



# КОСМІЧНА НАУКА І ТЕХНОЛОГІЯ

НАЦІОНАЛЬНА  
АКАДЕМІЯ  
НАУК УКРАЇНИ

Том 28  
5(138)  
2022

# SPACE SCIENCE AND TECHNOLOGY

НАУКОВО-ПРАКТИЧНИЙ ЖУРНАЛ ✦ ЗАСНОВАНО В ЛЮТОМУ 1995 р. ✦ ВИХОДИТЬ 6 РАЗІВ НА РІК ✦ КИЇВ

## ЗМІСТ

### Космічні енергетика і двигуни

*Pylypenko O. V., Smolensky D. E., Nikolayev O. D., Bashliy I. D.* The approach to numerical simulation of the spatial movement of fluid with the formation of free gas inclusions in propellant tank under space flight conditions . . . . . 3

*Redka M. O., Khoroshylov S. V.* Determination of the force impact of an ion thruster plume on an orbital object via deep learning. . . . . 15

### Астрономія та астрофізика

*Khramtsov V., Vavilova I. B., Dobrycheva D. V., Vasylenko M. Yu., Melnyk O. V., Elyiv A. A., Akhmetov V. S., Dmytrenko A. M.* Machine learning technique for morphological classification of galaxies from the SDSS. III. The CNN image-based inference of detailed features. . . 27

*Kleshchonok V. V., Karbovskiy V. L., Buromskiy M. I., Lashko M. V., Gorbanev Yu. M., Kashuba V. I., Kimakovskiy C. P., Shavlovskiy V. I., Angelskiy O. V., Tsekhmeistrenko V. S., Myshevskiy M. M., Revun A. V.* Покриття зір малими планетами Сонячної системи: стан спостережних програм в Україні. . . . . 56

## CONTENTS

### Space Energy, Power and Propulsion

*Pylypenko O. V., Smolensky D. E., Nikolayev O. D., Bashliy I. D.* The approach to numerical simulation of the spatial movement of fluid with the formation of free gas inclusions in propellant tank under space flight conditions . . . . . 3

*Redka M. O., Khoroshylov S. V.* Determination of the force impact of an ion thruster plume on an orbital object via deep learning. . . . . 15

### Astronomy and Astrophysics

*Khramtsov V., Vavilova I. B., Dobrycheva D. V., Vasylenko M. Yu., Melnyk O. V., Elyiv A. A., Akhmetov V. S., Dmytrenko A. M.* Machine learning technique for morphological classification of galaxies from the SDSS. III. The CNN image-based inference of detailed features. . . 27

*Kleshchonok V. V., Karbovsky V. L., Buromsky M. I., Lashko M. V., Gorbanev Yu. M., Kashuba V. I., Kimakovskiy C. R., Shavlovskiy V. I., Angelskiy O. V., Tsekhmeistrenko V. S., Myshevskiy N. N., Revun A. V.* Occultation of stars by small planets of the Solar system: the state of observation programs in Ukraine . . . . . 56

## Космічні матеріали та технології

Мейірбеков М. Н., Ісмаїлов М. Б., Манько Т. А., Козіс К. В. Дослідження впливу каучуків на міцнісні властивості вуглепластику. . . . . 67

## Моніторинг космічного простору і космічне сміття

Сухов П. П., Сухов К. П., Павловський О. Л., Мамрай С. А. Фотометричний спосіб визначення деградації поверхні геостационарного об'єкта. . . . . 75

## Історія космічних досліджень

До 70-річчя О. П. Федорова, доктора фізико-математичних наук, члена-кореспондента НАН України 81

## Space Materials and Technologie

Meyirbekov M. N., Ismailov M. B., Manko T. A., Kozis K. V. Study of the influence of rubber on strength properties of carbon plastic. . . . . 67

## Space Environment Monitoring and Space Debris

Sukhov P. P., Sukhov K. P., Pavlovskiy A. L., Mamray S. A. Photometric method for degradation surface determination of a geostationary object . . . . . 75

## History of Space Research

To the 70th anniversary of Oleh P. Fedorov, dr. Sci. in Phys. and Math., Corresponding Member of the NAS of Ukraine . . . . . 81

На першій сторінці обкладинки — Телескоп АЗТ-2 Головної астрономічної обсерваторії Національної академії наук України, на якому використовується комплекс для спостережень покриттів (див. статтю Клещенок В. В. та ін. «Покриття зір малими планетами Сонячної системи: стан спостережних програм в Україні», С. 56—66)

**Журнал «Космічна наука і технологія» включено до переліку наукових фахових видань України, в яких публікуються результати дисертаційних робіт на здобуття наукових ступенів доктора і кандидата фізико-математичних, технічних, біологічних, геологічних та юридичних наук**

Відповідальний секретар редакції О.В. КЛИМЕНКО

Адреса редакції: 01030, Київ-30, вул. Володимирська, 54  
тел./факс (044) 526-47-63, ел. пошта: reda@mao.kiev.ua  
Веб-сайт: space-scitechnjournal.org.ua

Свідоцтво про реєстрацію КВ № 1232 від 2 лютого 1995 р.  
Перереєстровано Міністерством юстиції України 21.11.2018 р.,  
Свідоцтво серія КВ № 23700-13540 ПР

---

Підписано до друку 09.11.2022. Формат 84 × 108/16. Гарн. Ньютон.  
Ум. друк. арк. 8,61. Обл.-вид. арк. 9,04. Тираж 50 прим. Зам. № 6753.

---

Видавець і виготовлювач ВД «Академперіодика» НАН України  
вул. Терещенківська, 4, м. Київ, 01024

Свідоцтво про внесення до Державного реєстру суб'єктів видавничої справи серії ДК № 544 від 27.07.2001 р.

<https://doi.org/10.15407/knit2022.05.003>

UDC 629.76

**O. V. PYLYPENKO**<sup>1</sup>, Director, Head of Department, Academician of the National Academy of Sciences of Ukraine, Dr. Sci. in Tech., Professor, Corresponding Member of the IAA, Honored Worker of Science and Technology of Ukraine, Winner of State Awards in Science and Technology of Ukraine and M. K. Yangel Prize of the National Academy of Sciences of Ukraine  
ORCID.org/0000-0002-7583-4072

**D. E. SMOLENSKYI**<sup>2</sup> Head of Laboratory (staff)  
ORCID.org/0000-0002-0419-1962

**O. D. NIKOLAYEV**<sup>1</sup>, Senior Researcher (staff), PhD in Tech., Senior Researcher, Winner of the M. K. Yangel Prize of the National Academy of Sciences of Ukraine  
ORCID.org/0000-0003-0163-0891

**I. D. BASHLIY**<sup>1</sup>, Senior Researcher (staff), PhD in Tech.  
ORCID.org/0000-0003-0594-9461

<sup>1</sup> Institute of Technical Mechanics of the National Academy of Sciences of Ukraine and State Space Agency of Ukraine  
15, Leshko-Popel Str., Dnipro, 49005 Ukraine

<sup>2</sup> Yuzhnoye State Design Office

3, Kryvorizka Str., Dnipro, 49008 Ukraine

## THE APPROACH TO NUMERICAL SIMULATION OF THE SPATIAL MOVEMENT OF FLUID WITH THE FORMATION OF FREE GAS INCLUSIONS IN PROPELLANT TANK UNDER SPACE FLIGHT CONDITIONS

*The space propulsion systems ensure several start-ups and shutdowns of main liquid-propellant rocket engines under microgravity conditions for the spacecraft program movements and reorientation control. During the passive flight of the space stage (after its main engine shutdown), the liquid propellant in the tanks continues to move by inertia in microgravity away from the propellant management device as much as possible. In this case, the pressurization gas is displaced to the propellant management device, which creates the potential danger of gas entering the engine inlet in quantities unacceptable for the reliable engine restart. In this regard, determining the parameters of fluid movement in propellant tanks in microgravity conditions is an urgent problem that needs to be solved in the design period of liquid propulsion systems. We have developed an approach to the theoretical computation of the parameters of the motion of the 'gas — fluid' system in the propellant tanks of modern space stages in microgravity conditions. The approach is based on the use of the finite element method, the Volume of Fluid method and modern computer tools for finite-element analysis (Computer Aided Engineering — CAE systems). For the passive leg of the launch vehicle space flight, we performed mathematical modeling of the spatial movement of liquid propellant and forming free gas inclusions and determined the parameters of movement and shape of the free surface of the liquid in the tank as well as the location of gas inclusions.*

*The numerical simulation of the fluid movement in an experimental sample of a spherical shape tank was performed with regard to the movement conditions in the SE Yuzhnoye Design Bureau 'Drop tower' for studying space objects in microgravity. The motion parameters of the 'gas — fluid' interface obtained as a result of mathematical modeling are in satisfactory agreement with the experimental data obtained.*

*The use of the developed approach will significantly reduce the amount of experimental testing of the designed space stages.*

**Keywords:** space launch vehicle, microgravity, engine restart, flight passive leg, spatial movement of liquid propellant, free gas inclusions, finite element method, Volume of Fluid method, propellant management device.

Цитування: Пулупенко О. В., Смолєнський Д. Е., Ніколайєв О. Д., Башлій І. Д. The approach to numerical simulation of the spatial movement of fluid with the formation of free gas inclusions in propellant tank under space flight conditions. *Space Science and Technology*. 2022. **28**, № 5 (138). P. 3—14. <https://doi.org/10.15407/knit2022.05.003>

## INTRODUCTION

The operability of main propulsion systems of launch vehicles (LV) space stages directly depends on the reliability of several liquid rocket engines (LRE) start-up — shutdowns necessary for the implementation of program motions and orientation control of the LV in space [5]. During the launch vehicle space flight, after the main engine shutdown, the liquid propellant moves by inertia to the propellant tank's upper bottom, moving as far as possible from the propellant management device (PMD). According to the fact of releasing PMD volume from the liquid propellant and filling it with pressurization gas in microgravity conditions, there is a threat of propellant discontinuity. The motion of a critical volume of pressurization gas to the engine inlet leads to cavitation failure in the LRE pumps and to the engine start-up failure. Design issues for the implementation of a reliable engine restart are based on the accumulation of liquid propellant certain mass at the outlet of the tank. This propellant mass must be sufficient to carry out the start-up even in cases when the vector of the total mass forces acting on the liquid propellant has a direction opposite to the direction of liquid motion from the tank inlet to the engine [8].

Space stage propellant tanks, in some cases, are containers of a complex spatial configuration with thin and smooth walls, which are under pressurization gas pressure [e.g., 4, 5, 8]. The complex and unpredictable features of liquid propellant motion in propellant tanks in microgravity conditions define the increased level of requirements for the design and functional characteristics of PMD (as a rule, well-proven capillary accumulators and mesh phase separators are used as such devices [8, 10, 13]). For excluding the possibility of gas entering the engine during a restart, it is necessary to predict the behavior of the 'gas — fluid' dynamic system on the stage of the space stage LRE design. This dynamic system describes the motion of fluid and gas in the tank during various LV program flight motions in microgravity conditions. The processes occurring in this dynamic system are the subject of many-sided experimental and theoretical investigations [e.g., 1, 2, 4, 6, 8, 20].

In [2, 4], the influence of the flight conditions of the LV space stage on the development of liquid propellant oscillations in tanks and the operability of

PMD at various time intervals of the LV space stage flight was studied in cases when the filling level of the tanks is higher than the installation level of mesh phase separators.

In [20], for the flight conditions of the CZ-3A LV, the numerical modeling of the liquid fuel motion in the space stage fuel tank was carried out. Also, in this paper, the influence of the Rayleigh-Taylor instability on the fluid dynamics in the tank was studied. The process of liquid fuel reorientation in the tank volume is considered for two cases: when the interface between the 'gas — fluid' media is initially a flat surface and when this surface is curved. It is shown that these two different initial conditions for the 'gas-fluid' interface in the tank lead to the implementation of two different fluid flow modes.

In [1], the results of the Ariane 5 upper stage flight with a cryogenic propellant engine were analyzed. As a part of the analysis, the flight data were studied in detail to study the influence of various factors (including thermodynamic ones) on the behavior of liquid propellant during flight. The data from sensors of various types installed inside the propellant tanks made it possible to compare experimental data of the propellant position in the tanks and the results of the theoretical studies obtained using the CFD method and the special software designed to evaluate the propellant thermodynamic condition.

In [6], the behavior of liquid propellant and its free surface was investigated in conditions of reduced or almost zero gravity. For evaluating the dynamic behavior of liquid propellant, the propellant tank model of the Orion service module was built. Orion service module included propellant management devices and mass sensors. Flight data and data from ground experiments were used to test numerical models of propellant dynamics in tanks. On the basis of the developed models, the configurations of liquid propellant in microgravity conditions (at different levels of tank filling) were calculated. The propellant sedimentation time was evaluated for various docking maneuvers.

The propellant sedimentation process in the LV space stage oxidizer tank using two low-thrust engines before restarting the main engine was studied in [16]. The authors have developed a computational-experimental method for calculating the required

propellant sedimentation time. This computational-experimental method combines experimental testing and numerical simulation of propellant sedimentation. Using this method makes it possible to carry out the necessary research (propellant sedimentation) with the required accuracy and to reduce the amount of testing significantly.

Despite the progress in studying the dynamics of 'gas — fluid' media in LV tanks, a number of unsolved problems remain. These problems are topical in the LV space stages design. In particular, nowadays, there is no approach for calculating the gas content of liquid propellant and the location of free gas bubbles in the liquid propellant of the LV space stage tanks (i.e., the 'gas — fluid' interface in the region of the propellant tanks) before main LRE start-up. Such evaluations are necessary for calculating the required operating time of low-thrust engines of a space LRE (for the aim of propellant sedimentation before main LRE start-up). These evaluations can increase the efficiency of PMD, taking into account the possibility of experimental testing of in-tank processes with reproduction of the required microgravity conditions limited by the technical characteristics of special 'Drop towers' [10, 20].

The aim of this paper is to develop an approach to the numerical calculation of the motion parameters of the 'gas — fluid' interface of the propellant tanks of modern LV space stages in microgravity conditions (i.e., in the period from the main space stage LRE shutdown until the LV control system command to main LRE start-up).

#### 1. THE MODELING OF THE MOTION PROCESS OF THE GAS — FLUID INTERFACE IN MICROGRAVITY CONDITIONS USING THE VOLUME OF FLUID (VOF) METHOD AND FEATURES OF MODERN FINITE ELEMENT ANALYSIS SYSTEMS (COMPUTER AIDED ENGINEERING, CAE-SYSTEMS)

According to the proposed approach, mathematical modeling of hydrodynamic processes in the space propellant tanks of the main LRE feeding system is carried out by the finite element method. It allows us to take into account the design features of propellant tanks and hydraulic feedlines in mathematical modeling of the motion process of propellant components to the main LRE inlet in microgravity conditions [2].

Taking into account the fact that space stage tanks, as a rule, are symmetrical by the stage longitudinal axis, space stage tanks' geometric models can be considered as flat sections of the tanks. Then, accordingly, the mathematical model of the axisymmetric outflow of propellant components from space stage tanks is studied.

For modeling hydrodynamic processes in the propellant tanks of the main engine feeding system (propulsion system), the Volume of Fluid (VOF) method was used. This method allows taking into account the complex topology of flows. The implementation of VOF analysis in the proposed approach was carried out using modern issues of finite element analysis (CAE-systems) [9]. The CSF (continuous surface force) method is used to describe the motion interface between gas and fluid relative to the tank walls.

The developed model, describing the unsteady flow of an incompressible fluid with a deformable free surface in the considering tank, included the continuity equations, moment equations, and motion equations of the fluid free surface. These equations are written using function  $C$ . This function  $C$  describes the fluid fraction in the calculated volume of a finite element in the tank finite element model with fluid. These equations are written in a general form as follows [7]:

— continuity equations

$$\nabla V = 0, \quad (1)$$

— fluid momentum equation

$$\frac{\partial}{\partial t}(\rho V) + \rho(V \cdot \nabla)V = -\nabla p + \mu \nabla^2 V + F_s + \rho a_z, \quad (2)$$

— motion equations of fluid free surface

$$\frac{\partial C}{\partial t} + V \cdot \nabla C = 0, \quad (3)$$

where  $\nabla$  is Hamilton operator,  $V$  is the fluid velocity,  $p$ ,  $\rho$ ,  $\mu$ ,  $F_s$  are the pressure, density, viscosity, and surface tension of the fluid, respectively,  $a_z$  is the longitudinal acceleration of the LV space stage.

The function  $C$  in equation (3) can take the following values:  $C = 0$  is in the case of the absence of fluid filling in the finite element volume,  $C = 1$  is in the case of complete filling of finite element volume with fluid, and  $0 < C < 1$  is for intermediate states.

In the context of VOF and CSF methods [9], the surface tension force of a fluid  $F_s$  is determined from

the equation:

$$F_s = \sigma k \nabla C, \quad (4)$$

where  $k$  is the average curvature of the ‘fluid – gas’ interface at the research point,  $\sigma$  is surface tension coefficient, calculated from experiment for a specific pair of ‘fluid – solid’.

## 2. NUMERICAL CALCULATION OF THE MOTION PARAMETERS OF THE ‘GAS – FLUID’ INTERFACE IN THE REGIONS OF THE MODERN LV SPACE STAGE FEEDING SYSTEM PROPELLANT TANKS DURING MAIN LRE START-UP

The LV space stage feeding system is designed to fill the reserves of propellant components in the stage propellant tanks and supply them to the propulsion system feedlines. This feeding system is one of the main structural and functional systems of the space stage. The propellant tanks included in the propulsion system are the thin-walled containers with structurally complex PMD for ensuring the continuity of liquid propellants. These PMDs, designed to maintain the propellant components without free gas bubbles, are placed at the inlet to the engine feedlines for the limits permissible for the operability of the start-up engine [5, 8].

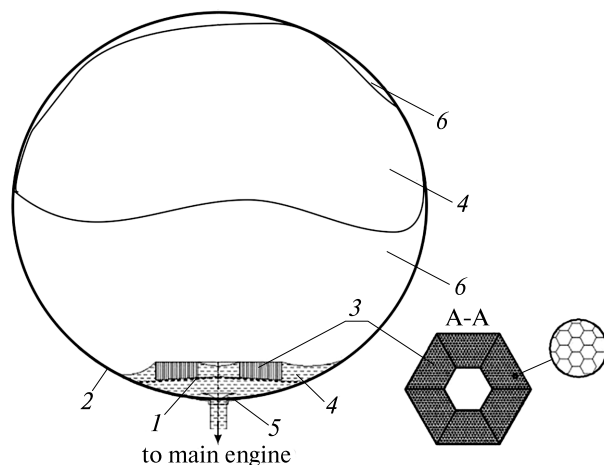
Predicting the location of liquid propellant (i.e., the ‘gas – fluid’ interface in the propellant tanks re-

gions) in the passive flight leg of the LV space stage is necessary for calculating the propellant sedimentation time after the implementation of various program motions of the LV space stage. Also, this prediction helps to carry out the reliable main LRE start-up. In addition, due to the irregular distribution of local path pressure losses during the motion of liquid in different parts of the feeding system from the liquid free surface in the tank to the inlet into the propellant feedline of the main LRE, under certain modes of stage LRE start-up in microgravity conditions, there may be a breakthrough of a certain volume of pressurization gas under the tank PMD and in the LRE propellant feedlines.

A typical schematic diagram of the propellant tank of the LV space stage main engine feeding system is shown in Fig. 1. In the figure, the number 4 indicates the position of liquid propellant immediately before the main LRE start-up. The capillary stabilizer (mesh phase separator, 1 in Fig. 1) in the presented LV space stage feeding system is made on the basis of a plain weave mesh. The capillary honeycomb propellant accumulator (3 in Fig. 1) ensures that the part of the propellant component above the capillary stabilizer is in contact with it in an amount sufficient to orientation control system engines’ operation and stabilization of the space stage in the passive flight period. This prevents gas from motion under the capillary stabilizer when the component is rated from the tank. During the period of main engine operation, the capillary honeycomb accumulator is filled with a liquid propellant.

