УДК 514.185:512.7
DOI: 10.25206/1813-8225-2024-190-15-20
EDN: AMYPII

В. Ю. ЮРКОВ
Е. Ю. ДОЛГОВА
М. А. ЧИЖИК

Омский государственный
технический университет,
г. Омск

ГЕОМЕТРИЧЕСКАЯ МОДЕЛЬ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ СВОЙСТВ СИСТЕМ С ИНТЕРВАЛЬНЫМИ ПАРАМЕТРАМИ

Описывается интервальный подход к геометрическому моделированию сложных многопараметрических систем с неопределенными, взаимно зависимыми и разнотипными параметрами. Информационный базис систем предполагается неполным, а получение полного информационного базиса связано с технологическими трудностями. Параметры системы могут быть непрерывными, дискретными и условными. Геометрическая модель строится в виде матрицы, каждый элемент которой соответствует определенному состоянию системы. Каждое состояние описывается интервальной функцией, связывающей непрерывные входные и выходные параметры. Множество интервальных функций образует дискретное семейство непрерывных поверхностей в дискретном пространстве параметров. Описанный подход и алгоритм моделирования применен к построению модели прогнозирования свойств драпируемости тканей. В качестве примера построена интервальная модель зависимости показателя драпируемости от таких характеристик ткани, как вид нити, вид переплетения, сырьевой состав и поверхностная плотность.

Ключевые слова: геометрическая модель, интервальный анализ, прогнозирование, текстильные материалы, драпируемость.

Введение. В практике геометрического моделирования сложных систем встречаются случаи, когда построение модели стандартными методами статистического анализа и планирования эксперимента либо трудно, либо вообще невозможно. Причиной этого является даже не число внешних и внутренних факторов, влияющих на состояние системы, а отсутствие физической возможности управлять значениями факторов.

Кроме того, построению модели системы препятствует сложная структура взаимной зависимости факторов и неопределенность их величин [1]. Единственный путь изучения и построения модели — это пассивное наблюдение и регистрация параметров системы при её случайных состояниях. В этой ситуации нельзя заранее предположить вид зависимости выходной величины от входных факторов, т. е. структурное моделирование гиперповерхности отклика невозможно. Не имеет смысла проводить общее параметрическое моделирование регрессионным анализом ввиду короткой выборки и наличия многочисленных неучтенных факторов.

В настоящее время развиваются и широко используются методы интервального моделирования и интервального анализа сложных систем [2–7]. В данной работе предлагается подход к изучению и моделированию таких систем, включающий элементы интервального анализа, комбинаторной топологии и структурного моделирования. В результате предлагается формировать кусочно-непрерывные интервальные гиперповерхности отклика, объединенные в дискретное семейство, которое позволяет прогнозировать значения выходного параметра в некотором промежутке значений входных параметров.

Постановка задачи. Рассматривается многопараметрическая система с формальным описанием $[y] = f(x_1, ..., x_n, a_1, ..., a_m)$, где x_i — входные параметры; $a_{jм}$ — коэффициенты математической модели. Пусть характер входных параметров таков, что их можно отнести к разного типа данным, а именно: $x_1, ..., x_s$ — непрерывные параметры, имеющие конкретный физический смысл; $x_{s+1}, ..., x_t$ — дискретные параметры, имеющие физический смысл; $x_{t+1}, ..., x_n$ — интегральные условные параметры, объединяющие определенное множество характеристик системы и не имеющие физического смысла. К последним могут относиться, например, такие параметры, как класс, тип, категория и т. п. Некоторые из параметров могут иметь интервальный характер, т. е. могут определяться некоторой областью безразличия в смысле своего влияния на выходной параметр y. Интервальные параметры будут обозначаться в квадратных скобках, например, $[x] = [x^-, x^+]$, $[a] = [a^-, a^+]$.

Требуется найти математическую модель системы, позволяющую прогнозировать значения выходного параметра $[y]$ в заданной области изменения входных параметров. Интервальный характер данных позволяет максимально упростить структуру и параметрическую размерность модели.

