного управления технологическими процессами (СУУТП), так и в качестве программных средств информирования персонала, управляющего технологическими процессами.

В статье рассмотрено решение проблемы идентификации виртуальных анализаторов целевых показателей качества нефтепродуктов в условиях малого объема исторических эталонных данных и их низкой точности относительно данных о прочих показателях, коррелирующих с целевыми. Представлен алгоритм идентификации виртуальных анализаторов качества нефтепродуктов, основанный на использовании выборок исторических данных как целевого показателя качества, так и показателей, коррелирующих с ним. В частности предложено использование исторических данных о температуре начала кипения продукта для построения математической модели его температуры вспышки в закрытом тигле, а также использование данных о температуре 50%-ного выкипания продукта для построения виртуального анализатора его плотности.

Предложенный алгоритм протестирован на промышленных данных с атмосферного блока установки первичной переработки нефти. Показано улучшение качества виртуального анализатора температуры вспышки в закрытом тигле по анализируемым критериям (среднеквадратическая ошибка и коэффициент корреляции Пирсона) в двух экспериментах из трех за счет использования предложенного алгоритма.

Сделано заключение об адекватности виртуальных анализаторов, разработанных с использованием предложенного подхода, а также о пригодности их использования в составе СУУТП для управления технологическим процессом.

Ключевые слова: виртуальный анализатор, математическая модель, идентификация, качество нефтепродуктов, фракционный состав, температура вспышки.

V.Yu. Ulazevich^{1,2}, A.V. Tumanov²

¹Saint Petersburg Electrotechnical University 'LETI',
Saint Petersburg, Russian Federation

²LLC «T-Soft», Saint Petersburg, Russian Federation

IDENTIFICATION OF SOFT SENSORS OF PETROLEUM PRODUCTS' QUALITY USING SAMPLES OF CORRELATING INDICATORS

Soft sensors of the quality of petroleum products, which are static mathematical models of various structures (most often regression, less often neural, neuro-fuzzy, etc.), are widely used in the oil refining industry both within the framework of advanced process control (APC) systems and as software tools for informing the personnel managing the technological processes.

The article solves the problem of identification of soft sensors of oil product quality target indicators in conditions of a low volume of historical reference data and their low accuracy relative to data on other indicators that correlate with the target indicators. An algorithm for identification soft sensors of the quality of petroleum products is presented, based on the use of samples of historical data of both the target quality indicator and the indicators correlating with it. In particular, it is proposed to use historical data on the initial boiling point of the product to build a mathematical model of its closed cup flash point, as well as to use data on the 50 % boiling point of the product to build a density soft sensor.

The proposed algorithm is tested on industrial data from the atmospheric section of the crude oil distillation unit. An improvement in the quality of the soft sensor closed cup flash point according to the analyzed criteria (root mean square error and Pearson correlation coefficient) is shown in two experiments out of three due to the use of the proposed algorithm.

The conclusion was made on the adequate accuracy of the soft sensors developed using the proposed approach, as well as on the suitability of their use as part of the APC-system for process control.

Keywords: *soft sensor, mathematical model, identification, oil refining products quality, boiling range characteristics, closed cup flash point.*

Виртуальные анализаторы (ВА) качества нефтепродуктов разрабатываются в рамках систем усовершенствованного управления технологическими процессами (СУУТП) [1, 2] и предназначены для обеспечения оперативности получения информации о продукте [3], необходимой для автоматизированного управления его качеством [4, 5]. Также ВА могут быть использованы как отдельные программные средства для информирования технологического персонала [6, 7].

Для построения ВА используются исторические данные [8, 9], при их нехватке проводятся тестирования технологического процесса, реже применяются аналитические модели объекта [10]. Для успешной идентификации ВА обучающая и проверочная выборки должны со-

держать достаточный объем эталонных данных [11] об искомом показателе качества и технологическом процессе в режимах, для работы в которых предназначен разрабатываемый ВА.

В структуру СУУТП входят ВА нормируемых показателей, вблизи границ которых ведется технологический процесс, а также показатели, задания по которым меняются в зависимости от целей производства. В структуру контроллеров СУУТП атмосферного блока установок первичной переработки нефти наиболее часто входят ВА таких показателей качества нефтепродуктов, как фракционный состав (ФС), а именно температура начала кипения (НК) и конца кипения, температура вспышки в закрытом тигле (ВС), плотность.