**The proposed approach** for calculating the motion parameters of the ‘gas – fluid’ interface in the regions of the propellant tanks of the modern LV space stages feeding system is based on modeling the motion parameters of the ‘gas – fluid’ interface in the propellant tanks regions for calculation the location of liquid propellant. In this case, numerical modeling is carried out taking into account the surface tension forces and propellant wettability, the resistance forces to the motion of liquid propellant, the design features of the propellant tank (geometry and composing of PMD), and capillary effects in the accumulator.

The resistance forces to the motion of liquid propellant and the pressure loss forces are irregularly distributed in the tank over the volumes of the flow part of the accumulators, the mesh phase separator



**Figure 1.** Schematic diagram of the propellant tank of the main LV space engine propellant feeding system: 1 is the mesh phase separator, 2 is a tank wall, 3 is the honeycomb capillary accumulator, 4 is a liquid propellant, 5 is PMD (plate), 6 is a pressurization gas

(see Fig. 1), the subgrid space, and PMD in the conditions of the complex architecture of the intra-tank space. These forces make a decisive influence on the emerging fields of liquid propellant velocities and pressures during the propellant motion to the tank PMD in the process of main engine start-up.

For mathematical modeling of the tank depletion process (see the equations system (1)–(4)), the ‘two-dimensional fluid’ elements with coefficients  $K$  of local pressure losses are used to describe the propellant component motion in the accumulator through the phase separator grid, in the sub-grid space of the tank, and in the flow part of the PMD. The coefficients  $K$  are determined with the use of experimental data by the expression:

$$K = \frac{\Delta P}{\rho V^2 \Delta l},$$

where  $\Delta P$  is the fluid pressure loss in the researched flow region,  $V$  is the steady fluid velocity,  $\Delta l$  is the length of the fluid path along the streamline with the acting resistance force to the fluid motion.

The resistance force to the fluid motion in the capillary accumulator was calculated by the formula [11, 14]:

$$F_{res} = a_* \cdot \sqrt[4]{\frac{\rho \sigma^3}{a_z}} \cdot V \cdot \Pi,$$

where  $\Pi$  is the accumulator cell perimeter,  $a_*$  is empirical coefficient ( $a_* = 0.182$ ).

Local pressure losses on the grid of the grid phase separator were calculated using the hydraulic resistance coefficient of the grid  $\xi$ . The value of hydraulic resistance coefficient of the grid was obtained experimentally [3, 17]:

$$\xi = \alpha + \beta / Re,$$

where  $\alpha$ ,  $\beta$  are the values of empirical coefficients,  $Re$  is the Reynolds number.

### 3. AN EXAMPLE OF THE NUMERICAL IMPLEMENTATION OF THE DEVELOPED APPROACH TO CALCULATING THE PARAMETERS OF LIQUID PROPELLANT MOTION IN A PROPELLANT TANK IN MICROGRAVITY CONDITIONS, INVESTIGATED EXPERIMENTALLY IN A ‘DROP TOWER’

For an experimental investigation of the liquid motion in the LV space stage tanks in low gravity conditions,

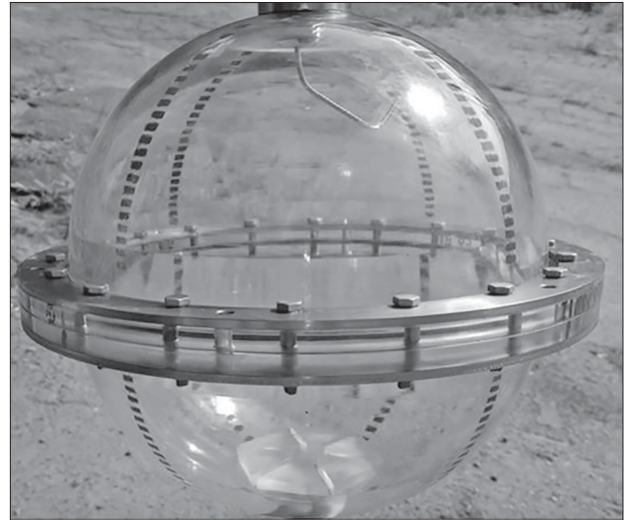


Figure 2. General view of the investigated structure of the tank with liquid filling [18]

the possibilities are widely used, which are provided by the research laboratory complexes of the so-called ‘Drop tower’ [6, 15, 19] including the laboratory and the ‘Drop tower’ for theoretical investigations performed by Yuzhnoye State Design Office [16].

In the experiment, the test container was a tank of a spherical shape on a scale of 1:12 (Fig. 2). For modeling the external conditions acting on the liquid in the model tanks, the so-called kinematic model was used (Fig. 3). This kinematic model for investigating the behavior of the liquid medium in the model tank in microgravity conditions is widely used. The kinematic model includes: a frame, gas jet system, optical device system, control and measurement system, technological feedlines and refueling system, overflow control system, a drainage system of the model tank, and a balloon of a gas jet system. The gas jet system is designed to create model longitudinal accelerations after breaking the connection between the kinematic model and the platform and includes a cylinder filled with high-pressure gas (from 100 to 150 bar), a control solenoid valve, and two jet nozzles that ensure the creation of thrust directed along the longitudinal kinematic model axis in the direction of gravitational forces action.

Figure 4 shows one of the versions of the dependence of longitudinal acceleration on time, realized during tests in a ‘Drop tower’ [18].

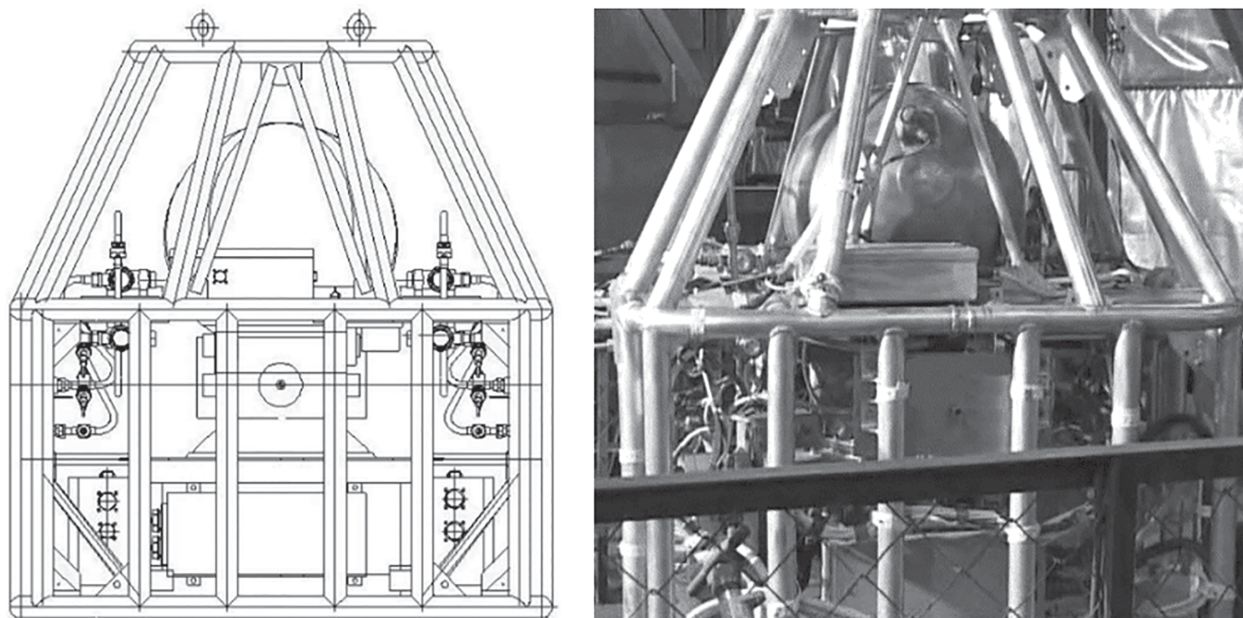


Figure 3. Composed scheme and photo of the kinematic model

The obtained dependences of the longitudinal model acceleration  $a_z$  on time can be divided into three characteristic periods (Fig. 4):

- from 0 to 0.38 s is the period of free fall after the action of the suspension lock of the kinematic model;
- from 0.38 to 0.51 s is the period of the electro-pneumatic valves opening and the set of thrust by the gas jet system;
- from 0.51 to 2.3 s is the period of longitudinal acceleration decrease due to the reduction of gas jet system thrust and the increase of the aerodynamic resistance.

For verifying the developed approach, the results of an experimental investigation of the fluid motion in a model tank when it falls in the ‘Drop tower’, given in [6], were used. A spherical tank ( $D = 15$  cm;  $V_{\text{liquid filling}} = 0.3$  dm<sup>3</sup>) made of acrylic plastic was used as a test tank in the experiment. PMDs were not installed in the test tanks. Chladone 113 liquid (ethane series chladone) was used as a model fluid, having a surface tension coefficient  $\sigma = 17.2 \times 10^{-3}$  N/m, density  $\rho = 1564$  kg/m<sup>3</sup>, viscosity  $\mu = 4.7 \times 10^{-4}$  kg/m s. The temperature in the tank was assumed to be constant and equal to 20 °C. The deformation of the tank walls was not taken into account. The acceleration

of the tank  $a_z$  (see Fig. 4) in the ‘Drop tower’ was directed along the longitudinal axis of the tank from the upper bottom to the PMD located in the lower region of the tank.

Numerical modeling of fluid motion in the tank, taking into account the deformation of the fluid free surface (see Fig. 5, 6), was carried out using the finite element analysis by the ANSYS (FLOTRAN CFD and ANSYS FLUENT) [9]. To analyze the motion of liquid propellant in the tank under microgravity conditions, the series of event times were considered that characterize this process: the event of  $T_0 = 0.001$  s is the period of the fluid location at the bottom, the beginning of motion in microgravity conditions (Fig. 5, *a, b*); the event of  $T_1 = 1.13$  s is the period of motion in microgravity conditions (Fig. 5, *c, d*); the event of  $T_2 = 1.23$  s is the period of the ‘connection’ of a flow rate of 0.15 dm<sup>3</sup>/s (Fig. 5, *e, f*); the event of  $T_3 = 1.7$  s is the period of falling of the ‘gas — fluid’ boundary (Fig. 5, *g, h*); the event of  $T_4 = 2.3$  s is the period of cut-off (Fig. 5, *i, j*). The areas occupied by fluid and gas are indicated in figures by numbers 1 and 2, respectively.

It can be seen from the figures that the modeling results are in qualitative agreement with the experimental results.



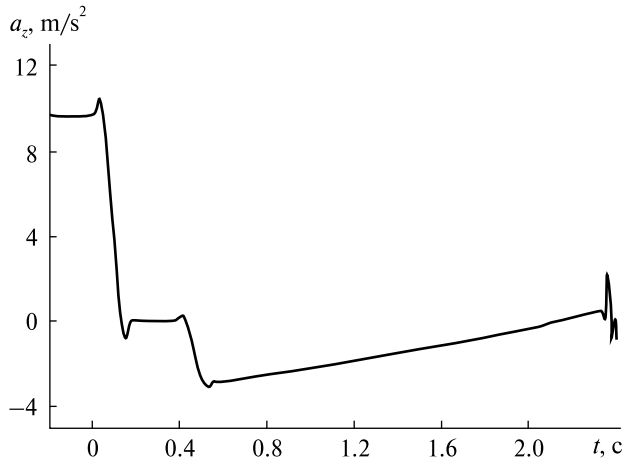


Figure 4. The dependence of the longitudinal acceleration of the kinematic model on time

The figures illustrate the process of liquid propellant motion in the studied tank in microgravity conditions created in the ‘Drop tower’. Fig. 5, *b, d, f, h,* and *j* show the results of numerical modeling, Fig. 5, *a, c, e, g,* and *i* demonstrate the photo of the ‘gas — fluid’ interface in the tank, obtained as a result of the experiment.

Fig. 6, *c, f, g,* and *j* show the calculated distributions of velocities ( $V$ ) in the nodes of the finite elements of the liquid propellant and gas in the tank along its longitudinal section for the events of 1.13, 1.23, 1.7, 2.3 s (taking into account the flow rate of  $0.15 \text{ dm}^3/\text{s}$  for 1.23 s).

From Fig. 6, *c* and *f*, it follows that the maximum values of the velocities are located near the upper bottom of the tank as a result of the fact that intensive wetting occurs and the greatest surface tension forces are present in this area.

From Fig. 6, *g* and *j*, it follows that the maximum velocity increases to  $0.5 \text{ m/s}$  and is located near the slot on the lower tank bottom. This speed value corresponds to the local liquid propellant loss realized during these time events.

For evaluating the operability of the PMD in the tank [12], it is necessary to know the values of the propellant flow rates (Fig. 6).

In addition, Fig. 6, *g* and *j* show that high velocities correspond to fluid drops that slide from the upper bottom of the tank and move in the gas bubble in the

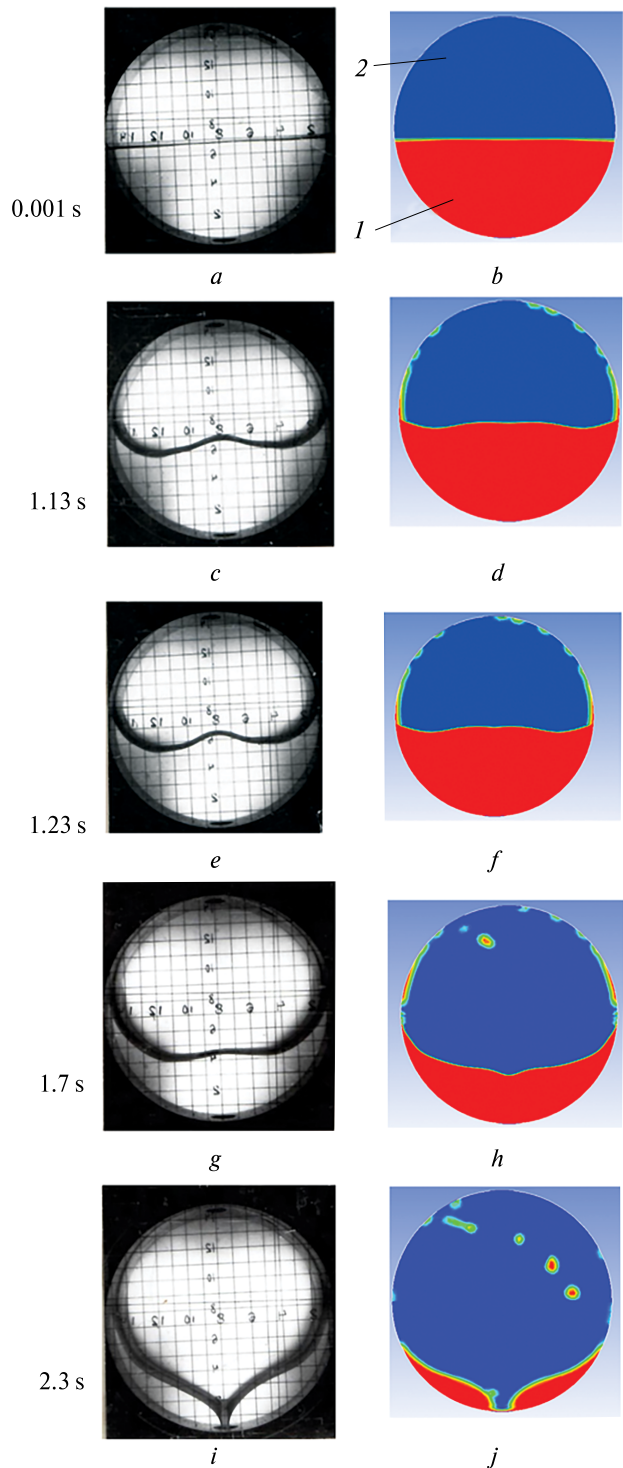
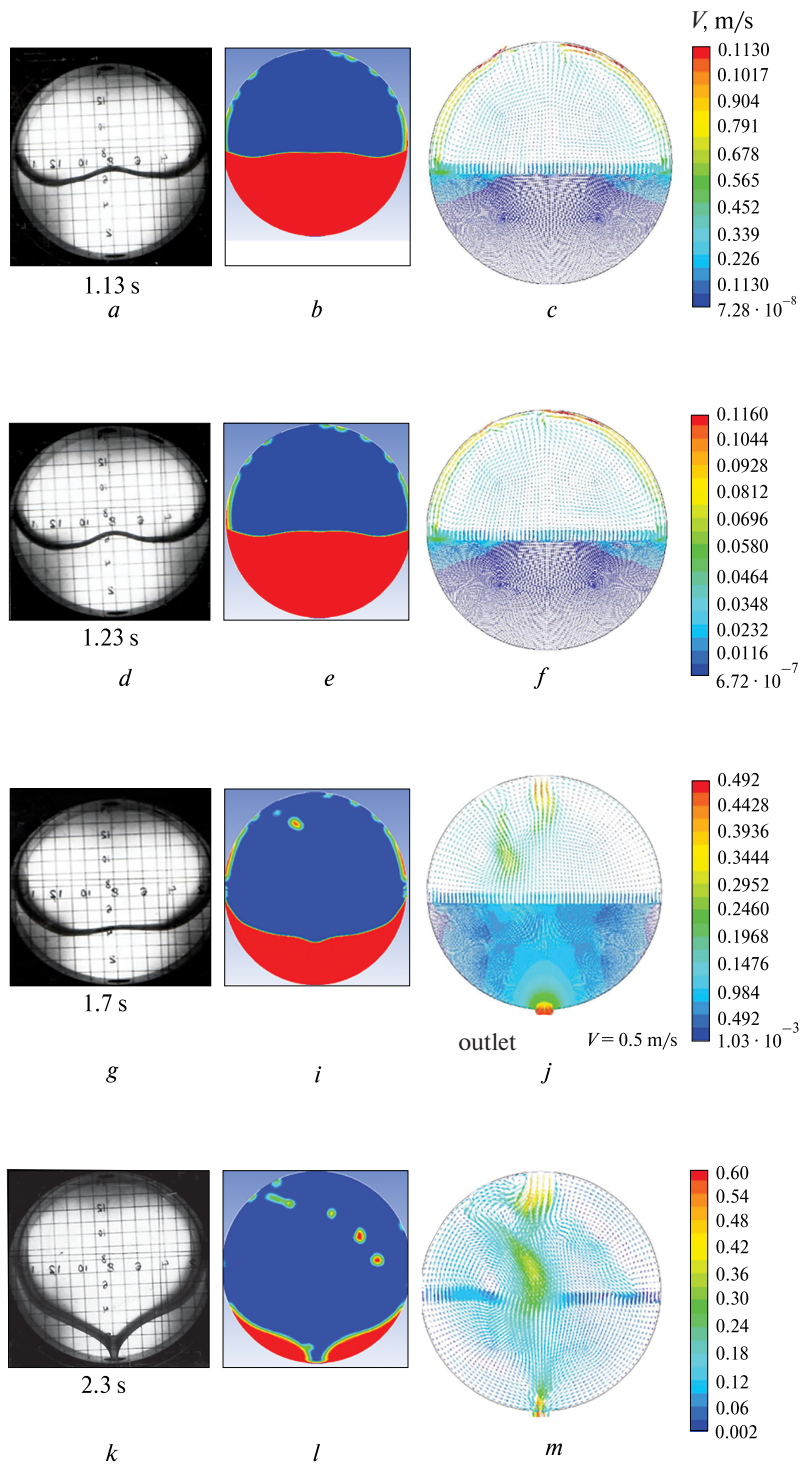


Figure 5. Motion of the ‘gas — fluid’ interface in the region of the model tank in microgravity conditions created in the ‘Drop tower’ for the events  $T_0 = 0.001 \text{ s}$ ,  $T_1 = 1.13 \text{ s}$ ,  $T_2 = 1.23 \text{ s}$ ,  $T_3 = 1.7 \text{ s}$ ,  $T_4 = 2.3 \text{ s}$



**Figure 6.** Calculated distributions of velocities ( $V$ ) in the nodes of finite elements of liquid propellant and gas in the tank along its longitudinal section for events  $T_1 = 1.13$  s,  $T_2 = 1.23$  s,  $T_3 = 1.7$  s,  $T_4 = 2.3$  s

center of the tank. The effect of these drops (Fig. 6, *f* and *i* show the drops contours and significant speed values of the drops) must be taken into account for calculating the number of gas bubbles in the feedline.