Идентификация адекватной математической модели такой системы при условии, что все зависимости от непрерывных параметров линейные, потребовала бы для получения полного информационного базиса системы не менее $(s+1)(t-s)(n-t)$ экспериментальных данных, полученных по определенному плану. Такая модель была бы интерполяционной и для решения задач прогнозирования была бы непригодна. Сглаживающая модель потребовала бы не менее $(s+s')(t-s)(n-t)$, $s'>1$ данных. Нелинейные зависимости потребовали бы еще большего числа экспериментов.

Учитывая, что для множества систем активный эксперимент невозможен, а возможно только пассивное накопление данных, изображающееся бессистемным распределением точек в пространстве параметров и не обеспечивающее получения полного информационного базиса, то задача построения модели такой системы становится неопределенной. Будем считать эту неопределенность интервальной.

Общий алгоритм. Пусть входные параметры x_i изменяются непрерывно в промежутках от $x_i^{\min}$ до $x_i^{\max}$. Дискретные входные параметры изменяются от $x_i^{\min}$ до $x_i^{\max}$ с шагом Δx_i. Условные параметры изменяются шагом $\Delta x_i = 1$. Структуру модели можно представить в виде матрицы $\boldsymbol{M}$ размерности $n-s$ с числом элементов, равным произведению чисел дискретных параметров системы. Каждому элементу матрицы соответствует некоторая s-мерная поверхность $f(x_1, ..., x_s)$.

При неполном информационном базисе часть элементов матрицы $\boldsymbol{M}$ окажется пустой, часть элементов может представлять собой точку n-мерного пространства параметров. Может оказаться, что некоторым элементам будут соответствовать конечные множества точек, мощности которых слишком малы для того, чтобы аналитически описать s-мерные поверхности, соответствующие таким элементам. И, наконец, части элементов могут соответствовать множества точек, мощности которых достаточно для построения частной аналитической модели s-мерной поверхности какого-либо порядка.

Какой-либо закономерности в расположении всех этих элементов матрицы $\boldsymbol{M}$ может не наблюдаться (хаотичное облако точек в пространстве параметров). Следовательно, возникает задача поиска такого расположения элементов в матрице, которое было бы оптимальным относительно исследуемого свойства системы. То есть упорядочение элементов по структуре и параметрам частных моделей при одних и тех же данных позволяло бы получить наиболее простую общую модель.

Общий алгоритм построения математической модели описанной системы может быть следующим.

Шаг 1. Все множество точек исходной информации делится на три подмножества:

— подмножество $\boldsymbol{M_М}$ элементов, соответствующих множествам точек, по которым строятся частные модели;

— подмножество $\boldsymbol{M_П}$ элементов, соответствующих точкам, по которым проверяется адекватность общей модели;

— подмножество $\boldsymbol{M_0}$ пустых элементов (т. е. всякие данные о системе с соответствующими параметрами отсутствуют).

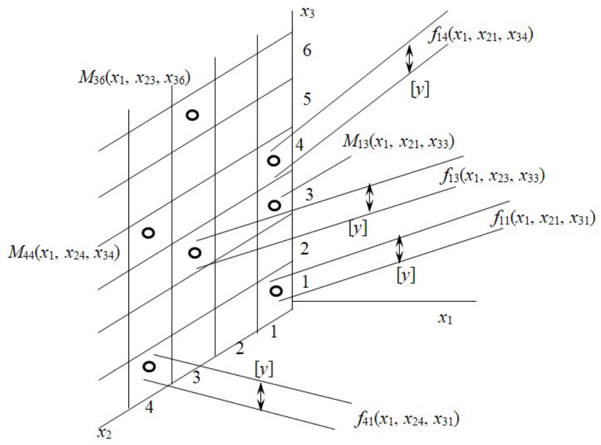

Рис. 1. Схема геометрической модели для $\boldsymbol{M}(4 \times 6)$, $\boldsymbol{M_М} = \{\boldsymbol{M_{11}}, \boldsymbol{M_{14}}, \boldsymbol{M_{33}}, \boldsymbol{M_{41}}\}$, $\boldsymbol{M_П} = \{\boldsymbol{M_{13}}, \boldsymbol{M_{36}}, \boldsymbol{M_{44}}\}$