В работе [12] описан подход к идентификации ВА конечных точек выкипания нефтепродуктов с использованием выборок коррелирующих с ними точек, данные о которых представлены в большем объеме или с более высокой точностью. Показано улучшение качества ВА при использовании указанного подхода на выборках, где стандартный подход не дает удовлетворительного результата. В данной статье рассматривается вопрос построения ВА температуры ВС и плотности.

На объектах первичной переработки нефти ходовые лабораторные анализы ВС и плотности, как правило, выполняются реже ходовых лабораторных анализов ФС. Поэтому за один и тот же промежуток времени часто доступно больше исторических данных о ФС, нежели о ВС и плотности.

Известны зависимости температуры ВС индивидуальных веществ от температуры их кипения [13, 14]. Для продуктов первичной переработки нефти такие зависимости неизвестны, однако очевидно, что для указанных продуктов, представляющих собой смесь углеводородов, температура ВС в первую очередь определяется легкокипящими компонентами [14], т.е. говоря в плоскости фракционного состава – температурой НК продукта. Плотность же имеет прямую связь с температурой 50 % выкипания продукта.

Применим подход, описанный в работе [12], для идентификации ВА температуры ВС с использованием выборок температуры НК.

Алгоритм идентификации виртуальных анализаторов температуры вспышки в закрытом тигле с использованием температуры начала кипения продукта. Предлагаемый алгоритм состоит из следующих этапов:

1. Идентификация ВА температуры НК методом наименьших квадратов (МНК).

2. Вычисление значений ВА, идентифицированного на шаге 1, в точках лабораторных анализов температуры ВС.

3. Использование значений, рассчитанных на шаге 2, в качестве входных данных для идентификации ВА температуры ВС, и применение МНК с ограничением l на коэффициент модели [15]:

$$l = \frac{(S_v / \hat{S}_v) + (S_t / \hat{S}_t)}{2},$$

где S_v , S_t – среднее квадратическое отклонение (СКО) лабораторных анализов температуры ВС на проверочной и обучающей выборке соответственно; $\hat{S}_v$, $\hat{S}_t$ – СКО лабораторных анализов температуры НК на проверочной и обучающей выборке соответственно.

СКО рассчитывается следующим образом:

$$S = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}{n-1}},$$

где x_i – i -е значение лабораторных анализов; $\bar{x}$ – среднее значение лабораторных анализов; n – количество лабораторных анализов.

Тестирование алгоритма. Для тестирования использовались исторические данные с атмосферного блока установки первичной переработки нефти. На рис. 1 показана упрощенная схема верхней части сложной атмосферной колонны С-1 и отпарной колонны С-2/1.

Моделируемый в рамках тестирования показатель качества – температура ВС авиационного керосина марки ТС-1.

Сырье колонны С-1 – обессоленная и обезвоженная нефть. Подогретая в печи нефть подается в колонну С-1, с верха колонны отбираются и конденсируются пары нестабильного бензина. Поддержание температуры и давления верха С-1 обеспечивается соответственно изменением расхода острого орошения колонны и скорости вращения вентиляторов аппаратов воздушного охлаждения на линии отбора паров верхнего продукта. Температурный режим в верхней секции колонны С-1 регулируется циркуляционным орошением (ЦО). Верхний боковой погон колонны С-1 поступает в отпарную колонну С-2/1, подвод тепла в которую осуществляется через ребойлер.

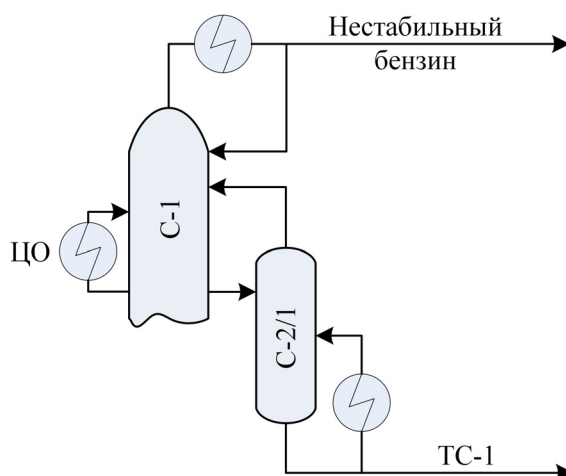


Рис. 1. Упрощенная схема верхней части сложной атмосферной колонны C-1 и отпарной колонны C-2/1