#### 4. DISCUSSION

Taking into account the issues of the ‘behavior’ of a cryogenic liquid in microgravity conditions (‘zero’ contact angle of the liquid propellant surface with the walls, a significantly small value  $\sigma = 17.2 \times 10^{-3}$  H/m of the surface tension coefficient) for the nature of the chladone motion in the test tank the value of the contact angle acquires significance (the shape of the interface between the gas and fluid media on the tank walls depends on it), as well as the surface tension forces, which form the surface of the liquid medium in the gas cavity of the tank.

Analyzing the results of the chladone motion experiment (with the acceleration of the model tank  $a_z$ , see Fig. 4), the characteristic features of the motion of the interface between the liquid propellant and air environments can be marked:

1. The acceleration caused by gravitational forces is extremely small. The ‘picture’ of motion is defined by the most dominant surface tension forces formed by the physical properties of the liquid propellant, such as the surface tension coefficient. The motion of liquid propellant is also caused by capillary effects, which depend on the liquid propellant properties, for example, the contact angle of the liquid propellant surface and the tank walls.

2. For a small contact angle, intensive wetting of the tank wall surfaces by the liquid occurs. The shapes of the interface in the experiment and in the numerical model for intensive wetting are shown in Fig. 5, *a–f*. The maximum values of velocities in the liquid propellant, defined by the action of surface tension forces on the upper tank bottom for intensive walls wetting, are shown in Fig. 6, *c* and *f*.

3. The action of surface tension forces significantly exceeds the forces associated with microgravity (by 100 times, see period 1 in Fig. 4). This leads to the motion of the liquid located at the lower bottom of the tank in the direction of the upper tank bottom in the tangential direction to the interface surface. This conclusion follows from the time variations of the interface shown in Fig. 5, *a–e*. In addition, the veloci-

ties in the liquid propellant, defined by the action of surface tension forces and directed tangentially to the interface, are shown in Fig. 6, *c* and *f*.

4. In the ‘tank-fluid pressurization gas’ system, intensive wetting of the tank structure by the liquid fuel surface and the action of surface tension forces are considered, leading to the movement of liquid to the upper bottom of the tank with wetting of the tank structure (as it can be seen from the results of the experiment shown in Fig. 5, *a–h*). In this case, a gas cavity is formed in the middle of the tank. This cavity can be dangerous for the infiltration of free gas bubbles in unacceptable quantities to the LRE feeding system feedline. The process of moving of gas cavity to the tank bottom during the motion of liquid from the tank is shown in Fig. 5, *i*.

5. In this case, in the experiment, there were no PMDs at the lower tank bottom, presented in standard tanks of space upper stages. It is known that the presence of PMD can significantly reduce the value of gas bubbles entering the feedline during engine start-up. As shown in [12], for a different, for example, conical, shape of the tank with PMD in the form of grids or plates, the shape of the interface may be different, but the danger of gas bubbles infiltration the engine inlet remains.

In addition, from the obtained conclusions about the nature of fluid motion in the tank in microgravity conditions, we can additionally make the following remarks on the method of a physical experiment that are important for further research:

1. For an experiment in the ‘Drop tower’ to study, liquid (water, helium, or chladone) has a surface tension coefficient, which decreases with increasing temperature and is practically independent of pressure. This fact belongs to all liquids and cryogenic propellant components. It is necessary to take this fact into account for appropriate experiment processing and using the surface tension coefficient corresponding to the actual temperature.

2. The value of surface tension is affected by various reasons. The slightest impurities in the liquid change the surface tension greatly, reducing it in most cases. For performing practical calculations, this fact has to be taken into account. In particular, for calculating the surface tension coefficient, only pure liquids should be used. Surface tension can be significantly

reduced with the help of surfactants, which include detergents.

3. For calculating the surface tension coefficient and the contact angle, it is necessary to take into account not only the substances but also the contacting gas medium and the solid wall medium.

## 5. CONCLUSIONS

We propose the numerical approach to evaluate the motion parameters of the ‘gas — fluid’ interface in the volume of the propellant tanks for modern LV space stages in microgravity conditions (during the time interval from the moment the main space stage LRE shutdown to the moment the LRE start-up command). This approach takes into account the design features of the propellant tank and the thermodynamic characteristics of the interface between two phases of the ‘gas — fluid’ medium in equilibrium state and the tank design during LV programmed stage motion in space. According to the proposed approach, numerical modeling of hydrodynamic processes in the propellant tank is carried out using the Volume of Fluid method (VOF), taking into account

the surface tension forces and propellant wettability, the forces of resistance to the liquid propellant motion, and the design features of the propellant tank. VOF analysis is performed using modern finite element analysis systems’ features and CAE-systems. The CSF method is used to describe the motion of the interface between gas and liquid relative to the tank walls.

The approach was tested based on the analysis of experimental and calculated data from the study of the physical model of fluid motion in a model tank in low gravity conditions in the ‘Drop tower’ for theoretical investigations performed in the Yuzhnoye State Design Office. There is a satisfactory agreement between the experimental and calculated data, i.e., the positions of the ‘gas — fluid’ interface in different time events of physical model motion in the ‘Drop tower’. In conclusion, the proposed approach can be used for theoretical prediction of the operability of LV space stage propulsion systems in conditions of multiple start-ups — shutdowns and LV program motion of the stage during its reorientation in space.

## REFERENCES

1. Behruzi Ph., Michaelis M., Khimeche G. (2006). Behavior of the Cryogenic Propellant Tanks during the First Flight of the Ariane 5 ESC-A Upper Stage. 42nd AIAA/ASME/SAE/ASEE Joint Propulsion Conference & Exhibit, Sacramento, California, AIAA 2006-5052. 9-12 July 2006. 10 p.
2. Bloha I. D., Zavoloka A. N., Nikolayev A. D., Sviridenko N. F. (2005). Influence of longitudinal vibrations of the upper stage of the launch vehicle on the operability of propellant management device (PMD) for ensuring the continuity of fuel components in the propulsion engine feeding system. *Technical mechanics*, № 2, 65—74 [in Russian].
3. Davydov S. A. (2004). *Calculation of the coefficient of infiltration of a submerged liquid jet through a woven metal mesh*. System design and analysis of the characteristics of aerospace technology: digest of sciences papers. Dnipropetrovsk, Edition V., 13—21 [in Russian].
4. Ducret E., Le Moullec L., Spencer B., Balaam P. (1992). Propellant management device studies, computational methods and neutral buoyancy tests. *AIAA 28th Joint Propulsion Conference and Exhibit*, 92—3611.
5. Igdalov I. M., Kuchma L. D., Polyakov N. V., Sheptun Yu. D. (2004). *Rocket as a control object*. Dnepropetrovsk: ART-Press, 544 p. [in Russian].
6. *Investigation of Propellant Sloshing and Zero Gravity Equilibrium for the Orion Service Module Propellant Tanks* (2009). Final report. Microgravity University. Systems Engineering Educational Discovery. Kenosha, 22 p.
7. Hirt C. W., Nichols B. D. (1981). Volume of fluid (VOF) method for the dynamics of free boundaries. *J. Computational Phys.*, № 39 (1), 201—225.
8. Kashanov O. E., Degtyarev O. V., Pylypenko O. V., Zavoloka O. M., Nikolayev O. D., Sviridenko M. F. Ensuring operating efficiency of lv space stages propellant feeding systems in different operating conditions. IAC-15-D.2.3, 66th Astronautical Congress International, 8832—8838. URL: <http://toc.proceedings.com/29485webtoc.pdf> (Last accessed: 13.06.2022).
9. Kohnke P. (2001). Ansys, Inc. Theory Manual 001369. Twelfth Edition. Canonsburg: SAS IP, Inc. 1266 p.
10. Kozlov A. A., Novikov V. N., Solovyov E. V. (1988). *Power feeding and control systems for liquid rocket propulsion systems*. M.: Engineering, 352 p. [in Russian].

11. Mikishev G. N., Churilov G. A. (1986). *Influence of surface tension and contact angle on liquid oscillations in vessels*. Spacecraft dynamics and space exploration. M.: Engineering, 164–175 [in Russian].
12. Pilipenko O. V., Degtyarev A. V., Zavoloka A. N., Kashanov A. E., Nikolayev A. D., Sviridenko N. F., Bashliy I. D. (2014). Determination of parameters of gas-liquid structures forming in propellant components during start-up of the space stage main engine with low filling levels of its tanks. *Technical mechanics*, № 4, 3–13. URL: <http://dspace.nbuv.gov.ua/handle/123456789/88500> [in Russian].
13. Pilipenko O. V., Zavoloka A. N., Nikolayev A. D., Sviridenko N. F. (2006). The operability of propellant management device (PMD) for ensuring the continuity of fuel components in the feeding system of the main propulsion system of space stages of launch vehicles Digest scientific papers «Aero-gaso-dynamics: problems and prospects», № 2, 88–100 [in Russian].
14. Pozdnyshv N. O. *Development the capillary devices of launch vehicle tanks and peculiarities of hydrodynamic processes simulation occurring in them*. IAC-14-A2.2.3. URL: <http://toc.proceedings.com/25520webtoc.pdf> (Last accessed: 13.06.2022).
15. Salzman J. A., Masica W. J., Lacovic R. F. (1973). *Low-gravity reorientation in a scale-model Centaur liquid-hydrogen tank*. NASA TN D-7168. URL: <https://ntrs.nasa.gov/search.jsp?R=19730007525> (Last accessed: 13.06.2022).
16. Sedykh I. V., Nazarenko D. S., Minai A. N., Babychuk Ya. O. (2019). Experimental determination of the fuel sedimentation time in a spherical tank before restarting the main engine. *System design and analysis of the characteristics of aerospace technology*. 27, 136–144. URL: [https://www.dnu.dp.ua/docs/zbirniki/ftf/program\\_5e4456e3895d7.pdf](https://www.dnu.dp.ua/docs/zbirniki/ftf/program_5e4456e3895d7.pdf) (Last accessed: 13.06.2022).
17. Sichevoi A. V., Davydov S. A., Gorelova K. V. (2010). Coefficient of dynamic loading of grid devices for ensuring fuel continuity. *System design and analysis of the characteristics of aerospace technology: digest of sciences papers*. Dnipropetrovsk, Edition X., 106–113 [in Russian].
18. Siedyk I. V. (2021). *Selection of design parameters for inertial factors for ensuring the stability of propellant in the*: Candidate's thesis. Dnipro, 210 p. [in Russian].
19. The Bremen Drop Tower. URL: <https://www.zarm.uni-bremen.de/en/drop-tower/team.html> (Last accessed: 13.06.2022).
20. Zhang-Guo Li, Qiu-Sheng Liu, Rong Liu, Wei Hu, Xin-Yu Deng (2009). Influence of Rayleigh–Taylor instability on liquid propellant reorientation in a low-gravity environment. *Chinese Phys. Soc. and IOP Publ. Ltd.*, 26, № 11, 114701–1–114701–4.

Стаття надійшла до редакції 13.06.2022

Received 13.06.2022

Після доопрацювання 13.06.2022

Revised 13.06.2022

Прийнято до друку 27.06.2022

Accepted 27.06.2022

О. В. Пилипенко<sup>1</sup>, дир., зав. відділу, д-р техн. наук, проф., член-кор. Міжнар. акад. астронавтики; заслужений діяч науки і техніки України, лауреат Державної премії України в галузі науки і техніки та премії Нац. акад. наук України ім. М. К. Янгеля

ORCID.org/0000-0002-7583-4072

Д. Є. Смоленський<sup>2</sup>, нач. лаб., нагороджений знаком ГП «КБ «Південне» «За створення РКТ»

ORCID.org /0000-0002-0419-1962

О. Д. Ніколаєв<sup>1</sup>, старш. наук. співроб., канд. техн. наук, старш. наук. співроб., лауреат премії Нац. акад. наук України ім. М. К. Янгеля.

ORCID.org /0000-0003-0163-0891

І. Д. Башлій<sup>1</sup>, старш. наук. співроб., канд. техн. наук, старш. наук. співроб.

ORCID.org /0000-0003-0594-9461

E-mail: Bashliy.I.D@nas.gov.ua

<sup>1</sup> Інститут технічної механіки Національної академії наук України та Державного космічного агентства України вул. Лешко-Попеля 15, Дніпро, Україна, 49005

<sup>2</sup> Державне підприємство «Конструкторське бюро «Південне» ім. М. К. Янгеля» вул. Криворізька 3, Дніпро, Україна, 49008

## ПІДХІД ДО ЧИСЕЛЬНОГО МОДЕЛЮВАННЯ ПРОСТОРОВОГО РУХУ РІДИНИ З ФОРМУВАННЯМ ВІЛЬНИХ ГАЗОВИХ ВКЛЮЧЕНЬ У ПАЛИВНОМУ БАКУ В УМОВАХ КОСМІЧНОГО ПОЛЬОТУ

Маршові двигунні установки космічних ступенів ракет-носіїв в умовах мікрогравітації забезпечують проведення кількох запусків — зупинок рідинних ракетних двигунів, необхідних для реалізації програмних переміщень і контролю орієнтації космічного апарату у просторі. Під час пасивного польоту космічного ступеня (після зупинки його маршового двигуна) рідке паливо у баках продовжує рух в умовах мікрогравітації за інерцією, максимально віддаляючись від внутрішньобакових забірних пристроїв. При цьому газ наддуву витісняється до забірної пристрою,

що створює потенційну можливість проникнення газу на вхід у двигун у кількостях, неприпустимих для надійної реалізації повторного запуску двигуна. У зв'язку з цим визначення параметрів руху рідини у паливних баках в умовах мікрогравітації є актуальною задачею, яка вимагає вирішення при проектуванні рідинних ракетних двигунних установок. Розроблено підхід до теоретичного визначення параметрів руху границі поділу середовищ «газ — рідина» у порожнинах паливних баків сучасних космічних ступенів рідинних РН в умовах мікрогравітації. Підхід базується на використанні методу скінченних елементів, методу об'єму рідини та сучасних комп'ютерних засобів скінченно-елементного аналізу (САЕ-систем). Для умов пасивної ділянки польоту космічного ступеня РН виконано математичне моделювання просторового руху рідкого палива і вільних газових включень, що формуються, на основі якого визначено параметри руху і форми вільної поверхні рідини у баку, місце розташування газових включень.

Щодо умов руху експериментального зразка паливного бака з рідиною в «кидковій вежі» ДП «КБ «Південне», призначеної для вивчення об'єктів космічної техніки в умовах мікрогравітації, виконано чисельне моделювання руху рідини у баку сфероподібної форми. Отримані в результаті математичного моделювання значення параметрів руху рідини та границі поділу середовищ «газ — рідина» задовільно узгоджуються з отриманими експериментальними даними.

Використання розробленого підходу дозволить значно скоротити обсяг експериментального відпрацювання космічних ступенів РН, що проектуються.

**Ключові слова:** рідинна ракета-носій, мікрогравітація, повторний запуск двигуна, пасивна ділянка польоту, просторовий рух рідкого палива, вільні газові включення до рідини, метод скінченних елементів, метод об'єму рідини, внутрішньобакові забірні пристрої.

<https://doi.org/10.15407/knit2022.05.015>  
UDC 629.78

**M. O. REDKA**, PhD student

E-mail: mix5236@ukr.net

**S. V. KHOROSHYLOV**, Leading researcher, Dr. Sci. in Tech., Professor

ORCID.org/0000-0001-7648-4791

E-mail: skh@ukr.net

Institute of Technical Mechanics of the National Academy of Sciences of Ukraine and the State Space Agency of Ukraine  
15 Leshko-Popel St., Dnipro, 49005 Ukraine

## DETERMINATION OF THE FORCE IMPACT OF AN ION THRUSTER PLUME ON AN ORBITAL OBJECT VIA DEEP LEARNING

---

*The subject of research is the process of creating a neural network model (NNM) for determining the force impact of an ion thruster (IT) plume on an orbital object during non-contact space debris removal. The work aims to develop NNMs and study the influence of various factors on the accuracy of determining the force transmitted by the ion plume of the thruster to a space debris object (SDO). The tasks to resolve are to choose the structures of the NNMs, form a data set and use this data to train and validate the NNMs, and to explore the influence of the model structure and optimizer parameters on the accuracy of force determination. The methods used are plasma physics, computer simulation, deep learning, and optimization using an improved version of stochastic gradient descent. As a result of research, three NNMs have been developed, which differ in the number of hidden layers and neurons in hidden layers. For training and validation of the NNMs, a data set was generated for an SDO approximated by a cylinder using an autosimilar description of the ion plasma propagation. The data set was obtained for various relative positions and orientations of the object in the process of its removal from an orbit. Using this data set, the NNM parameters were optimized with the supervised learning method. The optimizer and its parameters are selected, providing a small error at the stage of validating learning outcomes. It was found that the accuracy of determining the force depends on the relative position and orientation of the SDO, as well as the architecture of the NNM, and the features of this influence were identified. The approach applied allows us to obtain the possibility of using methods of deep learning to determine the force impact of the IT plume on the SDO. The proposed models provide the accuracy of the force impact determination, which is sufficient for solving the considered class of problems. At the same time, NNM makes it possible to obtain results much faster in comparison with the methods used previously. This fact makes the NNMs promising to use both on-board and in mathematical modeling of missions to remove space debris.*

**Keywords:** ion thruster, space debris object, transmitted force, neural network model, deep learning.

---

### INTRODUCTION

At present, there are a large number of space objects in near-Earth space, such as fragments of launch vehicle stages, non-functioning spacecrafts and their fragments, which significantly complicate further space activities [14]. In this regard, the task of creat-

ing tools and technologies for the direct removal of space debris objects (SDO) from near-Earth orbits is now urgent.

Various concepts of active debris removal are known, for example, laser systems [16], electrodynamic tether systems [18], and combined systems [7, 9]. Most concepts involve docking the removal sys-

Цитування: Redka M. O., Khoroshylov S. V. Determination of the force impact of an ion thruster plume on an orbital object via deep learning. *Space Science and Technology*. 2022. **28**, № 5 (138). P. 15–26. <https://doi.org/10.15407/knit2022.05.015>

tem with an SDO or capturing it with assistive devices. However, this operation can be technologically complex and unsafe.

The “Ion beam shepherd” concept was proposed for the non-contact removal of orbital objects [3]. The basic principle of this concept is to use the ion plume of an IT as a way to transmit the force impulse to the SDO for its deceleration. Such removal of space debris has a number of advantages compared to other known approaches [16, 18], namely, removal efficiency, low risk level, reusability, and technological readiness.

One of the key tasks within the concept of “Ion beam shepherd” is the determination of the force transmitted to the SDO by the shepherd. Knowledge of this force is necessary for the successful implementation of the selected removal program and can also be useful for solving problems of navigation and relative control of the “shepherd — SDO” system [2, 11, 12]. Determining this force is not an easy task since its value depends in a complex way not only on the properties of the IT plume but also on the relative position and orientation of the SDO.

A number of publications address this problem. For example, [5] proposes the theoretical foundations for modeling an ion beam plume and calculating the transmitted force. The authors of this work used an approach based on the integration of elementary forces over the surface of the object. But, as practice shows, the implementation of such a calculation method can lead to cumbersome algorithms and time-consuming modeling, so the application of these results in the form of algorithms on the shepherd board seems difficult. In [4], the possibility of an analytical description of the force is considered, however, the authors obtained such expressions only for the SDO of a spherical shape. An approach to determine the transmitted force using the central projection of the target onto a selected plane is proposed in [1, 8]. Despite the fact that this approach significantly speeds up the force calculation in comparison with the direct integration over the SDO surface, it still requires significant computational resources due to loops needed for calculating elementary forces.