Шаг 2. Для каждого элемента множества $\boldsymbol{M_М}$ строится интервальная s-мерная полоса шириной $[y]$. Интервальный характер выходного параметра $[y]$ позволяет найти для каждого элемента частную модель, удовлетворяющую единственному условию — график её должен быть вписан в полосу $[y]$. Следовательно, порядок модели может быть выбран минимальным. В «идеальном» случае все частные модели могут быть линейными. Естественно, что никакой закономерности в значении коэффициентов частных моделей может не наблюдаться. Такой случай схематически изображен на рис. 1, где $s = 1$, $t = 2$, $n = 3$, $\boldsymbol{M}(4 \times 6)$, $\boldsymbol{M_М} = \{M_{11}, M_{14}, M_{33}, M_{41}\}$, $\boldsymbol{M_П} = \{M_{13}, M_{36}, M_{44}\}$.

Шаг 3. Перестановка элементов матрицы с целью упорядочения значений одноименных коэффициентов частных моделей. Упорядочиваются коэффициенты при старших членах, а значения остальных могут предварительно изменяться, что не противоречит интервальному характеру частных моделей.

Шаг 4. Построение симплициальной аппроксимации множества $\boldsymbol{M_М}$ и дополнение множества $\boldsymbol{M_М}$ теми элементами $\boldsymbol{M_П}$ и $\boldsymbol{M_0}$ матрицы $\boldsymbol{M}$, которые попадают в какой-либо симплекс аппроксимации. Обозначим множество таких элементов $\boldsymbol{M_А}$. Признаком включения элемента во множество $\boldsymbol{M_А}$ являются положительные барицентрические координаты этого элемента в каком-либо симплексе. Множество элементов матрицы, которые остались не включенными в $\boldsymbol{M_А}$, является множеством, на котором реализуются алгоритмы экстраполяции.

Шаг 5. Основываясь на гипотезе, согласно которой симплициальная аппроксимация множества $\boldsymbol{M_М}$ индуцирует аналогичные симплициальные аппроксимации на множествах одноименных коэффициентов частных моделей, определяются уравнения s-мерных поверхностей, соответствующих элементам множества $\boldsymbol{M_А}$.

Шаг 6. Проверка адекватности общей построенной модели. Она заключается в сравнении данных, соответствующих элементам $\boldsymbol{M_П}$, с данными, вычисленными по частным аналитическим моделям, полученным в результате симплициальной аппроксимации и соответствующим этим же элементам множества $\boldsymbol{M_П}$.

Шаг 7. Экстраполяция построенной общей аналитической модели на множество элементов $\boldsymbol{M}$ — $(\boldsymbol{M_М} + \boldsymbol{M_А})$. Экстраполяция считается удовлетворительной, если для всех элементов множества $\boldsymbol{M_П}$ разница значений не будет превышать $[y]/2$.

Реализация алгоритма. Приложением описанной выше модели и алгоритма моделирования явилось изучение свойств текстильных материалов, которые можно охарактеризовать как сложные системы с неопределенными параметрами. Одним из таких свойств является драпируемость — формообразующее свойство текстильных материалов, влияющее на внешний вид, стиль, силуэтную форму изделия. Для создания строгих жестких форм требуются материалы с минимальным значением коэффициента драпируемости (например, равным нулю). Для гибких — с максимальным.

В настоящее время отсутствуют стандартные методы определения драпируемости. Анализ литературы показал, что достаточно большое количество работ посвящено разработке приборов и методов оценки коэффициента драпируемости [8, 9]. Существуют работы по прогнозированию показателя драпируемости, основанному на исследовании таких свойств, как жесткость при изгибе, вес ткани, толщина ткани, жесткость при сдвиге и пр. [10, 11]. Все такие методы требуют проведения испытаний по разработанным планам, наличия специального оборудования, сопровождаются разрушением образцов.

