

Е.Г. Кабулова, канд. техн. наук, доцент, Старооскольский технологический институт им. Ф.Ф. Уварова филиал СТИ НИТУ «МИСиС» (Старый Оскол, Россия)
(e-mail: evgenia791@mail.ru)

МОДЕЛЬ ИНТЕГРАЦИИ РАЗНОРОДНОЙ ИНФОРМАЦИИ ПРИ УПРАВЛЕНИИ СЛОЖНЫМИ ТЕХНОЛОГИЧЕСКИМИ СИСТЕМАМИ В УСЛОВИЯХ НЕОПРЕДЕЛЕННОСТИ

На сегодняшний день металлургическое производство с точки зрения управления и многостадийного характера изготовления продукции является сложной, большой системой с различными особенностями функционирования подсистем и элементов. Традиционные методы для реализации управления такими системами малоэффективны, так как одной из основных проблем при этом является выбор оптимальных управленческих решений с учетом текущих ситуаций и ограничений на изменения значений технологических параметров. Одной из проблем, возникающих при управлении сложными технологическими системами металлургического производства, является разнородность большого объема данных, затрудняющая процесс принятия эффективных и оперативных решений при управлении производством. Принятие адекватных решений экспертом связано с необходимостью агрегировать разного рода информацию на различных уровнях иерархии. Кроме того, функционирование реальных сложных систем металлургического производства происходит в условиях неопределенности информации, и реализовать эффективное управление, организовать поддержку принятия решений, обеспечить оперативность и точность информации для повышения качества металлопродукции и технико-экономических показателей производства в данном случае не представляется возможным. В связи с чем в работе предложена модель интеграции разнородной информации в условиях неопределенности, которая позволит учитывать меру значимости не только отдельных значений технологических параметров на определенной стадии производства, но и множества таких параметров за счет применения нечеткой меры при интеграции данных. Данная модель позволит повысить точность определения необходимых значений технологических параметров за счет учета всех стадий производства, выполняемых технологических операций, а также за счет использования агрегирования данных на каждом переделе. Особенностью разработанной модели является возможность применения корректирующих процедур для последовательной адаптации функций принадлежности нечетких параметров.

Ключевые слова: сложные технологические системы; агрегирование данных; интеллектуальная поддержка управления; многостадийная технология в условиях неопределенности.

DOI: 10.21869/2223-1560-2018-22-4-104-111

Ссылка для цитирования: Кабулова Е.Г. Модель интеграции разнородной информации при управлении сложными технологическими системами в условиях неопределенности // Известия Юго-Западного государственного университета. 2018. Т. 22, № 4(79). С. 104-111.

Введение

На сегодняшний день развитие металлургического производства приводит к необходимости их трактовки как сложных технологических систем с множеством элементов (стадий производства), технологических операций и параметров [1, 2]. Принятие решений в таких системах связано с обработкой и анализом большого объема разнородной информации, которую необходимо правильно интерпретировать и агрегировать с учетом возникающей неопределенности и неточ-

ности данных на различных уровнях иерархии. С учетом всевозрастающей размерности и сложности систем горно-металлургического производства и множества применяемых технологий, принятие решений в таких условиях однозначно приводит к многочисленным ошибкам, нарушению технологии производства, браку продукции [2].

Проблема агрегирования данных в различных областях решалась всевозможными методами, основанными на теории подобия, вероятности, статистики

и т.д. [3, 4, 5, 6], но в данных работах не учитывалась возникающая неопределенность и неточность информации. Кроме того, в сложных многостадийных технологических системах неопределенность данных обусловлена наличием множества технологических параметров и взаимосвязанных переделов.