At this time, artificial intelligence methods attract a significantly increased interest in the world, which is largely due to the impressive results obtained us-

ing deep learning (DL) technologies [15] — machine learning methods based on multilayer artificial neural networks (ANN). Recently, DL has been rapidly developing and demonstrating promising opportunities in solving complex problems and finding nontrivial solutions to existing problems [13, 17]. Most of the results used in practice are obtained using the methods of supervised learning or example-based learning. Despite the fact that ANN training can take a long time, the trained network allows getting results pretty fast. This feature determines the prospects of DL methods for finding the force transmitted to the SDO by the shepherd. However, it is known that the success of solving a problem by DL methods largely depends on the correct choice of the ANN structure, as well as algorithms and learning parameters. These issues are studied in this article.

The goal of the study is to develop the NNM for determining the force transmitted by an IT plume to an SDO and to investigate the influence of various factors on its accuracy.

## 1. PROBLEM STATEMENT

**1.1. Reference frames.** In the research, the following right-handed orthogonal reference frames are used. The IT-fixed reference frame (IRF)  $O_I x_I y_I z_I$  has the origin  $O_I$  located at the top of an imaginary cone of the ion beam. The axis  $O_I z_I$  coincides with the axis of the beam and is directed towards the thruster nozzle. It is assumed that the IT is fixed on the “shepherd”, which is oriented in such a way that the axis  $O_I z_I$  coincides with the tangent to the orbit and is directed to the target, the axis  $O_I y_I$  coincides with the normal to the orbit and is directed in the direction opposite to the Earth, and the axis  $O_I x_I$  complements the reference frame to the right-handed one.

The origin of the reference frame associated with the SDO (SDF)  $O_S x_S y_S z_S$  is located at its center of mass. The direction of the SDF axes coincides with the principle inertia axes of the SDO. The orientation of the SDF axes relative to the IRF is determined by the Euler angles  $\phi, \vartheta, \psi$  [8] with  $z$ - $y$ - $x$  rotation sequence. The position of the origin of the SDF, relative to the IRF, is determined by the vector  $B_I^{SI}$ .

**1.2. Model of the ion thruster plume.** The plasma plume of an IT can be conventionally divided into near (usually less than a meter from the IT) and far



regions [5]. For the problem of contactless space debris, the far region of the plume is of primary interest since the interaction between the plasma and the target occurs within this region.

A number of mathematical models have been proposed to describe the far region of the IT plume, which differ in complexity and accuracy [5]. In this case, the so-called self-similar model of plasma propagation can be chosen as a compromise.

Self-similar models are based on the assumption that the nature of ion propagation can be described using a dimensionless similarity function as follows

$$r(z) = r_0 h(\tilde{z}), \quad \tilde{z} = z / R_0,$$

where  $r$ ,  $z$  are the radial and axial coordinates of the ions, respectively,  $R_0$ ,  $r_0$  are the beam radius and radial coordinates of ions at the beginning of the far region ( $z = 0$ ).

Using the function  $h(\tilde{z})$ , the plasma density at an arbitrary point with coordinates  $r$ ,  $z$ , can be determined as follows [12]:

$$n = \frac{n_0}{h^2(\tilde{z})} \exp\left(-C \frac{\tilde{r}^2}{2h^2(\tilde{z})}\right),$$

$$\tilde{r} = r / R_0, \quad (1)$$

where  $n_0$  is the plasma density at the beginning of the far region of the beam,  $C$  is the factor that determines how much of the plasma plume hit a circle of radius  $R_0$  (for example, corresponds to 95 % of the flow hit).

It should be noted that when  $M_0 \gg 1$ , the character of the ion plasma distribution approaches a cone, although, strictly speaking, it is not. At the same time, when  $M_0 \geq 40$  and the distance to the target is less than 10 meters, the character of plasma distribution can be considered conical. In this case, the similarity function can be defined in the following form

$$h = 1 + \tilde{z} \tan \alpha_0,$$

where  $\alpha_0$  is the initial divergence angle of the plume. The initial divergence angle is equal to half the opening angle of the cone restricting 95 % of the plasma plume. For the problem under consideration, we can assume that the axial component of the plasma ion velocity remains constant:

$$u_z = u_{z_0} = \text{const}. \quad (2)$$

The radial velocity component within the considered model is determined by the following expression [12]:

$$u_r = u_{z_0} \cdot (\tilde{r} / \tilde{z}). \quad (3)$$

**1.3. Interaction of the ion beam with SDO.** The IT plume is a stream of heavy ions of propellant (for example, xenon), accelerated to an energy level of several kiloelectron-volts. When such a plume affects a solid body, a force is applied to the latter, which is mainly due to the momentum of the plasma ions bombarding the target.

Neglecting the effects of plasma ions leaving the target surface, sputtering of its material, and electron pressure, the elemental force transmitted to the SDO can be calculated as follows [12]:

$$dF = mnU(-V \cdot U)ds, \quad (4)$$

where  $U$  is the particle velocity vector,  $ds$  is the elementary area of the target surface,  $V$  is the unit normal vector to the elementary area.

The force  $F$  transmitted to the SDO by the IT plume can be calculated by integrating the elementary forces (4) over the irradiated surface  $S$  of the target

$$F = \int_S dF.$$

In the general case, this force depends on the properties of the IT, the shape and size of the SDO, as well as on its relative position and orientation. Taking into account that for a specific mission of space debris removal, the IT properties, the shape and dimensions of the SDO are known and do not change, we can design an NNM that receives the values of the relative position and orientation of the SDO as an input and outputs force projections in the IRF.

## 2. DESIGN AND STUDY OF NEURAL NETWORK MODELS

**2.1. Methodology and model structure.** An ANN is a system of interconnected artificial neurons. A multi-layer neural network is an ANN consisting of input, output, and hidden layers of neurons located between them. Such networks are more capable than single-layer neural networks. It was proved in [6, 10] that neural networks with both one and several hidden layers can be used as universal approximators of continuous functions of a set of variables, and the only

Table 1. NNM configurations

Name	Architecture		Activation functions
	Number of hidden layers	number of neurons	
NN-512	4	6×512×256×128×64×3	ReLU
NN-1024	4	6×1024×512×256×128×3	ReLU
NN-1024-512	5	6×1024×512×256×128×64×3	ReLU

Table 2. Results of NNM training

NNM	Optimizer	Validation accuracy MSE, %	Training time, s
NN-512	Adam	99.26	1575
NN-1024	Adam	99.41	3123
NN-1024-512	Adam	99.43	3028

Table 3. Coordinates of center of mass and orientation parameters of SDO. Variable parameters marked as \*

No	Coordinates of center of mass			Orientation parameters		
	$b_r^z, m$	$b_r^y, m$	$b_r^x, m$	$\vartheta, rad$	$\phi, rad$	$\psi, rad$
1	*	0	7	0	0	0
2	0	*	7	0	0	0
3	0	0	*	0	0	0
4	0	0	7	*	0	0
5	0	0	7	0	*	0
6	0	0	7	0	0	*
7	*	1	9	1.507	1.507	1.507
8	1	*	9	1.507	1.507	1.507
9	1	1	*	1.507	1.507	1.507
10	1	1	9	*	1.507	1.507
11	1	1	9	1.507	*	1.507
12	1	1	9	1.507	1.507	*
13	*	1	9	-1.507	-1.507	-1.507
14	1	*	9	-1.507	-1.507	-1.507
15	1	1	*	-1.507	-1.507	-1.507
16	1	1	9	*	-1.507	-1.507
17	1	1	9	-1.507	*	-1.507
18	1	1	9	-1.507	-1.507	*

condition is a nonlinearity of the activation function in hidden layers.

In this work, the ReLU activation function was used for all NNMs, which transforms the input signal in the following way

$$R(\tilde{x}) = \max(0, \tilde{x}).$$

The inputs of the activation functions are determined by the values of the weights (synapses) and biases. These parameters are set as a result of NNM learning using optimization algorithms. The learning goal is to minimize errors in the ANN output. Currently, the most commonly used learning algorithms are improved versions of stochastic gradient descent (SGD), such as root mean squared propagation (RMSprop) and adaptive moment estimation (Adam) methods. In this work, the Adam optimizer was used to train neural networks. The mean squared error was used as a loss function for training and validation.

To solve the problem, three different NNM configurations with fully connected layers are considered. They differ in the number of hidden layers, as well as the number of neurons in the hidden layers. NNM configurations are summarized in Table 1.

The total number of neurons in the hidden layers of the neural network NN-512 is 960, and in the hidden layers of the neural networks NN-1024 and NN-1024-512, there are 1920 and 1984 neurons, respectively.

Training, validation, and testing of NNMs, as well as data preprocessing, were carried out using Python 3.9 programming language and Keras, Scikit-learn, Numpy and Scipy libraries.

**2.2. Initial data.** The following IT parameters were used for the calculations: initial radius:  $R_0 = 0.0805$  m; ion mass (xenon)  $m = 2.18 \cdot 10^{-25}$  kg; initial plasma density  $n_0 = 4.13 \cdot 10^{15}$  m<sup>-3</sup>; initial axial velocity of ions  $u_0 = 71580$  m/s; divergence angle  $\alpha_0 = 7$  deg; initial electron temperature  $T_e = 0.001$  eV.

The upper stage of the Cyclone-3 launch vehicle is considered as the SDO, which is approximated by a cylinder with a height of  $h = 2.6$  m and a base diameter of  $d = 2.2$  m.

**2.3. Dataset for training and validation.** For training and validation of the NNMs, a dataset was generated that includes input values — the coordinates of

the center of mass and the angles of orientation of the SDO relative to the IRF, and the output values of the projections of the transmitted force corresponding to them. The ground truth force outputs were calculated using the methodology presented in Section 1. During dataset generation, the input data were set randomly in the range of variation of each parameter using a uniform distribution. Range of variation of input parameters: for the parameters  $b_1^x$  and  $b_1^y$  it is  $[-1.0...1.0]$ ; for the parameter  $b_1^z$  it is  $[5.0...9.0]$ ; for the parameters  $\vartheta$ ,  $\phi$  and  $\psi$  it is  $[1.507...1.507]$ . Then the dataset was normalized to obtain values in a range of  $[-1.0...1.0]$ .

The dataset, which contains 3 500 000 records, is split for training and validation with a ratio of 80 % and 20 %, respectively.

**2.4. Training and validation.** NNMs were trained using a personal computer with a 10th generation Intel processor, which has 8 cores and 16 threads. The Xavier method was used to initialize the NNM weights. The learning rate for each NNM was chosen as 0.0001. The mini-batch size and the number of training epochs were selected as 256 and 100, respectively. Adam optimizer is used with the following parameters: gradient damping factor is 0.9; attenuation coefficient of the squared gradient is 0.999; the small constant is  $7.000 \cdot 10^{-7}$ . Adam optimizer was chosen because it is computationally efficient, has little memory requirement, invariant to diagonal rescaling of gradients, and is well suited for problems that are large in terms of data/parameters.

To determine the best NNM, they were compared with each other in terms of validation accuracy and training time. Table 2 summarizes the results of NNM training. The results show that the NNM with the smallest number of neurons in the hidden layers shows a lower validation accuracy compared to other network configurations. However, it takes almost half the time for training than others. The NNMs with the largest number of neurons in the hidden layers have approximately the same training time and accuracy.

**2.5. Testing.** Table 3 presents the computational cases that differ in the values of the position and orientation of the SDO relative to the IRF. The parameters marked as variables took values within the considered ranges (see Table 1) with a fixed step equal to

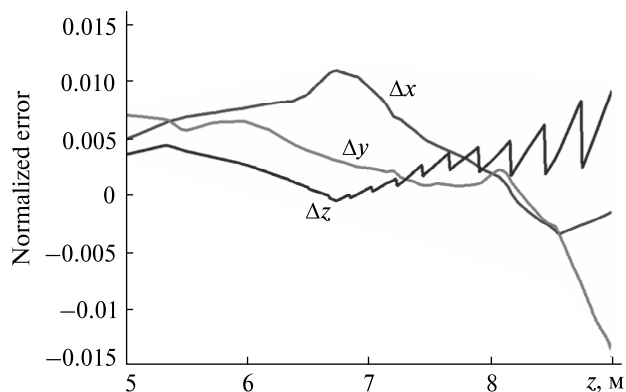


Figure 1. The values of the normalized error for each of the outputs of the NNM. Case 3 (NN-512)

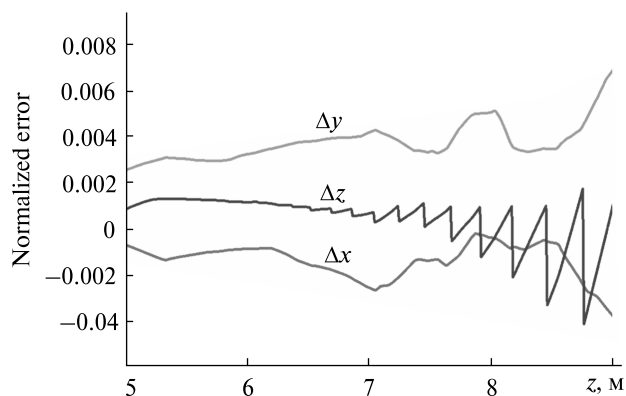


Figure 2. The same. Case 3 (NN-1024)

0.001. The parameter values of the first 6 cases are nominal.

Pictures 1–8 show plots for normalized errors for some of the computational cases. The variable parameter is displayed along the abscissa-axis. The ordinate axis shows the values of the normalized error for each of the outputs of the NNM.

The components of the normalized error vector are defined as follows:

$$\Delta F^k = F_R^k - F_P^k, \quad k = x, y, z,$$

where  $F_R$  is the normalized reference force vector,  $F_P$  is the force vector predicted by the NNM.

Figures 1–3 show the results of testing three NNM configurations for case 3.

In general, according to the figures above, it can be concluded that the accuracy of the NN-512 model is

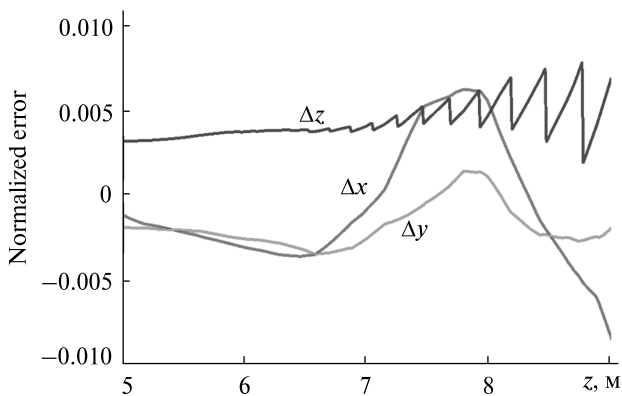


Figure 3. The same. Case 3 (NN-1024-512)

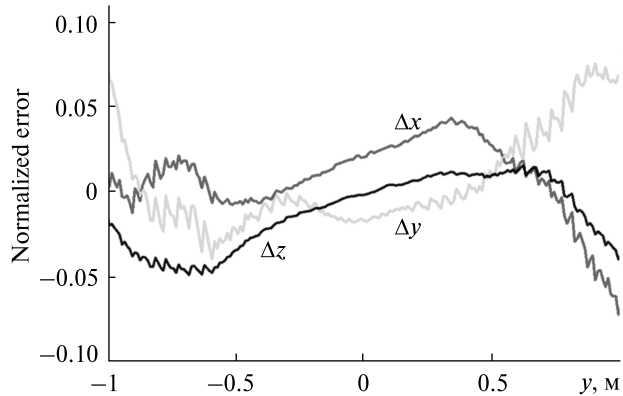


Figure 6. The same. Case 14 (NN-512)

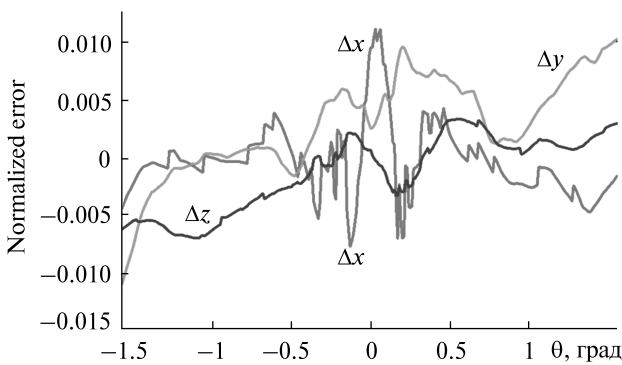


Figure 4. The same. Case 5 (NN-512)

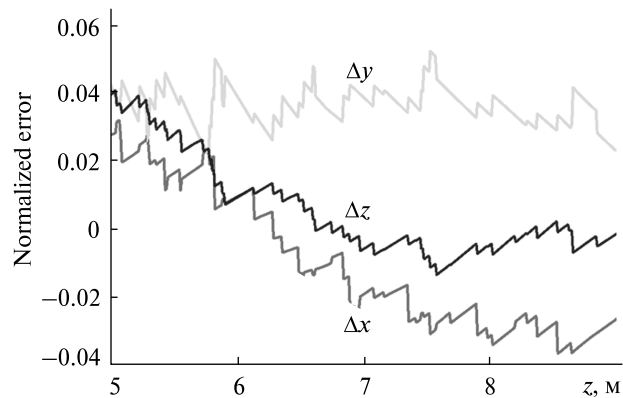


Figure 7. The same. Case 15 (NN-1024-512)

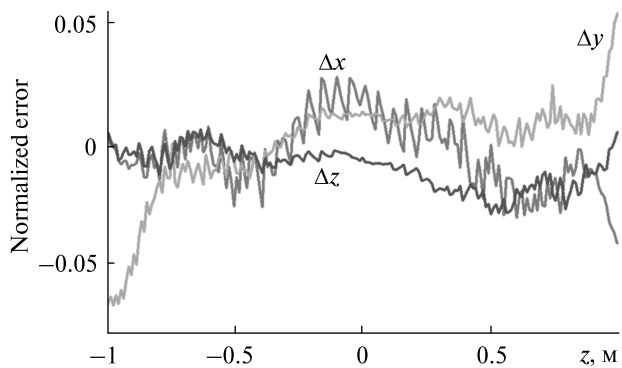


Figure 5. The same. Case 13 (NN-1024)

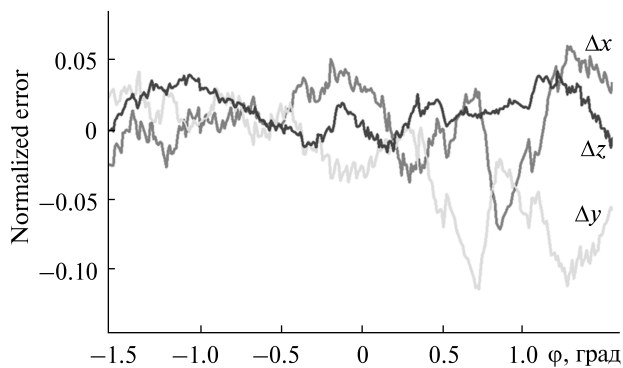


Figure 8. The same. Case 17 (NN-1024-512)

worse than that of the other two models. Figures 4—8 show the results of NNM testing for other cases.

**2.6. Model accuracy analysis.** To compare the results, maximum errors in determining the force transmitted to the SDO for each case from Table 5

are calculated for two intervals of variation of the input values: full and reduced (half the full).

Maximum errors in the Tables 4—9 are given for both absolute errors and errors relative to reference values.