Актуальной задачей является разработка метода прогнозирования драпируемости, позволяющего по известным характеристикам материала предсказать значение показателя драпируемости без исследования его свойств.

Предварительные исследования позволили отобрать характеристики материалов, оказывающие наибольшее влияние на драпируемость. К ним относятся: вид материала (ткань или трикотаж), вид нитей, поверхностная плотность/толщина, сырьевой состав [12].

В работе в качестве объектов исследования были выбраны тканые материалы различной структуры и с различными характеристиками. Всего было изучено 42 случайно выбранных образца тканей. Драпируемость определялась дисковым методом. Значение показателя драпируемости выражалось интервальным числом в процентах (интервал неопределенности составил 10 %). Для удобства неопределенные факторы были классифицированы и закодированы следующим образом:

— вид нити: 1 — пряжа, 2 — креповая нить хотя бы в одной системе, 3 — любая нить, кроме креповой, 4 — сочетание нити и пряжи, 5 — мононить, 6 — смесь нити и пряжи;

— сырьевой состав ткани: 1 — хлопок, 2 — лен, 3 — шерсть, 4 — шелк, 5 — вискозоподобные, 6 — синтетические и ацетатные, 7 — смешанные с преобладанием синтетических, 8 — смешанные с преобладанием натуральных и/или вискозных, 9 — смешанные с одинаковым содержанием синтетических и натуральных волокон;

— вид переплетения: 1 — саржевое, 2 — полотняное, 3 — атласное, 4 — креповое, 5 — мелкоузорчатое, 6 — жаккард, 7 — комбинированное.

Таким образом, структура геометрической модели имеет вид матрицы $M(6 \times 9 \times 7)$, в которой переменные: x_1 — поверхностная плотность ($\times 10^{-1}$), $x_2 = \{1, ..., 6\}$ — вид нити, $x_3 = \{1, ..., 9\}$ — состав ткани, $x_4 = \{1, ..., 7\}$ — вид переплетения. Имеющиеся данные распределены следующим образом: $M_A = \{M_{A1}(1, 1, 1)$ — 6 точек, $M_{A2}(6, 9, 1)$ — 4 точки, $M_{A3}(6, 7, 1)$ — 3 точки$\}$, $M_П = \{(1, 5, 1)$ — 1 точка, $(1, 6, 1)$ — 2 точки, $(6, 7, 1)$ — 3 точки, $(6, 8, 1)$ — 2 точки, $(2, 6, 1)$ — 1 точка$\}$. Эти данные позволяют построить две частные интервальные модели зависимости показателя драпируемости от указанных факторов:

$[y] = -0{,}92x_1 + [48]$ — для M_{A1}, $[y] = -0{,}3x_1 + [41]$ — для M_{A2}.

Общую интервальную модель для $x_4 = 1$ получили в виде

$$[y] = ([-0{,}0005 ... 0{,}0037]x_2x_3 + [0{,}04 ... 0{,}06]x_2 + [0{,}024 ... 0{,}04]x_3 - [0{,}99 ... 1{,}02])x_1 10^{-1} - 0{,}0015x_2x_3 - [0{,}57 ... 0{,}77]x_2 - [0{,}36 ... 0{,}48]x_3 + [48{,}94 ... 49{,}01].$$

Для значений $x_4 = \{2, ..., 7\}$ множество M_A пусто, а множество $M_П$ состоит из 14 элементов.

Заключение. Не имея в своем распоряжении достаточного объема данных, мы можем строить прогнозирующую модель, используя априорную информацию. Каждая новая ткань, классифицированная по указанным параметрам, будет дополнять построенную геометрическую модель частными интервальными зависимостями. Таким образом, мы постепенно перейдем от интервальной геометрической модели к прогностической.

Описанный подход позволяет строить дискретно-непрерывные геометрические модели в условиях неопределенной информации, которая характерна для большинства сложных систем.

Библиографический список

1. Дилигенский Н. В. Нечеткое моделирование и многокритериальная оптимизация производственных систем в условиях неопределенности: технология, экономика, экология: моногр. Москва: Машиностроение, 2004. 335 с. ISBN 5-473-00054-1.