Из множества значений технологических факторов на каждой стадии производства требуется получить такой набор выходных параметров, который будет соответствовать заданному технологией производства или индивидуальной заказной спецификацией, что по сути является эталонной или номинальной моделью. Оценка факторов описывает степень их соответствия номинальной модели. Решение данной задачи требует преобразования оценок факторов в критериях начального уровня в оценки в критериях каждого последующего уровней [7]. Подобное преобразование вполне естественно реализовать с помощью операторов агрегирования или интеграции, которые с различной точностью отражают взаимосвязь между критериями [7].

Таким образом, проблему интеграции разнородной информации в условиях неопределенности можно решить применением операторов интегрирования на основе интеллектуальных методов поддержки принятия решений, в частности на основе теории нечетких множеств и нечеткой меры, что позволит не только адекватно определять текущее состояние технологических процессов, но и прогнозировать их выполнение на последующих переделах.

Следует отметить, что для интеграции данных на сегодняшний день достаточно часто используют искусственные нейронные сети [8], но это потребует для

обучения сети большое число статистической информации, получение которой не всегда возможно. В связи с чем разработка модели интеграции информации с применением операторов агрегирования является достаточно актуальной задачей.

Постановка задачи. Рассмотрим сложную многостадийную технологическую систему металлургического производства [9]. Пусть на каждой стадии производства выполняется множество технологических операций TO_i по заданной технологии.

Результат функционирования каждой стадии производства St_k – это набор выходных факторов производства $\Phi = \{\phi_i\}, i = 1, 2, \dots, n$ со значениями технологических параметров $\Psi = \{\psi_j\}, j = 1, 2, \dots, m$, которые сравниваются с заданными в индивидуальной заказной спецификации, т.е. с номинальными значениями $\Phi_{изс} = \{\phi\}$.

Очевидно, что выходные свойства продукции (показатели качества, например: химический состав стали, твердость и т.д.) имеют зависимость от соответствующих технологических параметров ψ_j и их значений, которые задаются в пределах допустимой области изменения, а также от внешних воздействий P , то есть $\Phi_i = (\psi_1, \psi_2, \dots, \psi_j, P)$.

Как было отмечено ранее, в рассматриваемых сложных системах возникает значительная неопределенность и неточность информации при достижении необходимых выходных свойств продукции [10], что дает основание представить технологические параметры как нечеткие множества в следующем виде: $\Psi_j = (\psi_j, \mu(\psi_j))$, где $\mu(\psi_j)$ – функция принадлежности. Таким образом, за-

дача заключается в необходимости получить интегрированный показатель качества не только на любой стадии производства, но и при выполнении всех производственных переделов, учитывая при этом взаимосвязь параметров с помощью нечеткой меры.

Методика. В связи с тем, что результат выполнения любой технологической операции – это набор значений выходных показателей качества (параметров) ψ_j , поставим в соответствие каждому параметру значение нечеткой меры $g(\psi_j) \in [0,1]$ (для данной процедуры можно привлечь, например, экспертов или получить информацию в результате эксперимента и т.д.) [11, 12].

Так как факторы производства Φ_i влияют на оценку вариантов из множества номинальных $\Phi_{изс}$, то это влияние можно реализовать с помощью λ - параметра Суджено, значение которого вычисляется из условия нормировки [13, 14]:

$$\frac{1}{\lambda} \left[\prod_{i=1}^N (1 + \lambda g_i) - 1 \right] = 1, \quad -1 < \lambda < \infty. \quad (1)$$

Агрегирование разнородных по сути технологических параметров производства требует формирования множества Ψ_j и функций принадлежности $\mu(\psi_j)$. Для выполнения этой задачи необходимо сравнить значения промежуточных выходных параметров $\Psi_j^{промеж.}$, сформированных в результате выполнения определенной стадии производства, с заданными в индивидуальной заказной спецификации или установленными технологией $\Psi_j^{ИЗС}$. Результатом сравнения должно стать множество $\{\psi_j^1; \psi_j^2; \dots; \psi_j^k\}$, характеризующее степень приближения значений промежуточных значений $\Psi_j^{промеж.}$ к заданным в спецификации $\Psi_j^{ИЗС}$.