Table 4. Errors of force prediction for the NN-512 over the full variation interval

No	AE			RE		
	$\Delta f^x, 10^{-5} \text{ N}$	$\Delta f^y, 10^{-5} \text{ N}$	$\Delta f^z, 10^{-3} \text{ N}$	$\Delta f^x, \%$	$\Delta f^y, \%$	$\Delta f^z, \%$
1	-1.7	1.6	-0.811	2.720	2.463	2.524
2	-1.4	2.5	-1.023	2.192	3.873	3.186
3	0.7	-0.9	0.303	1.098	1.367	0.944
4	0.7	0.2	0.024	1.088	0.281	0.073
5	0.6	0.7	-0.045	0.987	1.064	0.660
6	0.7	-4.2	-0.224	1.105	1.094	0.698
7	-4.1	4.7	1.183	6.425	7.329	3.685
8	-5.4	5.1	-1.477	8.432	8.041	4.600
9	-4.5	6.3	1.359	7.064	9.931	4.232
10	-4.2	4.8	-0.097	6.532	7.532	0.301
11	-9.6	5.0	1.504	14.991	7.848	4.683
12	-4.9	-7.9	-1.406	7.657	12.307	4.380
13	-4.3	4.6	-2.542	6.752	7.190	7.915
14	-4.7	4.9	-1.581	7.228	7.646	4.924
15	-5.1	4.7	2.174	7.909	7.427	6.772
16	-4.3	3.8	-1.333	6.752	6.016	4.152
17	-11.9	-8.1	1.938	18.694	12.604	6.037
18	-4.3	3.8	-1.460	6.752	6.016	4.548
Mean	4.056	3.91	1.147	6.354	6.113	3.573

Table 5. Errors of force prediction for the NN-1024 over the full variation interval

No	AE			RE		
	$\Delta f^x, 10^{-5} \text{ N}$	$\Delta f^y, 10^{-5} \text{ N}$	$\Delta f^z, 10^{-3} \text{ N}$	$\Delta f^x, \%$	$\Delta f^y, \%$	$\Delta f^z, \%$
1	1.3	0.9	-0.656	2.007	1.390	2.043
2	0.9	2.0	-0.456	1.362	3.094	1.419
3	-0.2	0.4	-0.133	0.386	0.695	0.414
4	-0.2	0.3	0.028	0.271	0.428	0.086
5	-0.5	0.7	-0.140	0.748	1.162	0.436
6	-0.6	0.6	-0.141	0.863	0.871	0.440
7	-3.3	-2.9	1.118	5.111	4.474	3.483
8	-2.0	-3.0	0.961	3.059	4.642	2.993
9	-1.8	-2.1	1.990	2.811	3.282	6.198
10	-2.1	-2.1	0.961	3.283	3.282	2.993
11	-8.2	-3.8	1.297	12.792	5.910	4.040
12	-1.9	-3.9	0.958	2.924	6.079	2.984
13	-2.7	-4.4	-0.945	4.208	6.891	2.944
14	4.7	5.0	-0.317	7.356	7.862	0.986
15	-3.2	4.3	2.211	5.048	6.779	6.886
16	-2.7	3.6	0.170	4.208	5.637	0.530
17	-4.5	-9.3	-1.040	6.971	14.599	3.240
18	-2.7	3.6	-0.383	4.208	5.588	1.194
Mean	2.0	3.0	0.770	3.756	4.593	2.406

First, let us compare the results over the full range of the input variation. Table 4 shows the maximum errors obtained using the NN-512 model. For this model, the maximum relative error (RE) of the force determination is 18.694 %, which is obtained for  $X$ -axis in case 17. However, the absolute error (AE) is  $-1.190 \cdot 10^{-4}$  N, which is not significant. For cases where non-variable parameters have nominal values (cases 1–6), the maximum value of RE is 3.873 % (AE is  $2.500 \cdot 10^{-5}$  N) and occurs at the  $Y$ -output for case 2.

Table 5 contains the maximum errors over the full range of the input variation for the NN-1024 model. The maximum RE is 14.599 % (AE is  $-9.300 \cdot 10^{-5}$  N) and takes place at the  $Y$ -output for case 17. In cases 1–6, the maximum RE was observed at the  $Y$ -output for case 2 (as in the model NN-512) and is 3.094 %, which corresponds to an AE of  $2.000 \cdot 10^{-5}$  N.

Table 6 summarizes the maximum errors of the model NN-1024-512 for the full range of the input variation. Here, as well as in the cases for other models, the maximum RE is 11.570 % and takes place for case 17 along the  $Y$ -axis, which corresponds to an AE of  $-7.400 \cdot 10^{-5}$  N. For cases 1–6, the maximum RE is 2.524 % (AE is  $1.600 \cdot 10^{-5}$  N) and occurs at the  $X$ -output for case 1.

As can be seen, case 17 is the most problematic for all NNMs, where the SDO orientation angle varies over the full variation range, and the other input parameters have non-nominal values. It can be asserted that the NN-1024-512 model provides the best result of the three model configurations, showing the smallest values of the maximum errors for all cases. The model NN-512 demonstrates the worst results.

Next, the maximum errors over a reduced variation interval are compared. Such data are presented in Tables 7–9 for models NN-512, NN-1024, and NN-1024-512, respectively. It can be seen from Table 7 that the maximum RE for the NN-512 model is 14.139 % (AE is  $-9.000 \cdot 10^{-5}$  N) and is observed at the  $X$ -output for case 17. As for cases with nominal non-variable parameters (1–6), the worst RE is 2.816 % (AE  $1.800 \cdot 10^{-5}$  N) and takes place at the  $Y$ -output for case 2.

For the NN-1024 model, the maximum RE over the reduced interval (Table 8) is 14.599 % (AE  $-9.300 \cdot 10^{-5}$  N) at  $Y$ -output for case 17. For cases 1–6, the maximum RE is 1.488 % (AE  $-9.300 \cdot 10^{-5}$  N) at  $Y$ -output for case 2. The data in Table 9 indicate that the maximum RE for the NN-512-1024 model is 11.570 % (AE  $-7.400 \cdot 10^{-5}$  N) at

Table 6. Errors of force prediction for the NN-1024-512 over the full variation interval

No	AE			RE		
	$\Delta f^x, 10^{-5}$ N	$\Delta f^y, 10^{-5}$ N	$\Delta f^z, 10^{-4}$ N	$\Delta f^x, \%$	$\Delta f^y, \%$	$\Delta f^z, \%$
1	1.6	0.6	-6.07	2.524	1.007	1.890
2	1.3	1.3	4.83	2.076	2.009	1.503
3	-0.6	-0.2	2.49	0.882	0.346	0.777
4	-0.1	-0.2	1.37	0.080	0.267	0.427
5	-0.2	-0.6	1.33	0.388	0.921	0.415
6	0.4	-0.3	1.42	0.619	0.509	0.443
7	-3.9	-4.5	-10.58	6.145	7.018	3.295
8	-2.3	-3.0	-8.76	3.647	4.692	2.730
9	2.6	4.0	15.78	4.094	6.253	4.914
10	0.9	0.7	5.10	1.365	1.097	1.589
11	-5.3	-3.2	11.68	8.296	5.047	3.636
12	1.9	-3.6	-6.72	2.969	5.699	2.093
13	3.1	3.2	-19.12	4.899	4.983	5.956
14	-2.1	6.4	6.30	3.245	10.025	1.962
15	-2.3	3.3	12.82	3.653	5.139	3.993
16	-1.7	1.4	-0.58	2.709	2.181	0.182
17	-4.6	-7.4	13.06	7.262	11.570	4.067
18	-1.7	-3.7	-8.01	2.594	5.850	2.494
Mean	2.0	3.0	7.60	3.192	4.145	2.354

the  $Y$  output for design case 17. For cases 1–6, the maximum RE is 1.454 % (AE  $9.000 \cdot 10^{-6}$  N) and occurs at the  $X$ -output for case 1.

All NNMs have smaller REs in the axial direction than the lateral one. For the considered models, the

average axial REs are in the range of 2.3...3.6 %, and the lateral REs are in the range of 4.1...6.3 %.

Thus, it can be concluded that the smallest RE over the reduced variation interval occurs for the model NN-1024-512. As for the full variation inter-

Table 7. Errors of force prediction for the NN-512 over the reduced interval

No	AE			RE		
	$\Delta f^x, 10^{-5}$ N	$\Delta f^y, 10^{-5}$ N	$\Delta f^z, 10^{-4}$ N	$\Delta f^x, \%$	$\Delta f^y, \%$	$\Delta f^z, \%$
1	0.9	0.5	-1.87	1.485	0.771	0.582
2	0.7	1.8	-2.72	1.042	2.816	0.847
3	0.7	0.4	1.36	1.098	0.645	0.424
4	0.7	0.2	0.21	1.028	0.259	0.067
5	0.6	0.7	-2.12	0.987	1.064	0.660
6	0.7	0.6	-1.38	1.105	0.951	0.431
7	-3.4	-3.7	11.06	5.266	5.779	3.444
8	-3.1	2.8	-14.25	4.919	4.348	4.439
9	-3.9	6.3	7.36	6.107	9.931	2.291
10	-4.2	4.8	-0.87	6.511	7.475	0.271
11	-7.3	-2.6	15.04	11.387	4.142	4.683
12	-4.9	3.4	-14.06	7.657	5.313	4.380
13	4.0	4.6	-25.42	6.213	7.190	7.915
14	2.7	-1.6	-11.44	4.202	2.548	3.494
15	-4.7	4.2	-7.07	7.401	6.500	2.202
16	-4.3	3.8	-13.04	6.665	5.919	4.062
17	-9.0	-4.7	15.90	14.139	7.404	4.953
18	-3.3	-2.6	-11.39	5.158	3.995	3.549
Mean	3.0	3.0	8.70	5.132	4.281	2.705

Table 8. Errors of force prediction for the NN-1024 over the reduced interval

No	AE			RE		
	$\Delta f^x, 10^{-5}$ N	$\Delta f^y, 10^{-5}$ N	$\Delta f^z, 10^{-4}$ N	$\Delta f^x, \%$	$\Delta f^y, \%$	$\Delta f^z, \%$
1	0.9	0.4	-1.11	1.357	0.610	0.344
2	0.6	1.0	-1.77	0.938	1.488	0.551
3	-0.2	0.3	-0.40	0.266	0.504	0.124
4	-0.2	0.3	0.23	0.267	0.424	0.071
5	-0.2	0.7	-1.29	0.373	1.162	0.402
6	-0.2	0.4	-0.77	0.863	0.557	0.239
7	2.2	-1.3	3.97	3.378	1.977	1.238
8	-0.8	-2.8	-5.73	1.318	4.445	1.786
9	-1.0	1.3	13.82	1.616	1.982	4.304
10	-1.9	-2.0	9.42	3.011	3.178	2.934
11	-5.7	-3.8	12.97	8.893	5.910	4.040
12	-1.2	-2.9	3.36	1.812	4.503	1.046
13	1.8	1.2	-9.45	2.764	1.903	2.944
14	2.0	1.9	-2.88	3.152	2.973	0.896
15	-2.9	4.2	11.37	4.468	6.640	3.541
16	-2.5	3.6	-1.66	3.984	5.618	0.516
17	-2.5	-9.3	-10.40	3.933	14.599	3.240
18	-0.8	-3.3	-3.50	1.204	5.172	1.089
Mean	2.0	2.0	5.20	2.422	3.536	1.628

Table 9. Errors of force prediction for the NN-1024-512 over the reduced interval

No	AE			RE		
	$\Delta f^x, 10^{-5} \text{ N}$	$\Delta f^y, 10^{-5} \text{ N}$	$\Delta f^z, 10^{-4} \text{ N}$	$\Delta f^x, \%$	$\Delta f^y, \%$	$\Delta f^z, \%$
1	0.9	-0.3	1.55	1.454	0.412	0.483
2	-0.6	0.9	1.60	0.983	1.420	0.498
3	-0.4	-0.2	1.96	0.620	0.346	0.612
4	-0.1	-0.2	1.33	0.080	0.266	0.415
5	-0.2	-0.6	1.33	0.388	0.921	0.415
6	0.4	-0.3	1.42	0.619	0.509	0.443
7	-3.2	-1.9	5.93	4.957	2.913	1.848
8	-1.1	2.1	-2.96	1.660	3.328	0.923
9	1.5	3.3	9.13	2.391	5.100	2.845
10	0.8	0.7	4.92	1.318	1.058	1.534
11	3.5	2.6	11.68	5.529	4.003	3.636
12	-1.5	-1.7	-6.72	2.340	2.644	2.093
13	2.3	2.0	-6.69	3.667	3.108	2.082
14	1.4	2.5	3.05	2.161	3.880	0.951
15	-2.0	3.3	-4.39	3.203	5.139	1.366
16	-1.7	1.4	-0.58	2.645	2.181	0.182
17	3.2	-7.4	7.88	4.974	11.570	2.453
18	1.2	-3.7	-3.68	1.952	5.850	1.145
Mean	1.0	2.0	4.30	2.275	3.036	1.329

Table 10. Time for the force determination using NNMs and CPBM

No	Time for the force determination (sec)			
	NN-512	NN-1024	NN-1024-512	CPBM
1	6.350	6.305	6.291	17.660
2	6.084	6.492	6.085	17.514
3	12.584	12.306	12.479	38.009
4	9.640	10.532	10.037	27.443
5	9.796	9.773	9.606	28.019
6	9.526	9.568	9.626	28.003
7	6.053	6.221	6.103	11.840
8	6.193	6.139	6.168	11.505
9	12.131	12.150	12.543	26.556
10	9.586	9.718	9.651	15.862
11	9.690	9.807	9.652	20.317
12	9.640	9.572	9.734	15.768
13	6.267	6.390	6.108	11.827
14	6.347	6.395	6.333	11.513
15	12.221	12.310	12.533	26.321
16	9.664	10.796	14.444	15.938
17	11.050	11.536	11.189	19.715
18	11.043	11.239	11.010	16.088
Mean	9.104	9.292	9.422	19.994

val, all models coped with case 17 worst of all. As for the cases where the non-variable input parameters are nominal (1...6), the neural networks show signifi-

cantly lower values of the maximum error in comparison with cases 7...18. In general, it can be said that the trends for the full variation interval are the same for the reduced interval, but the errors are noticeably smaller for the latter case.

For the considered models, the average axial RE over the reduced interval lies within the range of 1.3...2.7 %, and the lateral RE is within the range of 3.0...5.1 %.

The obtained results allow us to conclude that the proposed neural network models can predict the force impact of the IT plume on an SDO. For most of the considered cases, the errors of the force determination do not exceed 5 %. But even for cases where the relative error is higher than this value, the absolute error remains negligible. This fact suggests that such errors are insignificant in practice. Further improvement can be made to minimize errors for conditions such as in case 17. Although this case turns out to be the most difficult for all neural network configurations, it shows a tendency for the error to go down as the number of neurons in hidden layers increases.

**2.7. Model performance analysis.** To analyze the performance, we compare the time required to de-



termine the force using the NNMs and previously proposed approaches. As already noted in the introduction, the method of force determination based on the central projection of the target is considered to be the most effective so far [11, 12]. Therefore, this method was used for comparison. The time intervals for determining the force using the NNMs and the central projection-based method (CPBM) for various cases are presented in Table 10.

As can be seen from Table 10, the NNMs determine the force much faster in comparison with CPBM. For the considered cases, the NNMs require, on average, more than 2 times less time than CPBM. For case 3, the NNMs are 3 times faster than the CPBM. Within each of the considered cases, the time for determining the force by each of the three NNMs differs insignificantly.

Finally, it should be noted that despite the fact that the efficiency of the proposed approach is illustrated in the example of a cylindrical SDO, it can also

be applied to other objects, taking into account the specifics of preparing the corresponding dataset for training an NNM.

## CONCLUSION

The proposed approach shows the possibility of using deep learning methods to solve the problem of determining the force impact of the IT plume on the SDO. The influence of the configuration of the network model, as well as the relative position and orientation of the SDO, on the errors of the force determination is studied. The proposed models make it possible to determine the force much faster in comparison with the methods used before, which allows us to talk about prospects for using them both for spacecraft algorithms and mathematical simulation of space debris removal missions. Future research in this direction may investigate the efficiency of convolutional neural networks to determine the force impact from SDO images in orbit.

## REFERENCES

- Alpatov A. P., Cichocki F., Fokov A. A., Khoroshylov S. V., Merino M., Zakrzhevskii A. E. (2015). *Algorithm for determination of force transmitted by plume of ion thruster to orbital object using photo camera*. 66th Int. Astronautical Congress, Jerusalem, Israel, 2239–2247.
- Alpatov A. P., Zakrzhevskii A. E., Fokov A. A., Khoroshylov S. V. (2015). Determination of optimal position of ion-beam shepherd in relation to space debris object. *Technical Mechanics*, № 2, 37–48.
- Bombardelli C., Peláez J. (2011). Ion beam shepherd for contactless space debris removal. *JGCD*, **34**, № 3, 916–920. doi:10.2514//1.51832
- Bombardelli C., Urrutxua H., Merino M., Ahedo E., Peláez J. (2012). Relative dynamics and control of an ion beam shepherd satellite. *Spaceflight mechanics*, **143**, 2145–2158
- Cichocki F., Merino M., Ahedo E. (2015). Collisionless plasma thruster plume expansion model. *Plasma Sources Sci. and Technol.*, **24**, № 3, 83–95.
- Cybenko G. (1989). Approximation by superpositions of a sigmoidal function. *Mathematics of Control, Signals, and Systems*, **2**, № 4, 303–314. doi:10.1007//BF02551274.
- Dron' M., Golubek A., Dubovik L., Dreus A., Heti K. (2019). Analysis of ballistic aspects in the combined method for removing space objects from the near Earth orbits. *Eastern-European J. Enterprise Technol.*, **2** (5 (98)), 49–54.
- Fokov A. A., Khoroshylov S. V. (2016). Validation of simplified method for calculation of transmitted force from plume of electric thruster to orbital object. *Aviatsionno-kosmicheskaya tekhnika i tekhnologiya*, № 2, 55–66.
- Golubek A., Dron' M., Dubovik L., Dreus A., Kulyk O., Khorolskiy P. (2020). Development of the combined method to de-orbit space objects using an electric rocket propulsion system. *Eastern-European J. Enterprise Technologies*, **4** (5 (106)), 78–87.
- Hornik K. (1991). Approximation capabilities of multilayer feedforward networks. *Neural Networks*, **4**, № 2, 251–257. doi: 10.1016//0893-6080(91)90009-T.
- Khoroshylov S. V. (2012). Relative control of an ion beam shepherd satellite in eccentric orbits. *Acta Astronautica*, № 76, 89–98.
- Khoroshylov S. V. (2018). Relative motion control system of spacecraft for contactless space debris removal. *Nauka innov.*, **14**, № 4, 5–16.

13. Khoroshylov S. V., Redka M. O. (2021). Deep learning for space guidance, navigation, and control. *Space Science and Technology*, 27, № 6 (133), 38—52.
14. Liou J.-C., Anilkumar A. K., Virgili B., Hanada T., Krag H., Lewis H. et al. (2013). *Stability of the future leo environment — an IAADC comparison study*. Proc. of the 6th European Conf. on Space Debris, 723. URL: <https://conference.sdo.esoc.esa.int/proceedings/sdc6/paper/199> (Last accessed: 06.05.2022).
15. Mitchell T. (1997). *Machine Learning*. New York, NY: McGraw-Hill.
16. Phipps C. R., Reilly J. P. (1997). ORION: Clearing Near-Earth Space Debris in Two Years Using a 30-kW Repetitively-Pulsed Laser. *SPIE Proc. Int. Soc. Opt. Engineering*, 728—731.
17. Pierson H., Gashler M. (2017). Deep learning in robotics: a review of recent research. *Adv. Robotics*, 31, № 16, 821—835.
18. Takeichi N. (2006). Practical operation strategy for deorbit of an electrodynamic tethered system. *J. Spacecraft and Rockets*, 43, № 6, 1283—1288. doi:10.2514//1.19635.