Температура НК и ВС ТС-1 зависит прежде всего от четкости ректификации в верхней части колонны C-1 и от режима отпарки в колонне C-2/1. Поэтому в качестве входов ВА были выбраны следующие параметры:

- PIR1 – давление верха колонны C-2/1, МПа;
- TIR1 – температура низа C-2/1, °C;
- TIR2 – температура перетока в C-2/1, °C;
- RFC1 – кратность орошения,

$$RFC1 = \frac{FIRC1}{FIC2} \cdot 100,$$

где FIRC1 – расход острого орошения C-1, м³/ч; FIC2 – загрузка C-1, м³/ч.

Для идентификации ВА были использованы обучающие выборки за 3 временных участка: продолжительностью 55, 45 и 35 дней (далее O1, O2 и O3 соответственно). Для проверки использовались выборки продолжительностью 110 дней.

Для оценки адекватности разработанных ВА применены следующие критерии: среднеквадратическая ошибка RMSE и коэффициент корреляции Пирсона R .

Среднеквадратическая ошибка

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \hat{x}_i)^2}{n}},$$

где x_i – i -е значение эталонного источника данных (лабораторных анализов); $\hat{x}_i$ – i -е показание ВА; n – число измерений в выборке.

Коэффициент корреляции Пирсона

$$R = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}},$$

где x_i – i -е значение эталонного источника данных; y_i – i -е показание ВА; $\bar{x}$ – среднее значение эталонного источника данных; $\bar{y}$ – среднее значение ВА; n – число измерений в выборке.

В таблице приведены значения показателей качества разработанных ВА. Здесь TS_VSP – ВА температуры ВС ТС-1, полученный без использования лабораторных данных по температуре НК ТС-1; TS_HK – ВА температуры НК ТС-1; TS_VSP_based_HK – ВА температуры ВС ТС-1, полученный с использованием лабораторных данных по температуре НК ТС-1.

Показатели качества разработанных виртуальных анализаторов
на обучающих и проверочных выборках

ВА	Обучающая выборка		Проверочная выборка	
	RMSE	R	RMSE	R
Обучение на участке O1				
TS_VSP	2.19	0.51	3.72	0.71
TS_HK	1.98	0.54	2.49	0.68
TS_VSP_based_HK	2.24	0.47	3.12	0.63
Обучение на участке O2				
TS_VSP	1.06	0.64	2.18	0.70
TS_HK	1.48	0.63	2.39	0.70
TS_VSP_based_HK	1.09	0.62	2.08	0.71
Обучение на участке O3				
TS_VSP	1.78	0.92	2.91	0.58
TS_HK	1.88	0.89	2.56	0.72
TS_VSP_based_HK	2.18	0.88	2.34	0.71

В таблице выделены ячейки, относящиеся к ВА температуры ВС ТС-1 с наибольшим R и наименьшей RMSE на проверочной выборке. Исходя из этого видно:

1. ВА температуры ВС, разработанные с использованием данных о температуре НК на обучающих выборках за периоды O2 и O3,

обладают лучшими показателями на проверочной выборке, нежели ВА, разработанные без этих данных на выборках за те же периоды времени. ВА TS_VSP_based_HK, идентифицированный на выборке за период O1, обладает меньшим R , но и меньшей RMSE на проверочной выборке.

2. Все ВА, разработанные в ходе исследования, включая идентифицированные с применением предложенного в статье алгоритма, имеют высокие показатели качества, что говорит об их адекватности.

Формула ВА TS_VSP_based_HK, обученного на выборках за период O2 и показавшего наиболее адекватную работу на проверочной выборке, имеет следующий вид:

$$TS_VSP_based_HK = -78.05 + 0.84 \cdot TS_HK;$$

$$TS_HK = 37.18 - 237.68 \cdot PIR1 - 0.44 \cdot TIR2 + 0.93 \cdot TIR1 + 0.91 \cdot RFC1.$$

На рис. 2 приведены тренды указанного ВА и соответствующих лабораторных анализов на проверочной выборке.