На следующем этапе полученные множества $\Psi_j^k \cup \psi_j^k$, $k=1, \dots, n$ необходимо объединить в множество $\Psi_j = \bigcup_{k=1}^K \Psi_j^k$, которое упорядочивается, а его элементы индексируются, в результате чего получается множество $\Psi_j = \{\psi_{ji} \in \Psi_j\}$, на котором требуется задать функцию принадлежности $\mu(\psi_j)$, $\psi_j \in \Psi_j$, $j=1, \dots, m$.

Промежуточные выходные параметры $\Psi_j^{промеж.}$ будут совпадать такими заданными в спецификации $\Psi_j^{ИЗС}$, у которых функция принадлежности принимает максимальное значение, $\mu(\psi_j^k) = \max$. Полученные функции принадлежности необходимо упорядочить таким образом, чтобы выполнялось условие:

$$\mu(\psi_j^1) \geq \mu(\psi_j^2) \geq \dots \geq \mu(\psi_j^k).$$

Если условие выполняется, требуется вычислить значение нечеткой меры $g(\psi_j)$ согласно выражению [15]:

$$g_\lambda(A \cup B) = g_\lambda(A) + g_\lambda(B) + \lambda \cdot g_\lambda(A) \cdot g_\lambda(B), \quad -1 < \lambda < \infty. \quad (2)$$

На последнем этапе определяется оператор интегрирования Суджено следующим образом:

$$Agg = \max_{j=1}^K (\min(\mu_j^k(\psi_j), g(\psi_j))). \quad (3)$$

В итоге необходимо отобрать такие технологические параметры, у которых оператор (3) принимает максимальное значение.

Таким образом, модель интеграции разнородной технологической информации можно схематично представить в виде выполнения последовательных этапов (рис. 1).