Стаття надійшла до редакції 06.05.2022

Після доопрацювання 02.06.2022

Прийнято до друку 25.06.2022

Received 06.05.2022

Revised 02.06.2022

Accepted 25.06.2022

M. O. Redka, аспірант

E-mail: mix5236@ukr.net

S. V. Khoroshylov, пров. наук. співроб., д-р техн. наук, проф.

ORCID.org/0000-0001-7648-4791

E-mail: skh@ukr.net

Інститут технічної механіки Національної академії наук України  
і Державного космічного агентства України  
вул. Лешко-Попеля 15, Дніпро, Україна, 49005

## ВИЗНАЧЕННЯ СИЛОВОГО ВПЛИВУ ФАКЕЛА ІОННОГО ДВИГУНА НА ОРБІТАЛЬНИЙ ОБ'ЄКТ ЗА ДОПОМОГОЮ ГЛИБИННОГО НАВЧАННЯ

**Предметом** дослідження у статті є процес створення нейромережевої моделі (НММ) для визначення силового впливу факела електрореактивного двигуна (ЕРД) на орбітальний об'єкт під час безконтактного видалення космічного сміття.

**Мета** роботи — розробка НММ та дослідження впливу різних чинників на точність визначення сили, що передається потоком іонів ЕРД до об'єкта космічного сміття (ОКС).

**Задачі:** визначення структур НММ; формування набору даних для навчання та валідації НММ за допомогою сформованого набору даних; дослідження впливу структури моделі та параметрів оптимізатора на точність визначення сили. Використано методи фізики плазми, комп'ютерного моделювання, глибокого навчання, оптимізації із використанням вдосконаленого варіанта стохастичного градієнтного спуску.

Отримано такі **результати**. Розроблено три НММ, які відрізняються кількістю прихованих шарів та нейронів у прихованих шарах. Для навчання та валідації НММ з використанням автоподібного опису поширення іонів плазми згенеровано набір даних для ОКС, який апроксимовано циліндром. Набір даних отримано для різних відносних положень та орієнтацій об'єкта у процесі його відводу з орбіти. З використанням цього набору даних було виконано оптимізацію параметрів НММ за допомогою методу навчання із вчителем. Обрано оптимізатор та його параметри, які забезпечують найменшу похибку на етапі валідації результатів навчання. Визначено особливості впливу відносного положення та орієнтації ОКС, а також архітектури НММ на точність визначення сили.

**Висновки.** Показано можливість застосування методів глибокого навчання для вирішення задачі визначення сили впливу факела ЕРД на ОКС. Запропоновані моделі дозволяють забезпечити точність визначення силового впливу, достатню для вирішення розглянутого класу задач. При цьому НММ дає можливість отримувати результати значно швидше у порівнянні із методами, які використовувалися раніше, що робить їх перспективними для використання як для космічних апаратів, так і для математичного моделювання місії з видалення космічного сміття.

**Ключові слова:** електрореактивний двигун, об'єкт космічного сміття, сила що передається, нейромережева модель, глибоке навчання.

<https://doi.org/10.15407/knit2022.05.027>  
UDC 524.7+52-735

**V. KHRAMTSOV**<sup>1</sup>, PhD student  
<https://orcid.org/0000-0003-1744-7071>  
E-mail: vld.khramtsov@gmail.com

**I. B. VAVILOVA**<sup>2</sup>, Dr. Sci. in Phys.&Math., Prof.  
Head of the Department  
<https://orcid.org/0000-0002-5343-1408>  
E-mail: irivav@mao.kiev.ua

**D. V. DOBRYCHEVA**<sup>2</sup>, Ph.D. in Phys.&Math., Senior Scientist  
<https://orcid.org/0000-0001-5557-3453>  
E-mail: daria@mao.kiev.ua

**M. YU. VASYLENKO**<sup>2</sup>, PhD student, Junior Scientist  
<https://orcid.org/0000-0002-7714-0779>  
E-mail: vasmay@mao.kiev.ua

**O. V. MELNYK**<sup>2</sup>, Ph.D. in Phys.&Math., Senior Scientist  
E-mail: melnykol@gmail.com

**A. A. ELYIV**<sup>2</sup>, Ph.D. in Phys.&Math., Senior Scientist  
<https://orcid.org/0000-0001-6215-1048>  
E-mail: andrii.elyiv@gmail.com

**V. S. AKHMETOV**<sup>1</sup>, Ph.D. in Phys.&Math., deputy-director  
E-mail: akhmetovs@gmail.com

**A. M. DMYTRENKO**<sup>1</sup>, PhD student  
E-mail: astronom.karazin007@gmail.com

<sup>1</sup> V. N. Karazin Kharkiv National University  
4 Svoboda Square, Kharkiv, 61000 Ukraine

<sup>2</sup> Main Astronomical Observatory of the National Academy of Sciences of Ukraine  
27 Akademik Zabolotny Str., Kyiv, 03143 Ukraine

## **MACHINE LEARNING TECHNIQUE FOR MORPHOLOGICAL CLASSIFICATION OF GALAXIES FROM THE SDSS. III. THE CNN IMAGE-BASED INFERENCE OF DETAILED FEATURES**

---

*This paper follows a series of our works on the applicability of various machine learning methods to morphological galaxy classification (Vavilova et al., 2021, 2022). We exploited the sample of ~315800 low-redshift SDSS DR9 galaxies with absolute stellar magnitudes of  $-24^m < M_r < -19.4^m$  at  $0.003 < z < 0.1$  redshifts as a target data set for the CNN classifier. Because it is tightly overlapped with the Galaxy Zoo 2 (GZ2) sample, we use these annotated data as the training data set to classify galaxies into 34 detailed features.*

*In the presence of a pronounced difference in visual parameters between galaxies from the GZ2 training data set and galaxies without known morphological parameters, we applied novel procedures, which allowed us for the first time to get rid of this difference for smaller and fainter SDSS galaxies with  $m_r < 17.7$ . We describe in detail the adversarial validation technique as well as how we man-*

Цитування: Khramtsov V., Vavilova I. B., Dobrycheva D. V., Vasylenko M. Yu., Melnyk O. V., Elyiv A. A., Akhmetov V. S., Dmytrenko A. M. Machine learning technique for morphological classification of galaxies from the SDSS. III. The CNN image-based inference of detailed features. *Space Science and Technology*. 2022. **28**, № 5 (138). P. 27—55. <https://doi.org/10.15407/knit2022.05.027>

aged the optimal train-test split of galaxies from the training data set to verify our CNN model based on the DenseNet-201 realistically. We have also found optimal galaxy image transformations, which help increase the classifier's generalization ability.

We demonstrate for the first time that implication of the CNN model with a train-test split of data sets and size-changing function simulating a decrease in magnitude and size (data augmentation) significantly improves the classification of smaller and fainter SDSS galaxies. It can be considered as another way to improve the human bias for those galaxy images that had a poor vote classification in the GZ project. Such an approach, like autoimmunization, when the CNN classifier, trained on very good galaxy images, is able to re-train bad images from the same homogeneous sample, can be considered co-planar to other methods of combating such a human bias.

The most promising result is related to the CNN prediction probability in the classification of detailed features. The accuracy of the CNN classifier is in the range of 83.3–99.4 % depending on 32 features (exception is for “disturbed” (68.55 %) and “arms winding medium” (77.39 %) features). As a result, for the first time, we assigned the detailed morphological classification for more than 140000 low-redshift galaxies, especially at the fainter end. A visual inspection of the samples of galaxies with certain morphological features allowed us to reveal typical problem points of galaxy image classification by shape and features from the astronomical point of view.

The morphological catalogs of low-redshift SDSS galaxies with the most interesting features are available through the UkrVO website (<http://ukr-vo.org/galaxies/>) and Vizier.

**Keywords:** galaxies; galaxies, morphological classification, methods: data analysis, Convolutional Neural Network, image processing.

## 1. INTRODUCTION

Convolutional neural network (CNN) as a machine learning (ML) technique is becoming more and more applicable for astronomical tasks. Its success has been proven sufficiently for big data observational sky surveys: galaxy classification by various properties, pattern recognition image description, celestial body peculiarities' identification, anomalies, transient object detection, etc. The CNNs are very helpful for finding and discovering previously unknown gravitationally lensed quasars [1–3], identifying gravitational lenses [4–7], galaxy-galaxy strong gravitational lenses [8] including in the Dark Energy Survey (DES) imaging data [9] and weak gravitational lensing analysis to create galaxy images as input [10]. The distance moduli estimates benefit from the CNNs utilization in the big data sets, which provide a wide number of galaxy features for learning (see review by Salvato et al. [11]). Bonnett et al. [12] adopted multiple ML methods for determining photometric redshifts with implications for weak lensing from the DES catalog. Amaro et al. [13] compared ANNz2 [14], Bayesian photometric redshift method, and METAPHOR (Machine-learning Estimation Tool for Accurate PHotometric Redshifts) for KiDS-ESO-DR3 and GAMA DR2 surveys. Similarly, Pasquet et al. [15] used deep learning (DL) for classifying, detecting, and predicting photometric redshifts of quasars in the SDSS. ML and generative adversarial networks (GAN) were used to assign and predict photometric/spectroscopic redshifts within large-scale galaxy

surveys with good accuracy [9, 11, 16–20]. The ML approach serves as a basis for restoring galaxy distribution in the Zone of Avoidance and cosmic web as a whole [21–29] and generating dark matter structures in cosmological models [30–32], for extraction of information from noisy maps [33] and image reconstruction of celestial bodies in the whole [34–38], for the task of deblending overlaps between foreground and background galaxies with GAN as CNN technique [39–40] (see, also, scalable ML algorithms and frameworks in [41]). The review of recent trends of ML applicability in cosmology and gravitational wave astronomy can be found in the work by Burgazli et al. [42].

The CNN models have expanded the “optical” range of applications becoming useful for multi-wavelength sky surveys. Among recent studies are as follows: search for blazar candidates in the Fermi-LAT Clean Sample [43]; boosted decision tree for detecting the faint  $\gamma$ -ray sources with future Cherenkov Telescope Array [44–45]; infrared colour selection of Wolf-Rayet candidates in our Galaxy using the Spitzer GLIMPSE catalog [46]; cosmic string searches in 21-cm temperature CMB maps [47]; neural network-based Faranoff-Riley classifications of radio galaxies from the Very Large Array archive [48] and DL classification of compact and extended radio source from Radio Galaxy Zoo [49]; CNN for morphological assignment to radio-detected galaxies with active nuclei [50]. Scaife et al. [51] presented the first application of group-equivariant CNNs to radio galaxy classification and explored their poten-

tial for reducing intra-class variability by preserving equivariance for the Euclidean group on image translations, rotations, and reflections.

The merging galaxies are among the objects to be misclassified. Finding comprehensive samples of such galaxies in different merger stages is significant for studying these long-term processes. In this context, the adversarial training with Domain Adversarial Neural Networks (DANNs) altogether with the Maximum Mean Discrepancy (MMD) method was proposed by Ciprijanovic et al. [52]. Such adaptation techniques allowed these authors to demonstrate a great promise to classify galaxy mergers across domains. As well, to identify peculiar galaxies, an ML system needs to identify forms of galaxies that are not present in the dataset. For such identification of outlier galaxies, the unsupervised ML is proposed by Shamir et al. [53].

Our work follows the previous study [54] (Paper I below), where the photometry-based approach for a binary morphological classification was applied to the SDSS DR9 set of low-redshift  $\sim 315800$  galaxies. Using various galaxy classification techniques (human labeling, multi-photometry diagrams, and five supervised ML methods), we found that the Support Vector Machine and Random Forest give the highest accuracy (more than 96 % for early and late types). Determining the ability of each method to predict the galaxy morphological type, we verified various dependencies of the method's accuracy on redshifts, celestial coordinates, human labeling bias, the overlap of different morphological features, etc.

This paper aims to obtain the CNN image-based morphological feature classification of 315 782 galaxies with absolute stellar magnitudes of  $-24^m < M_r < -19.4^m$  at  $0.003 < z < 0.1$  redshifts (with velocities correction on the velocity of Local Group,  $V_{LG} > 1500$  km/s). For this, we exploited the annotated data of the Galaxy Zoo 2 (GZ2) project with their crowd-sourcing strategy for volunteers to classify images by answering a series of questions. The sample of the GZ2 galaxies, which overlap with the studied galaxies, served as the training data set for the CNN classifier.

As compared to the paper [55] (Paper II below), this work investigates the problem of differences in the data sets in detail and suggests ways to overcome

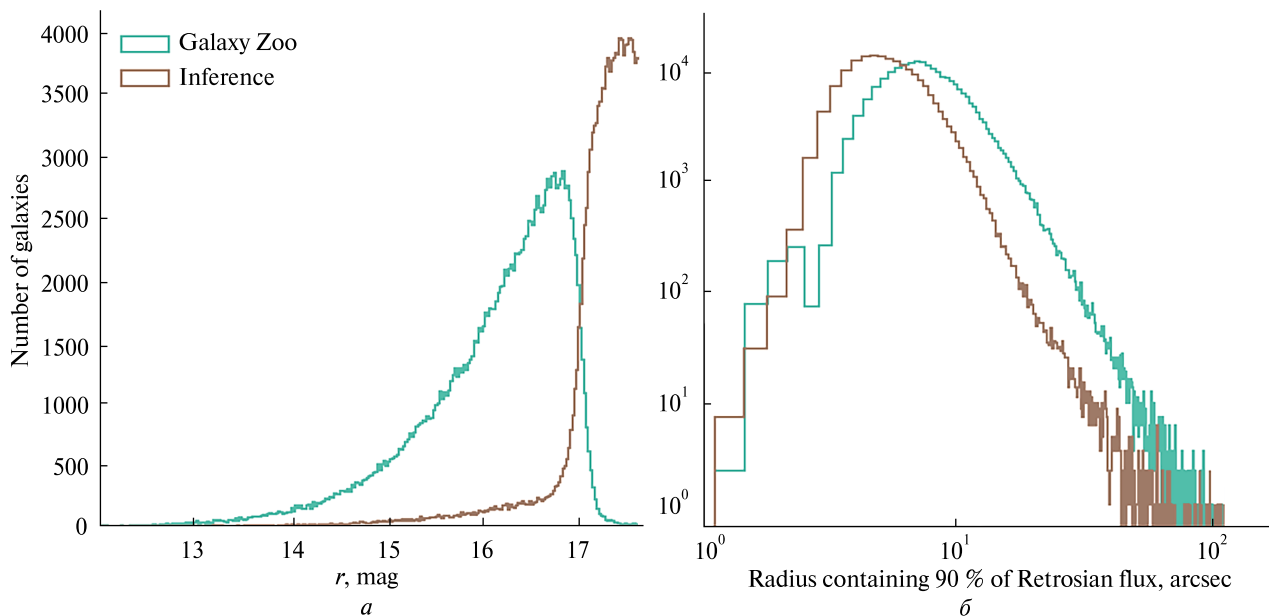
adversarial validation. We describe in detail a neural network to predict some structural morphological features that can help to classify galaxies with were used by Walmsley et al. [56]. We analyze the obtained samples of galaxies with different morphological features to obtain their quantitative/qualitative properties and to estimate the efficiency of the CNN classifier.

We describe briefly the target, training, and inference galaxy data sets in Section 2. Methodology consisting of the data preparation, adversarial validation, and CNN morphological classification with the intelligent train-test split via adversarial scores is given in Section 3 (see also Paper II). The general results and discussion are in Section 4, and the conclusion is presented in Section 5.

## 2. GALAXY DATA SETS

**2.1. Target data set.** One of the most crucial principles of ML is comprehending the data you are working with. These design principles are most important at the stage when the data are fed into the chosen algorithms (see, for example, [57]). That is why we used a representative data set of the 315 782 SDSS DR9 galaxies at  $z < 0.1$  with the absolute stellar magnitudes  $-24^m < M_r < -13^m$ , which we name as the target data set (see, in detail, Paper II [55]). We studied it practically as “galaxy by galaxy” in previous works for various tasks [58–68], including the ML photometry-based approach for binary galaxy morphological classification [54] and the catalog of their morphological types [69] obtained with the Support Vector Machine and Random Forest methods. Paper II [55] describes a general methodology for the CNN morphological classification, and a morphological catalog of galaxies classified into five classes according to the GZ2 labeling annotation is published through VizieR [70].

**2.2. Training and inference data sets.** To provide the image-based approach for morphological classification of galaxies from the target data set, we used the GZ2 annotated data. To train the neural network, we should have a large number of labeled galaxies images. The target data set of the SDSS galaxies is tightly overlapped with the data from GZ2 [71]. For this reason, we divided our target data set into two data sets. Hereafter, we determine the data set of 143 410



**Figure 1.** Histograms of the stellar magnitude and Petrosian radius (90 % of the flux) distributions in  $r$ -band for the training (green) and inference (brown) SDSS galaxy data sets at  $z < 0.1$

galaxies, which do not match the GZ2 galaxies, as the “inference” data set. The data set of 172 372 galaxies, which match the GZ2 galaxies, is the “training” data set. The sample from GZ2 contains all the well-resolved galaxies essentially in DR9 with  $N = 11923$  galaxies from the Stripe 82 ( $11.6 \leq m_r \leq 17.7$ ,  $0.003 < z < 0.09$ ), where about of 6800 are at  $0.07 < z < 0.09$ . We consider galaxies only in normal-depth SDSS imaging and with DR9 spectroscopic redshifts.

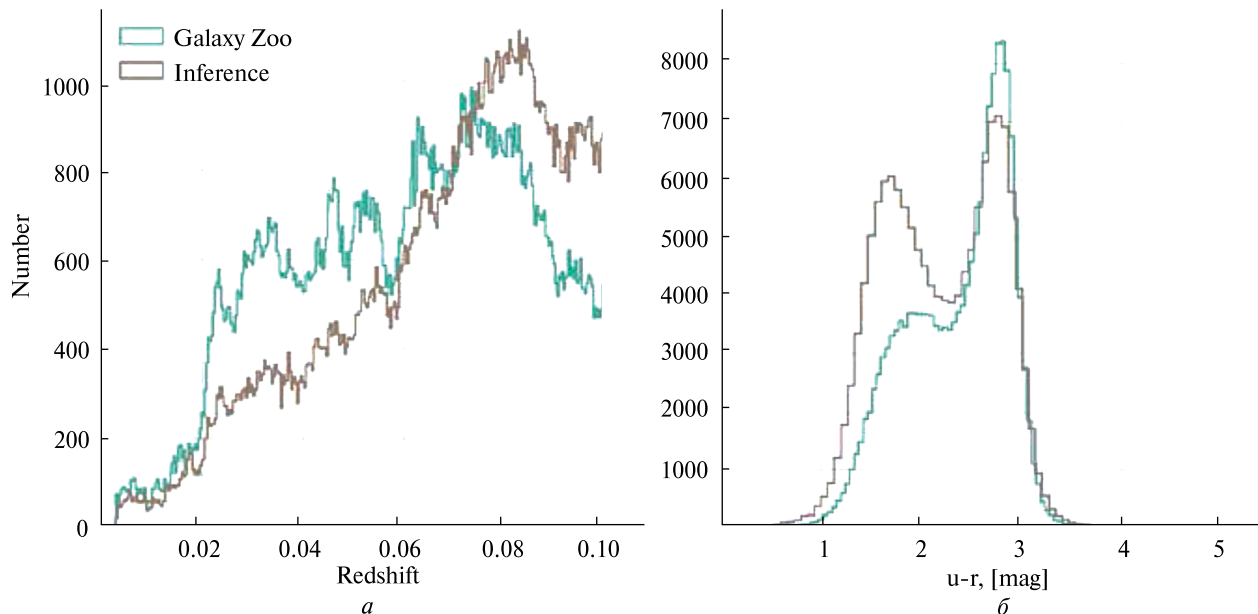
We consider two types of morphological classification. The first type is the classification, which includes clearly separable five classes: completely rounded, rounded in-between, cigar-shaped, edge-on, and spiral galaxies. This classification is based on the combinations of precisely labeled GZ2 parameters and, obviously, includes only some part of the training data set. Unlike the first type, the second type of classification works with the 37 galaxy morphological features from the GZ2 and covers all galaxies presented in the training data set.