2. Кумков С. И. Обработка экспериментальных данных ионной проводимости расплавленного электролита методами интервального анализа // Расплавы. 2010. № 3. С. 86–96. EDN: MKJTIL.

3. Вощинин А. П. Интервальный анализ данных: развитие и перспективы // Заводская лаборатория. Диагностика материалов. 2002. Т. 68, № 1. С. 118–126.

4. Недосекин А. О., Абдулаева З. И., Александров С. В. Нечеткая параболическая регрессия экспериментальных данных с малой выборкой // Мягкие измерения и вычисления. 2019. № 7 (20). С. 39–46. EDN: ILGONS.

5. Левин В. И. Задача решения уравнения в интервальной постановке // Вестник Тамбовского университета. Естественные и технические науки. 2017. Т. 22, № 5. С. 1172–1178. DOI: 10.20310/1810-0198-2017-22-5-1172-1178. EDN: ZXGRMV.

6. Скибицкий Н. В. Построение прямых и обратных статических характеристик объектов по интервальным данным // Заводская лаборатория. Диагностика материалов. 2017. Т. 83, № 1, Ч. 1. С. 87–98. EDN: XUYZGV.

7. Носков С. И., Врублевский И. П. Регрессионная модель динамики эксплуатационных показателей функционирования железнодорожного транспорта // Современные технологии. Системный анализ. Моделирование. 2016. № 2. С. 192–197. EDN: WHDEAX.

8. Смирнова Н. А., Лапшин В. В., Замышляева В. В. [и др.]. Исследование и прогнозирование драпируемости костюмно-платьевых чистольняных тканей // Известия высших учебных заведений. Технология текстильной промышленности. 2021. № 5 (395). С. 78–82.

9. Stylios G. K., Powell N. J. Engineering the drapability of textile fabrics // International Journal of Clothing Science and Technology. 2003. Vol. 15, no. 3/4. P. 211–217. DOI: 10.1108/09556220310478305. EDN: EAROAH.

10. Ghith A., Hamdi, T., Fayala F. Prediction of Drape Coefficient by Artifical Neural Network // Autex Research

Journal. 2015. Vol. 15, no. 4. P. 266–274. DOI: 10.1515/aut-2015-0045.

11. Jedda H., Ghith A., Sakli F. Prediction of fabric drape using FAST system // Journal of the Textile Institute. 2007. Vol. 98, no. 3. P. 219–225. DOI: 10.1080/00405000701463920.

12. Долгова Е. Ю., Чижик М. А., Найманханова Ж. М. [и др.]. Формирование обучающей выборки для создания цифровых двойников текстильных материалов // Известия высших учебных заведений. Технология легкой промышленности. 2021. Т. 53, № 3. С. 39–40. DOI: 10.46418/0021-3489_2021_53_03_09. EDN: XIFZJG.

ЮРКОВ Виктор Юрьевич, доктор технических наук, профессор (Россия), профессор кафедры «Конструирование и технология изделий легкой промышленности» Омского государственного технического университета (ОмГТУ), г. Омск.
SPIN-код: 2414-1438
AuthorID (РИНЦ): 173644
AuthorID (SCOPUS): 55857657200
ORCID: 0000-0003-2667-8103
Адрес для переписки: viktor_yurkov@mail.ru
ДОЛГОВА Елена Юрьевна, кандидат технических наук, доцент (Россия), доцент кафедры «Конструирование и технология изделий легкой промышленности» ОмГТУ, г. Омск.
SPIN-код: 7645-1866
AuthorID (РИНЦ): 313287
AuthorID (SCOPUS): 57217115107
Адрес для переписки: dolgova13@rambler.ru
ЧИЖИК Маргарита Анатольевна, доктор технических наук, профессор (Россия), профессор кафедры «Конструирование и технология изделий легкой промышленности» ОмГТУ, г. Омск.
SPIN-код: 7582-7019
AuthorID (РИНЦ): 474040
AuthorID (SCOPUS): 13406046300
ORCID: 0000-0003-0797-875X
Адрес для переписки: margarita-chizhik@rambler.ru

Для цитирования

Юрков В. Ю., Долгова Е. Ю., Чижик М. А. Геометрическая модель прогнозирования свойств систем с интервальными параметрами // Омский научный вестник. 2024. № 2 (190). С. 15–20. DOI: 10.25206/1813-8225-2024-190-15-20.