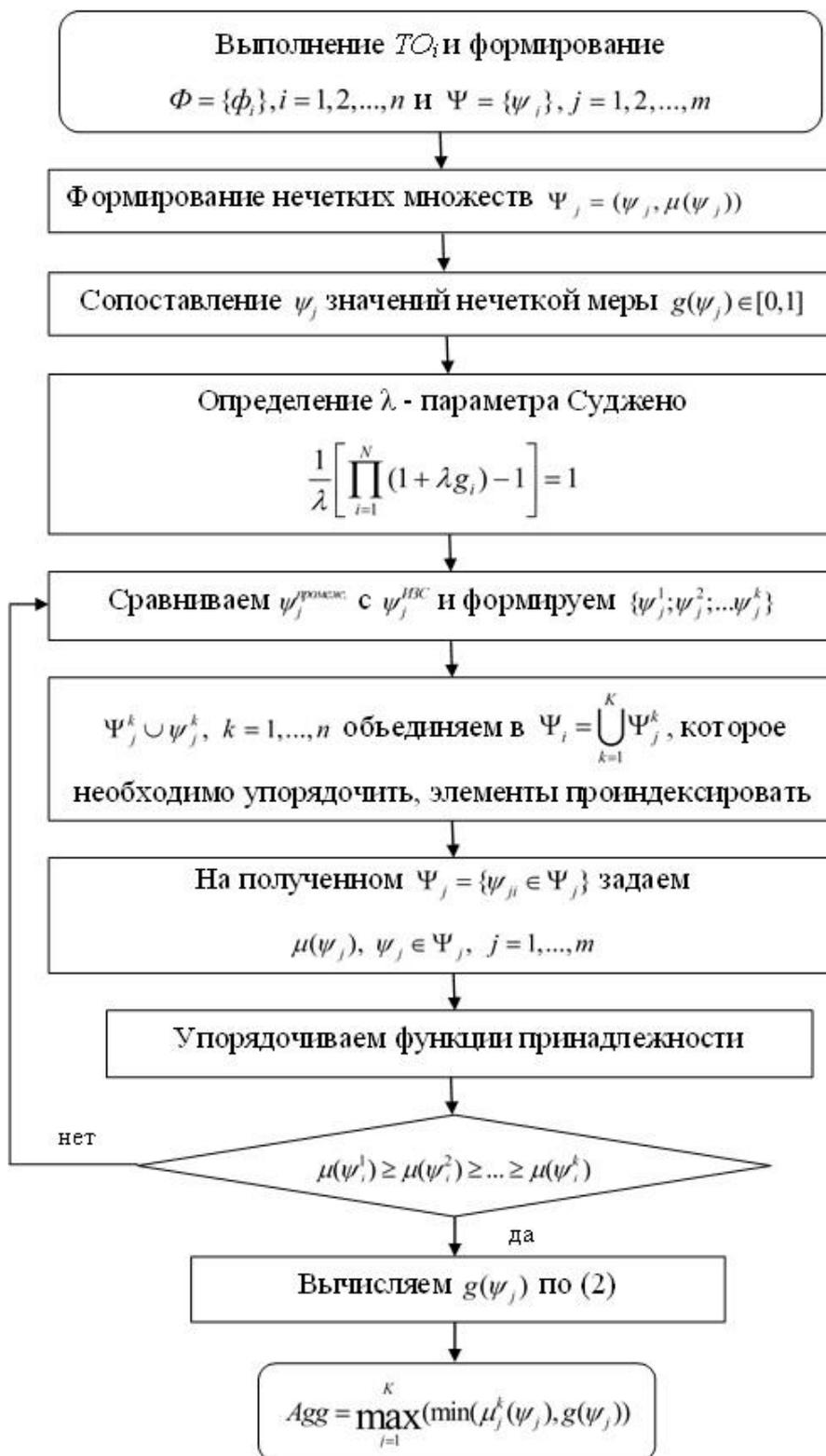


Рис. 1. Блок-схема функционирования модели интеграции разнородной технологической информации

Практическая реализация. Особенностью разработанной модели является возможность корректировки для по-

следовательной адаптации функций принадлежности нечетких параметров. Согласно предложенной модели, при фор-

мировании функций принадлежности появляется возможность их уточнения в процессе сравнения номинальных и полученных значений технологических параметров.

Пример применения корректирующих процедур проиллюстрирован на рисунке 2, где показаны номинальная функция принадлежности технологического параметра горизонтальная мощность рудного тела $\mu_n(m_c)$ и откорректированная $\mu_k(m_c)$.

Горизонтальная мощность рудного тела определяется на одной из начальных стадий горно-металлургического производства – добыча железорудного сырья – в результате разведки месторождений при определении границ расположения рудного тела. Значения параметра меняются в пределах допустимых диапазонов. От точности определения данного параметра зависит способ разработки месторождения, использование объема соответствующих ресурсов.