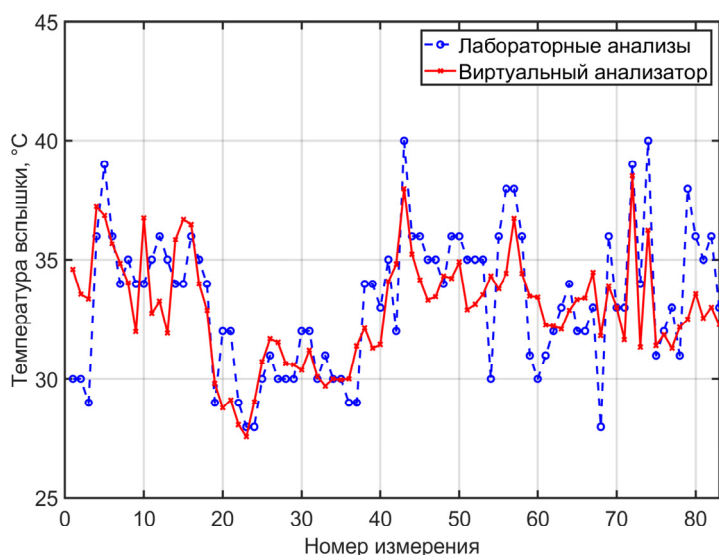


Рис. 2. Тренды виртуального анализатора TS_VSP_based и соответствующих лабораторных анализов на проверочной выборке

Заключение. ВА температуры ВС, разработанные с применением предложенного в статье подхода, адекватны и могут быть использованы в рамках СУУТП для управления технологическим процессом. В ряде случаев показано улучшение качества ВА на проверочной выборке за счет использования указанного подхода.

Подход может быть применен и для идентификации ВА прочих коррелирующих показателей качества нефтепродуктов, в частности, в рамках атмосферного блока установки первичной переработки нефти наравне с температурой ВС большой интерес с прикладной точки зрения представляет построение ВА плотности нефтепродукта с использованием данных о температуре 50%-ного его выкипания его, так как плотность является одним из наиболее часто используемых в СУУТП показателей.

Список литературы

1. Бахтадзе Н.Н., Лотоцкий В.А. Современные методы управления производственными процессами // Проблемы управления. – 2009. – № 3.1. – С. 56–63.
2. Самотылова С.А., Торгашов А.Ю. Алгоритм построения виртуального анализатора показателя качества выходного продукта ректификационной колонны в условиях малой обучающей выборки // Известия Санкт-Петербургского государственного технологического института (технического университета). – 2019. – № 48 (74). – С. 36–41.
3. Затонский А.В., Тугашова Л.Г. Разработка моделей качества и выработки нефтепродуктов с применением Matlab // Прикладная математика и вопросы управления. – 2019. – № 4. – С. 26–42.
4. Власов С.С., Шумихин А.Г. Моделирование процесса отбензинивания нефти при прогнозировании показателей качества бензина // Вестник Саратовского государственного технического университета. – 2012. – № 1 (63). – С. 90–94.
5. Система усовершенствованного управления установкой первичной переработки нефти: создание, внедрение, сопровождение / Д.Х. Файрузов, Ю.Н. Бельков, Д.В. Кнеллер, А.Ю. Торгашов // Автоматизация в промышленности. – 2013. – № 8. – С. 3–10.
6. Рылов М.А., Софиев А.Э. Модель качества стабильного катализата на установке каталитического риформинга бензина // Известия МГТУ «МАМИ». – 2013. – Т. 4, № 1 (15). – С. 160–164.
7. Александров И.М. Построение виртуального датчика на примере датчика концентрации этан-этиленовой колонны // Вестник Ангарской государственной технической академии. – 2011. – № 5. – С. 45–51.
8. Souza F.A.A., Araújo R., Mendes J. Review of soft sensor methods for regression applications // Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems. – 2016. – Vol. 152. – P. 69–79. doi: 10.1016/j.chemolab.2015.12.011
9. Development of adaptive soft sensor based on statistical identification of key variables / M.-D. Ma, J.-W. Ko, S.-J. Wang, M.-F. Wu, S.-S. Jang, S.-S. Shieh, D.S.-H. Wong // Control Engineering Practice. – 2009. – Vol. 17, iss. 9. – P. 1026–1034. doi: 10.1016/j.conengprac.2009.03.004