To form the first type of classification, we used specific criteria which allow us to separate different morphological classes of galaxies [71]. These criteria were listed in Paper II. Besides, we removed seven galaxies that fit in two or more criteria. So, we ex-

ploited only those galaxies for training for which the most votes of GZ volunteers were collected. Such constraints are not all-inclusive. The more complete and severe criteria could be used to determine the morphological type of a galaxy as clearly as possible. However, as we discussed in Paper II, the criteria in use are good enough to provide reliable image-based classification.

To form the second type of classification (classification by the morphological features, lower panel in Fig. 3), we used at least one of 37 features of galaxies from the training data set, which are described in the first column of Table 2 and Table 3. Also, we removed three very sparse classes from the consideration (“bulge prominence dominant”, “odd feature lens or arc”, and “bulge shape boxy”) each containing  $< 10$  galaxies. In total, we obtained the training data set of 160 471 galaxies (lower panel, Fig. 3). To test the accuracy of the detailed morphological classification on the faint magnitude end, we also used 16 626 galaxies from the DECaLS (see subsection 3.5).

There is a principal difference between galaxy images in our inference data set and training data set matching the GZ2 catalog. One can see in Fig. 1, that the inference data set is much shallower than



**Figure 2.** Histograms of the redshifts (*a*) and  $u-r$  colour indices (*b*) distributions for the training (green) and inference (brown) SDSS galaxy data sets at  $z < 0.1$

the training one. This occurred because the galaxies from the target data set were pre-selected via  $m_r < 17.7$  limitation by stellar magnitude in  $r$ -band. This limitation is related to the 90 % Petrosian flux parameter [72–74]. So, the galaxies, which do not match the GZ2 catalog from the target data set, are, on average, fainter and smaller than galaxies from the training GZ2 data set. In total, 24 547 galaxies from the inference data set have  $m_r < 17.7$  (Fig. 1, *a*). The CNN classifier knows nothing that it will work with the inference data set, where galaxies are fainter and smaller than in the training data set. So, it gives us an additional case to study the performance of the image-based classification by providing some additional steps.

Namely, to understand how crucial the shift between training and inference data sets is for the CNN classifier, we use additional test data set. It is based on the image morphological classification of 314 000 galaxies from DECaLS and includes revealed fine morphological features, which are not seen with the SDSS images [74]. With this additional test data set, we identified 16 626 galaxies in our inference data set, which further are used for the approach testing. We note that the morphological classification scheme

for the DECaLS is slightly different from that for the GZ2, namely, it is biased towards increasing the detection of bars, measuring bulge size, and distinguishing types of merging galaxies. To align the GZ2 classification used in our study and the DECaLS morphological classification, we removed 15 classes from this data set because the DECaLS morphological classification does not contain some of the GZ2 classes (see Table 2 and Table 3). After this data preparation, we obtained 28 GZ2 feature labels in our additional test data set. Hereafter in the paper, we refer to it as the “deep” test data set.

Other relevant observational parameters are better overlapped among two data sets, see, for example, Fig. 2 with distributions by redshift and  $(u-r)$  color indices.

**2.3. Images of galaxies.** Images of the training and inference galaxies were requested from the SDSS cutout server. We have retrieved 315 782 RGB images (in PNG format) composed of  $gri$  bands according to [75] color scaling, each of  $100 \times 100 \times 3$  pixels. Unfortunately, some of the images were not retrieved for technical reasons (including dead pixels), slightly reducing the training and inference data sets to 172 251 and 136 342, respectively.

We note that scientific image format (like FITS) may be preferable in our task due to the higher amplitude ranges compared to 256 values per band in the simple PNG image. But such a flux sampling is more required for detailed image analyses, for example, gravitational lens modeling, while most of the deep-learning models are working on images with 8-bit amplitudes (see, for example, [76]). Additionally, FITS files from the SDSS may be composed into 5-band images, expanding spectral information, while PNG files are restricted to have three bands only (*gri* in our case). Investigation of this issue is out of scope for our paper, and we used the standard approach of utilizing the SDSS image cutouts for galaxy morphological classification [71].

**2.4. Implementation.** All the deep-learning models were implemented using PyTorch<sup>1</sup> and pytorch-image-models<sup>2</sup> libraries. To train the models, we used GPU GeForce GTX 1080Ti.

### 3. METHODOLOGY, THE CNN IMAGE-BASED GALAXY CLASSIFIER

We exploited CNNs to reveal the morphological classification of galaxies by their images. With this technique, we solve two different classification problems and handle a shift between training and inference data sets.

Usually, CNN consists of layers represented by a sequence of convolutional operations, activation functions, and pooling operations. The principal aim of the CNN is to find such convolutional kernels that are the result of applying the whole CNN to the image finalized in some target value<sup>3</sup>. In our case, the morphological classes and features of galaxies are target values. The CNN architectures use the fully connected layers (instead of convolutional blocks) at the tail. This tail corresponds to the neural network classifier, which transforms the output of the convolutional part into the dense layer, the number of neurons, which is equal to the number of classes.

<sup>1</sup> <https://github.com/pytorch/pytorch>

<sup>2</sup> <https://github.com/rwightman/pytorch-image-models>

<sup>3</sup> A good practical overview can be accessed through <http://cs231n.stanford.edu/>. We address readers also to works [34, 77–79], where the feature extraction power of CNNs was illustrated in numerical experiments for improving the classification performance, including astronomical image reconstruction.

**3.1. General approach.** The scheme of our approach is shown in Fig. 3. First, we divide the studied data set into the training and inference parts (Section 2). Since the inference data set is enormously different from the training one, we have to apply some necessary procedure with a final classification, namely, the adversarial validation<sup>4</sup>. It allowed us not only to probe the difference between the galaxy images in training and inference data sets (middle panel in Fig. 3) but to derive the most suitable method of testing the CNN classifier, which will produce a representative estimation of the quality of the inference data set. This procedure is also significant in our approach for two reasons: the labeled galaxy data sets are biased in stellar magnitude distribution for the training data set (Fig. 1, *a*); such a difference could lead to bias in the final prediction of galaxy classification in the inference data set.

At the second stage of the pipeline, we use CNN to solve the five-class problem described in Section 2. We test our model with the data set defined by the adversarial validation.

Finally, we train a second model to predict the detailed morphological features (e.g., bar, bulge, merging, ring, etc.), which is tested with the adversarial validation and deep test data sets. As a result of a pipeline, we get five morphological classes and 34 detailed morphological parameters for galaxies from the inference data set (third and fourth panels in Fig. 3).

**3.2. Data preparation and augmentation.** Stable CNN learning presumes the right scaling or normalization of the input data [81]. We scaled each image  $I$  (pixels of which contain values between 0 and 255:  $I_{i,j} \in \{0, 255\}$ ) to the range  $[-0.5, 0.5]$  using the scaling equation as follows:

$$\tilde{I}_{i,j} = \frac{I_{i,j} - 127.5}{255}. \quad (1)$$

Also, we defined many affine transformations for applying to images of galaxies during the CNN learning (so-called image augmentation). In our case, the augmentation helps to introduce the variative nature of galaxies to the CNN methods (because the stan-

<sup>4</sup> This method is commonly used in data science competitions, see, e.g., <http://fastml.com/adversarial-validation-part-one/> [80].

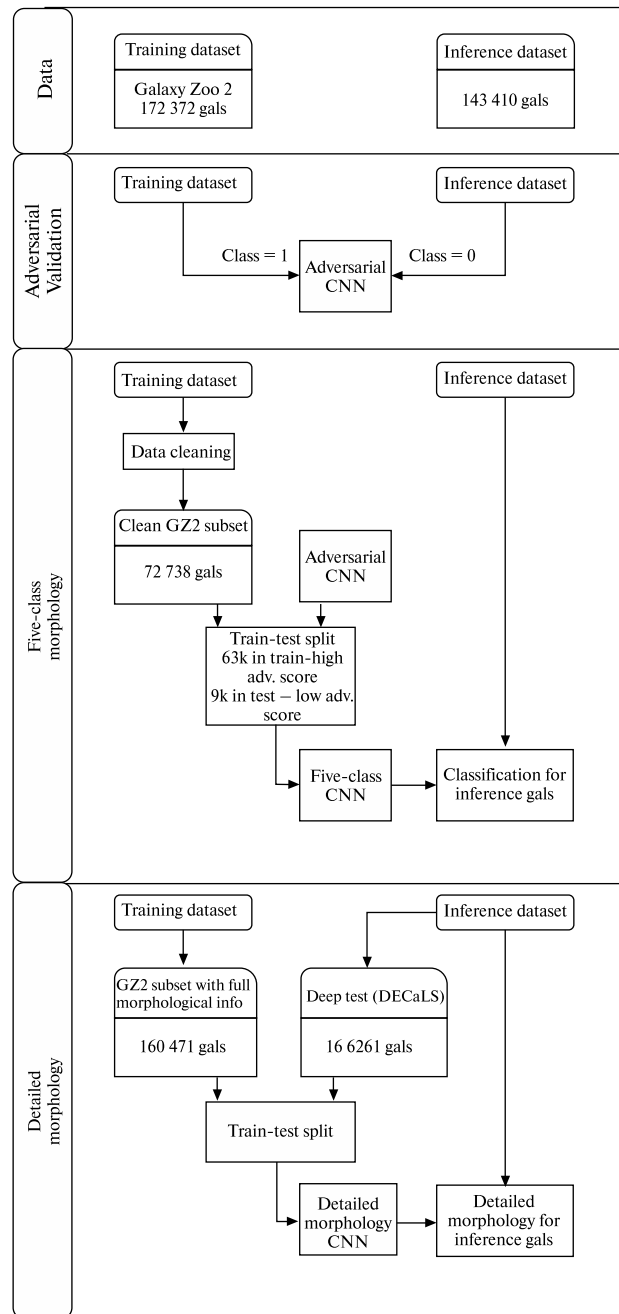


standard CNNs are not fully invariant to any transformation of the images and have a strong ability to over-fitting). In most cases, this trick improves the generalization ability of CNN producing a less over-fitted model on the training data set (see, e.g. [82]). As augmentations, we used random rotation ( $0^\circ$ ,  $90^\circ$ ,  $180^\circ$ , or  $270^\circ$ ), random zoom (varying at 100...120 pixels on each axis) with further random cropping of the  $100 \times 100$  region, and random vertical/horizontal flipping of the images of galaxies. This process was applied randomly to each image of a galaxy so that each image of a certain galaxy was put in the CNN as a “new” one reducing the sensitivity of CNN to any galaxy orientation.

These augmentation steps were exploited during the adversarial validation with the CNN classification. We note in advance that after the adversarial validation was produced, we conducted additional data augmentation procedures that helped to learn the CNN classifier better (Section 3.3).

**3.3. Adversarial validation.** Having the training and inference data sets (Section 2), we can investigate how the images of galaxies “vary” between these data sets. We trained the CNN on all of these images, passing the class “0” for the inference data set and class “1” for the training one (second panel, Fig. 3).

In this case, the CNN classifier tried to distinguish the training images from images of galaxies from the inference data set, returning the “adversarial score” — the probability of the galaxy being in the training data set. If such a classification accuracy is close to random guessing, one could assume the similarity of the training galaxy images with the inference ones. Moreover, vice versa, when the adversarial classification accuracy largely differs from random guessing (tends to 100 %), one has to investigate the difference between the training data set and the inference one to predict the classes of inference objects correctly. The adversarial score is a measure of how an individual galaxy is similar to the training data set (larger scores correspond to larger similarities with galaxies from the training data set). The effect of dissimilarity is due to the different observed parameters of galaxies from the training and inference data sets. We used the full GZ2 data set as a training data set (comprising 172 372 galaxies) with adversarial class “1”.



**Figure 3.** Scheme of the image-based approach for morphological classification of galaxies. The methodology consists of the data preparation of GZ2 training and SDSS DR9 inference data sets, image augmentation, adversarial validation, five-class CNN classification with intelligent train-test split via adversarial scores, CNN detailed morphology by 34 image galaxy features with DECaLS deep test. The algorithm has resulted in the classification of the inference galaxy data set

We employed ResNet-101 [83] as a model, where the convolutional part was completed by the two layers of neurons with 128 and 2 neurons in each layer respectively. After the first layer of neurons, we put on the Leaky Rectified Linear Unit activation function. The last layer that returns the probabilities of being in the training or inference dataset was supplemented by the “softmax” activation function. As an optimizer, we used Adam with an initial learning rate of  $5 \times 10^{-3}$ ; the optimizer minimized the categorical “crossentropy loss function”. In this way, we tried a single ResNet-101 model as a baseline approach and obtained a good accuracy for GZ2 vs inference classification. We did not vary models because the aim is not to have a performance as higher as possible. The trained model is just a key-performance indicator for each galaxy, and its outputs were used as the proxy metric to understand the similarity between the target (not GZ) data set and each galaxy or its augmented version.

The whole input set consisted of  $\sim 170\,000$  galaxies from the GZ2 training data set and 136 000 galaxies from the inference one. We have trained the model on 75 % of the input data and validated it on the rest part of the galaxies. We applied standard data augmentation procedures to the training images described in Section 3.2. The model was learned during 12 epochs. If the overall classification accuracy of galaxy images from the validation data set did not increase during three epochs, we decreased the learning rate by a factor of 0.1. Finally, we used the model that provided the best overall accuracy (91.28 % on the validation data and 91.67 % on the training one).

For our task, we obtained the accuracy of adversarial classification above 90 %. So, the inference dataset contains galaxies with morphological properties which are not inherited from the training set. One can see in Fig. 4, *a* that the adversarial score is relatively high for a few galaxies only from the inference data set. This agrees with our observation that inference galaxies are fainter (Fig. 1, *a* and smaller (Fig. 1, *b*) than galaxies from the training data set.

We highlight that the resulting adversarial classification accuracy is not a result of over-fitting. Specifically, we randomly split the GZ2 training plus inference data sets into two parts. One of which was used to train the adversarial CNN and another to

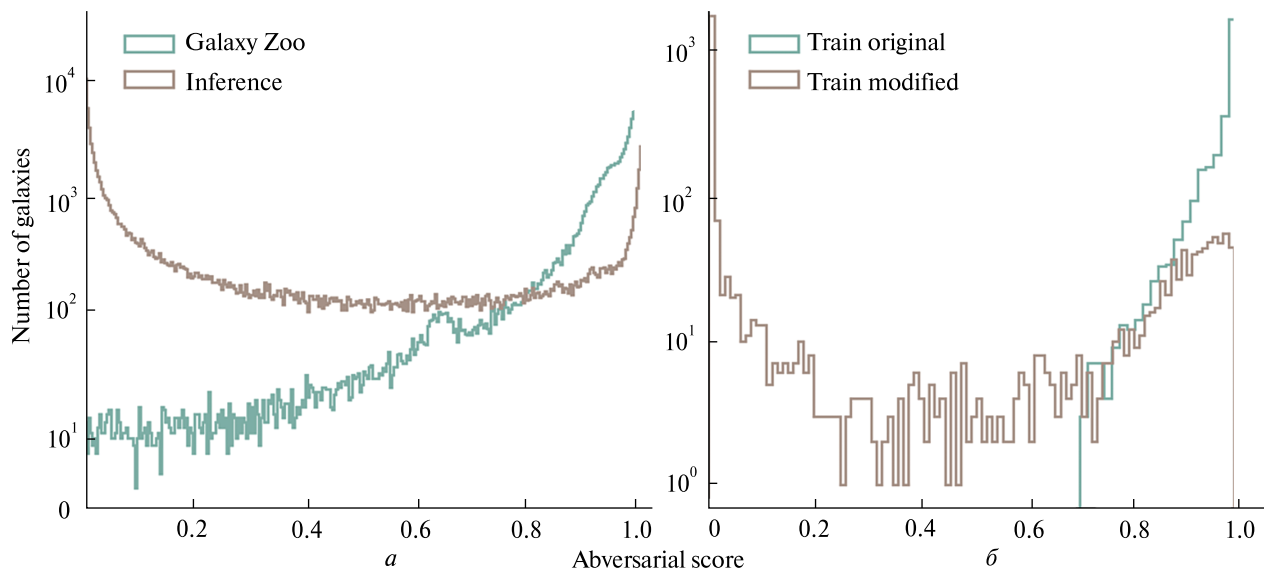
validate it. The CNN scored the same adversarial accuracy for these subsets (91 %). So, according to the adversarial result, we can conclude that our training data set contains galaxies, properties of which are not common with the inference one. This means that any validation of the morphological classifier has to be done with the galaxies from the training data set, which have a low adversarial score.

There is a typical danger case of over-fitting when an ML model is well performed on the training data set but is not able to generalize to new, previously unseen data. This effect may be controlled through the train-test splitting. In such a way, a portion of the data (called the test data) is set aside to be used only to assess the performance of the trained model and is not included in the training data set. To do so, we randomly choose 9 000 galaxies with an adversarial score higher than 0.7 from the training data set of 72 738 galaxies (comprising five different morphological classes). We picked up the best threshold 0.7 with a simple search taking into account the largest accuracy (see Fig. 4, *a*); other thresholds result in lower separation quality. Within this train-test split, the test part of training galaxies (9 000) was used to validate the morphological CNN classifier, and the rest part of the galaxies (63 738) to train CNN classifier (third panel, Fig. 3). It allows to understand the CNN ability to generalize on data it has never seen before, namely on the galaxies, which are similar to the inference dataset according to their adversarial score.

To train the CNN classifier for the prediction of the classes of fainter and smaller galaxies, we have added the following transformations of images to the defined data augmentation procedures (see subsection 3.2 and Eq. 1):

$$\tilde{I}_{i,j} = \frac{k \times S(I_{i,j}, m) - 127.5}{255}, \quad (2)$$

where  $S(I_{i,j}, m)$  is a function changing the size of the image by  $m$  times, and  $k$  is an intensity-scaling coefficient. We implemented the size-changing function as simple zooming out of the image (into the new image with axes  $(100 \times m) \times (100 \times m)$  pixels, where  $0 < m < 1$ ), followed by mirror reflection of the image to fill up the missing  $100 \times (1 - m)$  pixels along the borders. In turn, the intensity of pixels for each image was reduced by a factor of  $0 < k < 1$  (Eq. 2).



**Figure 4.** Histograms of adversarial score distributions (a). The inference galaxy data set (brown) and for elliptical and spiral galaxies from the GZ2 training data set. Adversarial score is close to 1 if the galaxy is similar to the galaxy from GZ2 training data set (b). A random subset of 3000 images from the training data set revealed from original SDSS images (green) and images with modified sizes and intensities of galaxies as  $k = 0.8$ ,  $m = 0.7$  from Eq. 2 (brown)

The augmentation procedures we implemented allow us to transform the image of the galaxy, simulating a decrease in magnitude and size as well as veiling it as the galaxy image from the inference dataset. For example, applying these transformations ( $k = 0.8$ ,  $m = 0.7$ ) to the 3 000 random images from the training data set with the adversarial score  $> 0.7$ , we observed the shift of the adversarial score distribution towards zero value (see Fig. 4, b). The histogram of the adversarial score distribution, especially for lower values, gives direct confirmation in the support of such transformations. This trick with image transformations improves the accuracy of the result emulating the training galaxies to be more similar to the galaxies from the inference data set according to the adversarial scores. In this way, we do not investigate effects caused by different “modalities” (training / inference); instead, we built a technique to prevent prediction biases. In other words, we solved the domain adaptation problem but with manually in-built heuristics (changing angular sizes and intensity of images of training galaxies).

**3.4. CNN five-class morphological classifier.** The next step of our pipeline was the morphological clas-

sification with CNN on training galaxy images (third panel, Fig. 3). The principal difference between our approach and the existing ones (see, for example, recent works [56, 84–86]) is the usage of

- 1) the pre-defined training-test split through adversarial validation of the classification accuracy on the inference-like test set, and
- 2) the specific data augmentation, which allowed us to decrease the difference in galaxy images related to the stellar magnitudes between the GZ2 and inference data sets.