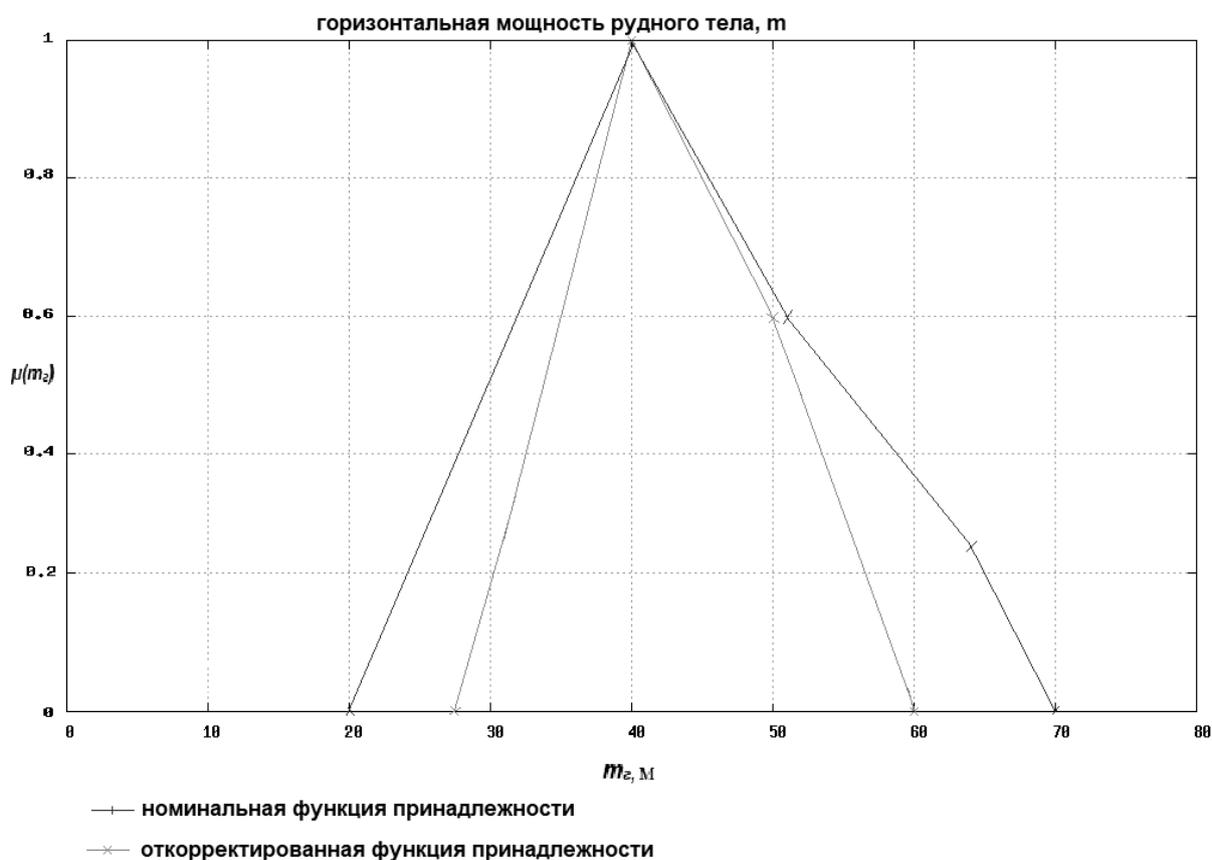


Рис. 2. Номинальная и откорректированная функции принадлежности для технологического параметра "горизонтальная мощность рудного тела" - m_c

Разработанная модель интеграции разнородной информации была внедрена в промышленную эксплуатацию АО "Лебединский горно-обогатительный комбинат" и ОАО "Стойленский горно-

обогатительный комбинат" в виде программных решений для оптимизации процессов добычи при оценке запасов железной руды в условиях неопределен-

ности, что подтверждено соответствующими актами внедрения.

Заключение. Таким образом, решая вопрос интеграции информации с помощью предложенной модели, появляется возможность учитывать меру значимости не только отдельных значений технологических параметров на определенной стадии производства, но и множества таких параметров за счет применения нечеткой меры при интеграции данных.

Кроме того, за счет применения данной модели интеграции можно повысить точность определения необходимых факторов производства за счет принятия во внимание всех стадий производства, выполняемых технологических операций, и применения операторов интегрирования на каждой стадии производства, которые в свою очередь позволяют с различной точностью отражать и учитывать взаимосвязи между параметрами производства.

Список литературы

1. Бусленко Н.П. Моделирование сложных систем. М.: Главная редакция физико-математической литературы изд-ва «Наука», 1968. 356 с.

2. Месарович М., Мако Д., Такахара И. Теория иерархических многоуровневых систем. М.: Издательство «Мир», 1973. 344 с.

3. Алфимцев А.С. Нечеткое агрегирование мультимодальной информации в интеллектуальном интерфейсе // Программные продукты и системы. 2011. № 3. С. 44–48.