10. Fortuna L., Graziani S., Xibilia M.G. Soft sensors for product quality monitoring in debutanizer distillation columns // *Control Engineering Practice*. – 2005. – Vol. 13, iss. 4. – P. 499–508. doi: 10.1016/j.conengprac.2004.04.013

11. Гончаров А.А. Алгоритм разработки виртуального анализатора для процессов ректификации нефти и нефтепродуктов с учетом закономерностей процесса // *Достижения, проблемы и перспективы развития нефтегазовой отрасли: материалы IV Междунар. науч.-практ. конф.* – Альметьевск, 2019. – С. 563–569.

12. Улазевич В.Ю., Туманов А.В., Ишкильдин Р.Р. Идентификация виртуальных анализаторов фракционного состава с использованием выборок коррелирующих точек выкипания // *Известия Тульского государственного университета. Технические науки*. – 2020. – № 6. – С. 192–198.

13. Капустин В.М. Технология переработки нефти: в 4 ч. / под ред. О.Ф. Глаголевой. – М.: КолосС, 2012. – Ч. 1. – 456 с.

14. Температура вспышки. Часть III. Методы расчета через температуру кипения / С.Г. Алексеев, В.В. Смирнов, К.С. Алексеев, Н.М. Барбин // *Пожаровзрывобезопасность*. – 2014. – Т. 23, № 3. – С. 30–43.

15. Дьяконов В.П. MATLAB 6.5 SP1/7 + Simulink в математике и моделировании. – М.: СОЛОН-Пресс, 2005. – 576 с.

References

1. Bakhtadze N.N., Lototskii V.A. Sovremennye metody upravleniia proizvodstvennymi protsessami [Modern methods of managing production processes]. *Problemy upravleniia*, 2009, no. 3.1, pp. 56–63.

2. Samotylova S.A., Torgashov A.Iu. Algoritm postroeniia virtual'nogo analiza-tora pokazatel'ia kachestva vykhodnogo produkta rektifikatsionnoi kolonny v uslovii-akh maloi obuchaiushchei vyborki [Algorithm for sort sensor design of characteristic value of output product quality of distillation column in conditions a small training sample]. *Izvestiia Sankt-Peterburgskogo gosudarstvennogo tekhnologicheskogo insti-tuta (tekhnicheskogo universiteta)*, 2019, no. 48 (74), pp. 36–41.

3. Zatonskii A.V., Tugashova L.G. Razrabotka modelei kachestva i vyrabotki nefteproduktov s primeneniem Matlab [Modelling the quality and production of pe-troleum products with Matlab]. *Prikladnaia matematika i voprosy upravleniia*, 2019, no. 4, pp. 26–42.

4. Vlasov S.S., Shumikhin A.G. Modelirovanie protsessa otbenzinivaniia nefi pri prognozirovaniі pokazatelei kachestva benzina [Simulation of the oil top-ping process for gasoline quality prediction]. *Vestnik Saratovskogo gosudarstven-nogo tekhnicheskogo universiteta*, 2012, no. 1 (63), pp. 90–94.

5. Fairuzov D.Kh., Bel'kov Iu.N., Kneller D.V., Torgashov A.Iu. Sistema usovershenstvovannogo upravleniia ustanovkoi pervichnoi pererabotki nefi: soz-danie, vnedrenie, soprovozhdenie [Advanced process control system for the pri-mary oil refining unit: creation, implementation, maintenance]. *Avtomatizatsiia v promyshlennosti*, 2013, no. 8, pp. 3–10.

6. Rylov M.A., Sofiev A.E. Model' kachestva stabil'nogo katalizata na ustanovke kataliticheskogo riforminga benzina [A model of the quality of a stable catalysate at a gasoline catalytic reforming unit]. *Izvestiia MGTU «MAMI»*, 2013, no. 1 (15), vol. 4, pp. 160–164.

7. Aleksandrov I.M. Postroenie virtual'nogo datchika na primere datchika kontsentratsii etan-etilenovoi kolonny [Building a soft sensor on the example of an ethane-ethylene column concentration sensor]. *Vestnik Angarskoi gosudarstvennoi tekhnicheskoi akademii*, 2011, no. 5, pp. 45–51.