Статья поступила в редакцию 26.10.2023 г.

UDC 514.185:512.7
DOI: 10.25206/1813-8225-2024-190-15-20
EDN: AMYPII

V. YU. YURKOV
E. YU. DOLGOVA
M. A. CHIZHIK

Omsk State Technical University, Omsk, Russia

THE GEOMETRIC PREDICTIVE MODEL OF PROPERTIES FOR SYSTEMS WITH INTERVAL PARAMETERS

We consider interval geometric modeling of complex multi parametric systems having a set of parameters of different character. Some of the parameters may have interval indefiniteness. System information basis is incomplete one. The processed information depends on continuous, discrete and conventional data. Geometric model has a form of matrix and each element of it corresponds to some state of the system. Each state is described by interval function of continuous input and output parameters. The set of interval functions generates some discrete set of multidimensional surfaces in discrete space. We use this approach and our modeling algorithm to find predictive model of drape coefficient. The algorithm is based on linear approximation of numerical factors in factor spaces. Interval functions make it possible for us to vary some numerical factors within the given intervals. As an example, the interval model of fabric drape coefficient is found. Fabric thickness and closeness of texture are considered as input parameters.

Keywords: geometric model, interval analyses, prediction, fabrics, drape coefficient.

References

1. Diligenskiy N. V. Nechetkoye modelirovaniye i mnogokriterial'naya optimizatsiya proizvodstvennykh sistem v usloviyakh neopredelennosti: tekhnologiya, ekonomika, ekologiya [Fuzzy modeling and multicriteria optimization of production systems under conditions of uncertainty: technology, economics, ecology]. Moscow, 2004. 335 p. ISBN 5-473-00054-1. (In Russ.).

2. Kumkov S. I. Obrabotka eksperimental'nykh dannykh ionnoy provodimosti rasplavlennogo elektrolita metodami interval'nogo analiza [Processing of experimental data on ionic conductivity of a molten electrolyte using interval analysis methods] // Rasplavy. *Melts.* 2010. No. 3. P. 86–96. EDN: MKJTIL. (In Russ.).

3. Voshchinin A. P. Interval'nyy analiz dannykh: razvitiye i perspektivy [Interval data analysis: development and prospects] // Zavodskaya laboratoriya. Diagnostika materialov. *Industrial Laboratory. Diagnostics of Materials.* 2002. Vol. 68, no. 1. P. 118–126. (In Russ.).

4. Nedosekin A. O., Abdulayeva Z. I., Aleksandrov S. V. Nechetkaya parabolicheskaya regressiya eksperimental'nykh dannykh s maloy vyborkoy [Fuzzy parabolic regression of experimental data with a small sample] // Myagkiye izmereniya i vychisleniya. *Soft Measurements and Computing.* 2019. No. 7 (20). P. 39–46. EDN: ILGONS. (In Russ.).

5. Levin V. I. Zadacha resheniya uravneniya v interval'noy postanovke [Solution to equation in the interval arrangement] // Vestnik Tambovskogo universiteta. Estestvennyye i tekhnicheskiye nauki. *Tambov University Reports. Series: Natural and Technical Sciences.* 2017. Vol. 22, no. 5. P. 1172–1178. DOI: 10.20310/1810-0198-2017-22-5-1172-1178. EDN: ZXGRMV. (In Russ.).

6. Skibitskiy N. V. Postroyeniye pryamykh i obratnykh staticheskikh kharakteristik ob"yektov po interval'nym dannym [Construction of direct and inverse static characteristics of the objects by interval data] // Zavodskaya laboratoriya. Diagnostika materialov. *Industrial Laboratory. Diagnostics of Materials.* 2017. Vol. 83, no. 1, part 1. P. 87–98. EDN: XUYZGV. (In Russ.).