4. Власов С.А., Шплихал И. Состояние разработок и перспективы развития имитационных систем для анализа функционирования и автоматизированного про-

ектирования производства (на примере металлургии и машиностроения) // Моделирование и идентификация производственных систем. ИПУ, 1988. С. 5 - 17.

5. Рожков И.М., Власов С.А., Мулько Г.Н. Математические модели для выбора рациональной технологии и управления качеством стали. М.: Металлургия, 1990. 398 с.

6. Смирнов В.С. Методы и модели управления проектами в металлургии. М.: СИНТЕГ, 2001. 176 с.

7. B. Golden, E. Wasil and P. Harker The analytic hierarchy process: applications and studies. Springer-Verlag, New York, 1989. 265 p.

8. Gitman M.B., Trusov P.V., Fedoseev S.A. On optimization of metal forming with adaptable characteristics // Journal of Applied Mathematics and Computing. 2000. Vol. 7. No. 2. Pp. 387- 396.

9. Kabulova E.G. Application of methods of mathematical modeling and information processing in metallurgical production // Исследование, разработка и применение высоких технологий в промышленности. Тюмень, Стерлитамак АМИ, 2018. С. 4-8.

10. Saati T. and Kerns K. Analytical planning. Organization of systems. М.: Radio and communication, 1991. 224 p.

11. Marichal J. On Choquet and Sugeno integrals as aggregation functions // Fuzzy Measures and Integrals. 2000. Vol. 40. Pp. 247–272.

12. Merkur'yeva G. Computer Simulation in Industrial Management Games // Proc. of MIM 2000. IFAK Symp. on Manufacturing, Modeling, Management and Control. University of Patras, Rio, Greece, 2000. P. 69 -73.

13. Matsko I.I. Adaptive fuzzy decision tree with dynamic structure for automatic process control system of continuous-cast billet production // IOSR Journal of Engineering. 2012. Vol. 2. № 8. Pp. 53-55.

14. Baldwin J. F., Guild N.C. Comparison of Fuzzy Sets on the Same Decision Space // Fuzzy Sets and Systems. 1979. Vol. 2. № 3. Pp. 231-231.

15. Harald Meyer auf Hofe Nurse rostering as constraint satisfaction with Fuzzy Constraints and Inferred Control Strategies // In DIMACS Series in Discrete Mathematics and theoretical computer science. 2000. P. 257-272.

Поступила в редакцию 26.07.18

UDC 004.89

E.G. Kabulova, Candidate of Engineering Sciences, Associate Professor, Stary Oskol Technological Institute named after A.A. Ugarov (Branch) NUST «MISiS» (Stary Oskol, Russia) (e-mail: evgenia791@mail.ru)

ADOPTION OF DECISIONS FOR CONTROL OF COMPLEX MULTI-STAGE TECHNOLOGICAL SYSTEMS UNDER CONDITIONS OF UNCERTAINTY

Today metallurgical production from the point of view of management and multistage character of production is complex, big system with various features of functioning of subsystems and elements. Traditional methods for the management of such systems are ineffective, as one of the main problems is the choice of optimal management decisions, taking into account current situations and limitations on changes in the values of technological parameters. One of the problems arising in the management of complex technological systems of metallurgical production is the heterogeneity of a large amount of data, which complicates the process of making effective and operational decisions in the management of production. Adequate decision-making by the expert is connected with the need to aggregate various kinds of information at different levels of the hierarchy. In addition, the operation of real complex systems of metallurgical production takes place in conditions of uncertainty of information, and to implement effective management, to organize decision support, to ensure the efficiency and accuracy of information to improve the quality of metal products and technical and economic indicators of production in this case is not possible. In this connection, the paper proposes a model of integration of heterogeneous information under uncertainty, which will take into account the measure of importance not only of individual values of technological parameters at a certain stage of production, but also a set of such parameters through the use of fuzzy measures in the integration of data. This model will improve the accuracy of determining the required values of technological parameters by taking into account all stages of production, technological operations, as well as through the use of data aggregation at each stage. The peculiarity of the developed model is the possibility of applying corrective procedures for the sequential adaptation of membership functions of fuzzy parameters.