8. Souza F.A.A., Araújo R., Mendes J. Review of soft sensor methods for regression applications. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 2016, vol. 152, pp. 69–79. doi: 10.1016/j.chemolab.2015.12.011

9. Ma M.-D., Ko J.-W., Wang S.-J., Wu M.-F., Jang S.-S., Shieh S.-S., Wong D.S.-H. Development of adaptive soft sensor based on statistical identification of key variables. *Control Engineering Practice*, 2009, vol. 17, issue 9, pp. 1026–1034. doi: 10.1016/j.conengprac.2009.03.004

10. Fortuna L., Graziani S., Xibilia M.G. Soft sensors for product quality monitoring in debutanizer distillation columns. *Control Engineering Practice*, 2005, vol. 13, issue 4, pp. 499–508. doi: 10.1016/j.conengprac.2004.04.013

11. Goncharov A.A. Algoritm razrabotki virtual'nogo analizatora dlia protsessov rektifikatsii nefi i nefteproduktov s uchetom zakonomernostei protsessa [The algorithm for developing a soft sensor for the oil and oil products distillation processes taking into account the process regularity]. *Materialy IV Mezhdunarodnoi nauchno-prakticheskoi konferentsii «Dostizheniia, problemy i perspektivy razvitiia neftegazovoi otrasli»*, 2019, pp. 563–569.

12. Ulazevich V.Yu., Tumanov A.V., Ishkildin R.R. Identifikatsiia virtual'nykh analizatorov fraktsionnogo sostava s ispol'zovaniem vyborok korreliiruiushchikh toчек vykipaniia [Identification of virtual analyzers of distillation characteristics using samples of correlation boiling points]. *Izvestiia Tul'skogo gosudarstvennogo universiteta. Tekhnicheskie nauki*, 2020, no. 6, pp. 192–198.

13. Kapustin V.M. Tekhnologiiia pererabotki nefi. V 4-kh chastiakh. Chast' pervaiia. Pervichnaia pererabotka nefi [The technology of oil refining. In 4 parts. Part one. Primary oil refining]. Moscow, 2012. 456 p.

14. Alekseev S.G., Smirnov V.V., Alekseev K.S., Barbin N.M. Temperatura vspyshki. Chast' III. Metody rascheta cherez temperaturu kipeniia [Flash point. Part III. Calculation via a boiling temperature]. *Pozharovzryvobezopasnost'*, 2014, no. 3, vol. 23, pp. 30–43.

15. D'iakonov V.P. MATLAB 6.5 SP1/7 + Simulink v matematike i modelirovanii [MATLAB 6.5 SP1/7 + Simulink in Mathematics and Simulation]. Moscow, 2005. 576 p.

Получено 25.01.2021

Об авторах

Улазевич Владислав Юрьевич (Санкт-Петербург, Россия) – аспирант кафедры автоматики и процессов управления Санкт-Петербургского государственного электротехнического университета «ЛЭТИ» им. В.И. Ульянова (Ленина), инженер по системам усовершенствованного управления технологическими процессами (СУУТП) ООО «Т-Софт» (196066, г. Санкт-Петербург, Московский пр., 183–185, литера А, пом. 157-Н; e-mail: ulazevich@yandex.ru).

Туманов Алексей Владимирович (Санкт-Петербург, Россия) – руководитель отдела высокотехнологичных решений ООО «Т-Софт» (196066, г. Санкт-Петербург, Московский пр., 183–185, литера А, пом. 157-Н; e-mail: tumanov_a_v@t-soft.ru).

About the authors

Vladislav Yu. Ulazevich (Saint Petersburg, Russian Federation) – Post-graduate Student, Department of Automation and Control Processes, Saint Petersburg Electrotechnical University 'LETI'; Advanced Process Control Systems Engineer, LLC «T-Soft» (Premises 157-N, 183–185A, Moskovskii av., Saint Petersburg, 196066; e-mail: ulazevich@yandex.ru).

Aleksey V. Tumanov (Saint Petersburg, Russian Federation) – Head of High-Tech Solutions Department, LLC «T-Soft» (Premises 157-N, 183–185A, Moskovskii av., Saint Petersburg, 196066; e-mail: tumanov_a_v@t-soft.ru).