7. Noskov S. I., Vrublevskiy I. P. Regressionnaya model' dinamiki ekspluatatsionnykh pokazateley funktsionirovaniya zheleznodorozhnogo transporta [Railway transport functioning the regression model performance indicators dynamics] // Sovremennyye tekhnologii. Sistemnyy analiz. Modelirovaniye. *Modern Technologies. System Analysis. Modeling.* 2016. No. 2. P. 192–197. EDN: WHDEAX. (In Russ.).

8. Smirnova N. A., Lapshin V. V., Zamyshlyayeva V. V. [et al.]. Issledovaniye i prognozirovaniye drapiruyemosti kostyumno-plat'yevykh chistol'nyanykh tkaney [Drapery research and forecasting of costume and dress pure linen fabrics] // Izvestiya vysshikh uchebnykh zavedeniy. Tekhnologiya tekstil'noy promyshlennosti. *Izvestiya Vysshikh Uchebnykh Zavedenii. Seriya Teknologiya Tekstil'noi Promyshlennosti.* 2021. No. 5 (395). P. 78–82. (In Russ.).

9. Stylios G. K., Powell N. J. Engineering the drapability of textile fabrics // International Journal of Clothing Science and Technology. 2003. Vol. 15, no. 3/4. P. 211–217. DOI: 10.1108/09556220310478305. EDN: EAROAH. (In Engl.).

10. Ghith A., Hamdi T., Fayala F. Prediction of Drape Coefficient by Artifical Neural Network // Autex Research Journal. 2015. Vol. 15, no. 4. P. 266–274. DOI: 10.1515/aut-2015-0045. (In Engl.).

11. Jedda H., Ghith A., Sakli F. Prediction of fabric drape using FAST system // Journal of the Textile Institute. 2007. Vol. 98, no. 3. P. 219–225. DOI: 10.1080/00405000701463920. (In Engl.).

12. Dolgova E. Yu., Chizhik M. A., Naymankhanova Zh. M. [et al.]. Formirovaniye obuchayushchey vyborki dlya sozdaniya tsifrovykh dvoynikov tekstil'nykh materialov [Formation of a training sample for creating digital doubles of textile materials] // Izvestiya vysshikh uchebnykh zavedeniy. Tekhnologiya legkoy promyshlennosti. *The News of Higher Educational*

Institutions. Technology of Light Industry. 2021. Vol. 53, no. 3. P. 39–40. DOI: 10.46418/0021-3489_2021_53_03_09. EDN: XIFZJG. (In Russ.).

YURKOV Viktor Yuryevich, Doctor of Technical Sciences, Professor, Professor of Design and Technology of Light Industry Product Manufacture Department, Omsk State Technical University (OmSTU), Omsk.
SPIN-code: 2414-1438
AuthorID (RSCI): 173644
AuthorID (SCOPUS): 55857657200
ORCID: 0000-0003-2667-8103
Correspondence address: viktor_yurkov@mail.ru
DOLGOVA Elena Yuryevna, Candidate of Technical Sciences, Associate Professor, Associate Professor of Design and Technology of Light Industry Product Manufacture Department, OmSTU, Omsk.
SPIN-code: 7645-1866
AuthorID (RSCI): 313287
AuthorID (SCOPUS): 57217115107
Correspondence address: dolgova13@rambler.ru
CHIZHIK Margarita Anatolyevna, Doctor of Technical Sciences, Professor, Professor of Design and Technology of Light Industry Product Manufacture Department, OmSTU, Omsk.
SPIN-code: 7582-7019
AuthorID (RSCI): 474040
AuthorID (SCOPUS): 13406046300
ORCID: 0000-0003-0797-875X
Correspondence address: margarita-chizhik@rambler.ru

For citations

Yurkov V. Yu., Dolgova E. Yu., Chizhik M. A. The geometric predictive model of properties for systems with interval parameters // Omsk Scientific Bulletin. 2024. No. 2 (190). P. 15–20. DOI: 10.25206/1813-8225-2024-190-15-20.

Received October 26, 2023.