Key words: complex technological systems; data aggregation; intelligent control support; multi-stage technology under uncertainty.

DOI: 10.21869/2223-1560-2018-22-4-104-111

For citation: Kabulova E.G. Adoption of Decisions for Control of Complex Multi-Stage Technological Systems under Conditions of Uncertainty. Proceedings of the Southwest State University, 2018, vol. 22, no. 4(79), pp. 104-111 (in Russ.).

Reference

1. Buslenko N.P. Modelirovanie slozhnyh sistem. Moscow, 1968, 356 p.

2. Mesarovich M., Mako D., Takahara I. Teorija ierarhicheskikh mnogourovnevnyh sistem. Moscow, Mir Publ., 1973, 344 p.

3. Alfimcev A.S. Nechetkoe agregirovanie mul'timodal'noj informacii v intellektual'nom interfejse. *Programmnye produkty i sistemy*, 2011, no. 3, pp. 44–48.
4. Vlasov S.A., Shplihal I. Sostojanie razrabotok i perspektivy razvitija imitacionnyh sistem dlja analiza funkcionirovanija i avtomatizirovannogo proektirovanija proizvodstva (na primere metallurgii i mashinostroenija). *Modelirovanie i identifikacija proizvodstvennyh sistem*. IPU, 1988. pp. 5 - 17.
5. Rozhkov I.M., Vlasov S.A., Mul'ko G.N. Matematicheskie modeli dlja vybora racional'noj tehnologii i upravlenija kachestvom stali. Moscow, Metallurgija Publ., 1990, 398 p.
6. Smirnov V.S. Metody i modeli upravlenija proektami v metallurgii. Moscow, SINTEG Publ., 2001, 176 p.
7. Golden B., Wasil E., Harker P. The analytic hierarchy process: applications and studies. Springer-Verlag, New York, 1989, 265 p.
8. Gitman M.B., Trusov P.V., Fedoseev S.A. On optimization of metal forming with adaptable characteristics. *Journal of Applied Mathematics and Computing*, 2000, vol. 7, no. 2, pp. 387- 396.
9. Kabulova E.G. Application of methods of mathematical modeling and information processing in metallurgical production. *Issledovanie, razrabotka i primenenie vysokih tehnologij v promyshlennosti*. Tjumen', Sterlitamak AMI, 2018, pp. 4-8.
10. Saati T. and Kerns K. Analytical planning. Organization of systems. Moscow, Radio and communication Publ., 1991, 224 p.
11. Marichal J. On Choquet and Sugeno integrals as aggregation functions. *Fuzzy Measures and Integrals*, 2000, vol. 40, pp. 247–272.
12. Merkuryeva G. Computer Simulation in Industrial Management Games. Proc. of MIM 2000. IFAK Symp. on Manufacturing, Modeling, Management and Control. University of Patras, Rio, Greece, 2000. pp. 69 -73.
13. Matsko I.I. Adaptive fuzzy decision tree with dynamic structure for automatic process control system o of continuous-cast billet production. *IOSR Journal of Engineering*, 2012, vol. 2, no. 8, pp. 53-55.
14. Baldwin J. F., Guild N.C. Comparison of Fuzzy Sets on the Same Decision Space. *Fuzzy Sets and Systems*, 1879, vol. 2, no. 3, pp. 231-231.
15. Harald Meyer auf Hofe Nurse rostering as constraint satisfaction with Fuzzy Constraints and Inferred Control Strategies. In DIMACS Series in Discrete Mathematics and theoretical computer science, 2000, pp. 257-272.