The procedure of training the CNN with the overall accuracy of 89.3 % on the test data set of 9 000 galaxies is described in Paper II. As for the data augmentation procedures, we used the standard techniques described in Section 3.2 and the intensity and size reduction of the galaxy images described in the previous subsection. For each galaxy from the training data set, we randomly sampled  $k$  and  $m$  from the uniform distribution within (0.6, 1.0) and (0.5, 1.0) ranges (Eq. 2), respectively. Data augmentation was applied to the training data set only. The confusion matrix of the distribution of prediction probabilities of all the classes is in Ta-

ble 1 of Paper II. One can see that accuracy is not dominated by scores for morphological classes with higher numbers of galaxies.

**Table 1. Accuracy scores of backbone models for the five-classes of CNN morphological classification on the validation data**

Architecture	References	Accuracy
ResNet-50	[83]	0.821
ResNet-101	[83]	0.832
ResNet-152	[83]	0.826
InceptionV3	[88]	0.937
InceptionResNetV2	[89]	0.962
DenseNet-121	[87]	0.960
DenseNet-169	[87]	0.959
DenseNet-201	[87]	0.966
NASNetLarge	[90]	0.929
VGG16	[91]	0.909
Xception	[92]	0.956

Similar to the model for the adversarial validation, the tail of CNN models was completed by the two dense layers of neurons (with the number of neurons equal to 128 and 5, respectively) followed after the global max-pooling. The activation functions at the tail of the CNN model were the same as in adversarial validation. As an optimizer, we also used the Adam with an initial learning rate of  $10^{-4}$ ; the optimizer minimized the categorical “crossentropy loss function”.

CNN models were trained during 40 epochs. Moreover, during the learning, we decreased the learning rate value if the loss on the validation dataset was not decreased after four epochs. The eventual classification accuracy of the validation data set for all models is shown in Table 1. As the result of a comparison between these models, we decided to use DenseNet-201 [87], which shows the highest accuracy on the “unseen” validation (96.6 %) and test (89.3 %) data sets.

**Table 2. Quality of inference morphological feature on the test data sets of galaxies (see, description in the text of this paper)**

Parameter	$ROC_{NOAUG}^{test}$	$ROC_{AUG}^{test}$	$ROC_{diff}^{test}$	$ROC_{NOAUG}^{deep\ test}$	$ROC_{AUG}^{deep\ test}$	$ROC_{diff}^{deep\ test}$	Threshold	$N$ , all data	$N$ , inf. data
Smooth	89.25 %	88.59 %	-0.66 %	86.06 %	86.84 %	0.78 %	0.1	107657	51911
Features or disk	92.54 %	91.88 %	-0.66 %	85.63 %	85.43 %	-0.20 %	0.3	138207	58796
Star or artifact	95.36 %	97.63 %	2.28 %	57.70 %	51.43 %	-6.27 %	0.05	220	73
Edgeo yes	98.81 %	98.65 %	-0.16 %	87.35 %	88.26 %	0.91 %	0.05	34420	14489
Edgeon no	97.21 %	96.82 %	-0.39 %	75.53 %	76.41 %	0.88 %	0.25	72843	19088
Bar	93.99 %	92.41 %	-1.57 %	57.54 %	57.54 %	0.00 %	0.05	29892	6276
No bar	90.69 %	89.80 %	-0.90 %	68.82 %	68.61 %	-0.21 %	0.2	86836	27861
Spiral	93.40 %	92.88 %	-0.52 %	78.97 %	79.48 %	0.51 %	0.15	65709	17741
No spiral	86.30 %	84.78 %	-1.52 %	—	—	—	0.05	69303	20603
No bulge	98.36 %	98.35 %	-0.01 %	65.09 %	69.03 %	3.94 %	0.05	6970	4046
Bulge just noticeable	90.89 %	89.75 %	-1.14 %	—	—	—	0.05	39627	14926
Bulge obvious	90.55 %	89.07 %	-1.49 %	62.45 %	64.31 %	1.86 %	0.05	27115	10018
Bulge dominant	—	—	—	—	—	—	—	—	—
Odd yes	94.78 %	93.37 %	-1.41 %	—	—	—	0.05	41334	17601
Odd no	84.62 %	83.51 %	-1.11 %	—	—	—	0.45	170898	79134
Completely round	96.17 %	95.60 %	-0.58 %	93.09 %	93.51 %	0.43 %	0.15	75844	35669
Rounded in between	92.31 %	91.46 %	-0.85 %	82.73 %	82.84 %	0.11 %	0.2	125734	70389
Cigar shaped	97.96 %	97.73 %	-0.23 %	97.24 %	97.46 %	0.22 %	0.1	60395	30351
Ring	96.97 %	96.43 %	-0.54 %	—	—	—	0.05	13882	1346
Lens or arc	—	—	—	—	—	—	—	—	—

**3.5. Detailed galaxy morphology classification.** We used another CNN model to predict 34 detailed morphological parameters of galaxies from the inference data set. This model exploited DenseNet-201 [87] as the backbone model with the included fully connected layers at the top (namely, global max-pooling, fully-connected layer with 512 neurons, and classification fully-connected layers with 34 outputs). We put Rectified Linear Unit activation after the first fully-connected layer and sigmoid activation after the last classification of fully-connected layers. The model was trained with the Adam optimizer, which minimized the “binary crossentropy loss” function. We solved a multi-label classification problem: one object may have a few features. So, we did not use the “softmax” activation function after the classification layer; instead, we treated each class separately and solved binary-classification for each label. This con-

figuration looks suitable for solving the multi-label problem when we do not need to predict probability distribution over all classes to infer the single class for a single sample (fourth panel, Fig. 3).

We provide below in Table 2 and Table 3 two resulting accuracy scores measured with the ROC AUC classification quality metric [93] to predict 34 morphological features of galaxies. The names of features are in the first column. The next columns correspond to the quality metrics (ROC AUC), ROC<sub>test</sub> for GZ2 test data set, and ROC<sub>deep test</sub> for the DECaLS. We provided three scores for each data set: with and without adversarial augmentation and the difference between both scores. The last three columns: threshold; a number of galaxies matching this criterion from all the target data set and the inference data set, respectively. Empty cells correspond to the missed features. The sum numbers in columns 9 or

Table 3. (continue). Quality of inference morphological feature on the test data sets of galaxies (see, description in the text of this paper)

Parameter	ROC <sub>NOAUG</sub> <sup>test</sup>	ROC <sub>AUG</sub> <sup>test</sup>	ROC <sub>diff</sub> <sup>test</sup>	ROC <sub>NOAUG</sub> <sup>deep test</sup>	ROC <sub>AUG</sub> <sup>deep test</sup>	ROC <sub>diff</sub> <sup>deep test</sup>	Threshold	N, all data	N, inf. data
Disturbed	72.27 %	68.55 %	-3.72 %	—	—	—	0.15	0	0
Irregular	96.74 %	96.94 %	0.20 %	—	—	—	0.05	9432	6369
Other	95.93 %	89.20 %	-6.74 %	—	—	—	0.05	1442	624
Merger	91.79 %	88.89 %	-2.90 %	—	—	—	0.05	2575	738
Dust lane	99.39 %	99.40 %	0.02 %	—	—	—	0.05	588	67
Bulge shape rounded	96.73 %	96.27%	-0.47 %	67.18 %	67.26 %	0.08 %	0.05	32280	12835
Bulge shape boxy	—	—	—	—	—	—	—	—	—
Bulge shape no bulge	98.65 %	98.52 %	-0.13 %	71.61 %	71.46 %	-0.16 %	0.05	19570	10867
Arms winding tight	89.45 %	88.60 %	-0.85 %	72.25 %	72.29 %	0.04 %	0.05	22180	5414
Arms winding medium	75.33 %	77.59 %	2.26 %	69.91 %	71.57 %	1.66 %	0.05	304	86
Arms winding loose	94.95 %	94.41 %	-0.54 %	69.03 %	69.95 %	0.92 %	0.05	8411	3269
Arms number 1	85.56 %	83.30 %	-2.26 %	60.22 %	61.83 %	1.61 %	0.05	445	188
Arms number 2	90.55 %	89.99 %	-0.56 %	76.33 %	76.62 %	0.30 %	0.05	69229	22061
Arms number 3	93.54 %	93.47 %	-0.07 %	70.14 %	68.55 %	-1.58 %	0.05	889	78
Arms number 4	93.84 %	85.45 %	-8.39 %	54.95 %	56.96 %	2.01 %	0.05	82	3
Arms number more than 4	97.79 %	97.51 %	-0.27 %	—	—	—	0.05	55	4
Arms number cannot tell	86.13 %	86.07 %	-0.06 %	—	—	—	0.05	7683	1329

10 may not be equal to the total number of galaxies: one galaxy can have features in several classes, and it is also possible that there are galaxies that do not fit any criterion.

These tables allow comparing this score for the model trained with adversarial augmentations (Section 3.2) and for the model trained without these augmentations. Such a comparison should be useful to understand the degree of influence of image augmentations on the classification quality of the trained model. Scores are given for two test data sets: 1) for the data set of 9000 galaxies and 2) for the DECaLS galaxy data set. As one can see in these Tables, for the case of the GZ2 test data set, the scores, in general, are lower on tests for the model, trained with “flux weakening” and “size reduction” augmentations. This effect is explained by the similarity of the train and test data sets because due to the object selection in the GZ2 project, we are not able to sample a satisfactory amount of faint and small galaxies to test on. And thus, our adversarial augmentations shifts the training data set distribution with respect to the test data set.

At the same time, we note the improvement in the classification of the DECaLS galaxies. The scores overall are much lower than in the case of our GZ2 test data set. It may be explained by the revealing finer structure of morphology with DECaLS: galaxies, which have some class in the GZ2, may be classified in another class with the DECaLS. But applying a model trained with adversarial augmentations leads to increasing the classification quality (except star or artifact class).

#### 4. GENERAL RESULTS AND DISCUSSION

There are many classifiers for sorting galaxies by morphological type and features, but each has its own drawbacks. For example, spectroscopy classification requires different methods to define simultaneously similar spectra for quiescent/starburst and star-forming galaxies [94, 95] or emission-line galaxies [96]. As well, a photometry-based approach gives an error when trying to classify red spirals and blue ellipticals [64, 67, 97–100], i.e., galaxies with a high content of old stars or interacting galaxies which affect the photometric characteristics of each other

[101–104]. Analyzing our obtained results and data products let us discuss several issues related to the CNN image-based galaxy classification.

**4.1. Accuracy.** We applied CNN classifier to the studied low-redshifts SDSS galaxies and seized two sets of parameters: predictions of beings in one of five classes and to have one of 34 detailed morphological features using the GZ2 labeling. We remind that the five GZ morphological classes are relevant to certain galaxy morphological types, e.g., T-types by de Vaucouleurs. Also, the human bias, which is caused by the GZ volunteers’ answers in the decision tree, affects the classification accuracy. It is discussed by many authors in different aspects (see, if interesting, “Astronomy Blog. Galaxy Zoo and human bias”<sup>5</sup>). We refer to the paper by Cabrera et al. [105], where the metric for human labeling measuring in the case of low-redshift spiral/elliptical galaxies is proposed in the frame of label’s comparison between experts, GZ volunteers, and ML models. Hart et al. [106] developed a reliable method for defining spiral galaxies, which eliminates the redshift-dependent bias in the GZ2 volunteer’s answers. It was taken into account “by modeling the vote fraction distributions as a function of redshift, and correcting the higher redshift vote distributions to be as similar as possible to equivalent vote distributions at low redshift.”

We exploited the GZ2 annotated data as by Willett et al. [71], which can possess a worse bias for, as an example, the late-type galaxies (spiral) as compared with the data by Hart et al. [106]. Of course, the exploiting more and more unbiased data for training should improve the accuracy of the CNN classifier, see, for example, Tarsitano et al. [107], where this debiasing technique is applied for “disk and smooth” galaxies. Nevertheless, in general, our method is on par with the most contemporary level of morphological classification performance, attaining the accuracy of 83.3...99.4 % in depending on the morphological galaxy feature (Table 2 and Table 3). Such an overall value of the accuracy is in a good agreement with the one obtained in work by Walmsley et al. [56], who used Bayesian CNN to study Galaxy Zoo volunteer responses and achieved coverage errors of 11.8 % within a vote fraction deviation of 0.2.

<sup>5</sup> <https://www.strudel.org.uk/blog/astro/000758.shtml>

If consider the attained accuracy for certain morphological types of galaxies, we note the work by Gauthier et al. [108], who applied both supervised and unsupervised methods to study the Galaxy Zoo data set of 61 578 pre-classified spiral, elliptical, round, and disk galaxies. They attained 94 % accuracy for galaxies to be associated with each of these four classes and noted the correlation of variation of galaxy images with brightness and eccentricity. Among other relevant works, we note one by Barchi et al. [109], who used DL and traditional ML techniques for binary distinguishing of elliptical/spiral galaxies and created a morphological catalog of 670 560 galaxies at  $z < 0.1$ , where the input data were taken from the SDSS DR7 (Petrosian magnitude in  $r$ -band  $< 17.78$ ). They developed a non-parametric galaxy morphology system (CyMorph). The Decision Tree, Support Vector Machine, and Multilayer Perceptron produced 98% of overall accuracy. The CNN method (GoogLeNet Inception) with the imbalanced data sets and twenty-two-layer network resulted in 98.7 % overall accuracy for this binary morphological classification. Mitta et al. [110] introduced the data augmentation-based MORphological Classifier Galaxy using CNN (daM-COGCNN) and obtained a testing accuracy of 98 % on the data sets of 4 614 images from the SDSS, Galaxy Zoo challenge, and Hubble Image Gallery.

**4.2. Train-test split. Transformation of images by intensity and size. Adversarial validation.** We revealed that adversarial validation is very helpful when the labeled data sets are biased in magnitude distribution for the training data set, and such a difference could bias the final prediction of the classifier on the inference data. So, we apply the adversarial validation method to analyze the homogeneity of the two data sets (inference and training). As a result, the galaxies were selected from the training data set that most closely coincided with the inference data set, and the images were normalized to be similar.

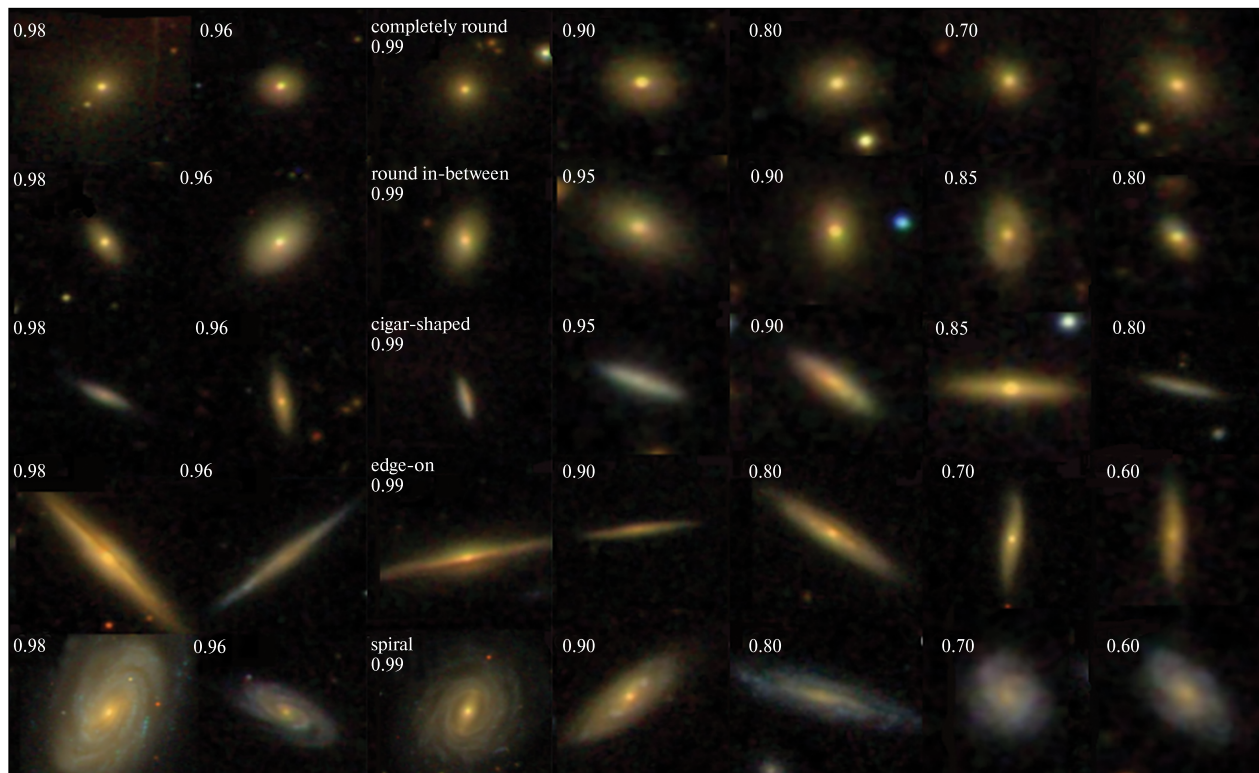
The principal difference of our approach is the pre-defined training-test split through adversarial validation of the classification accuracy on the inference-like test data set (Fig. 3). The deal with testing classification quality on different distributions (e.g., between training and target datasets) has a few implementations for galaxy morphology classifications ([86, 111–113]). Below we note several of them.

Gauci et al. ([114]) used decision tree algorithms trained on  $gri$  photometric information (color indices, shape parameters) to distinguish between spiral and elliptical galaxies or star/ unknown galactic objects from SDSS DR7 following the GZ annotated data. They revealed that the incorrectly classified spiral and elliptical samples are very faint in magnitude. Our approach with adversarial augmentation and revealing differences between training and inference datasets allows us to avoid this problem.

The transfer learning approach to fine-tune the CNN on a dataset, different from the training one, has been recently acted by Ghosh et al. [112] in their CNN classifier for bulge- and disk-dominated galaxies of the SDSS and Cosmic Assembly Near-Infrared Deep Extragalactic Legacy Survey (CANDELS). The inclusion of this procedure allowed them to overcome the problem of non-accurate predictions on the unseen datasets by fine-tuning the network on the target dataset. Dominguez-Sanchez et al. [115] created a morphological catalog for  $\sim 670\,000$  SDSS-galaxies in two options (T-type, related to the Hubble sequence, and GZ2 types). They obtained the highest accuracy ( $>97\%$ ) when applying the same parameters to a test data set as those used for the training data set.

But the labeled data from the target distribution is an essential condition to conduct the transfer learning. We handled this limitation simply by imposing the required transformations into the training dataset, preventing the need to label the target galaxies.

Lin et al. [116] used the Vision Transformer model, which operates better at classifying smaller-sized and fainter galaxies (in comparison to the CNN). This improvement is caused, probably, by the architecture change from the CNN to the attention-based model — because transformers usually work better with a training dataset increasing, and, at the same time, these challenging types of galaxies were dominated in their training dataset. The results related to the fainter have a special interest when compiling the samples of low surface brightness galaxies [117–120]. Lin et al. applied thresholds on a series of voting GZ2 questions [71] but considered eight classes: round elliptical, in-between elliptical, cigar-shaped elliptical, edge-on, barred spiral, unbarred spiral, irregular, and merger on the data set of 155 951 images of galax-



**Figure 5.** A set of the inference galaxies (3–7 columns) with their two nearest neighbours from the GZ2 training data set (1–2 columns). Each row represents the morphological class, which is intrinsic to the galaxy from the training data set. A value of the probability of being this galaxy in a given class is pointed in the left upper corner of each image

ies [116]. These authors attained the accuracy (with equal class weights) from 68.7 % to 90.7 % in dependence on the class, excepting irregular (41.3 %) and mergers (53.1 %). Dieleman et al. used similar to our data augmentation when provided the GZ decision tree model to predict probabilities for each of 34 answers of the GZ volunteers for the evaluation set of 79 975 SDSS galaxy images [82]. They selected the subset of images for which at least 50 % of volunteers answered the question. Exploiting translational and rotational invariance of galaxy images via data augmentation and keeping the center of the galaxy as the most informative part, they also used random rescaling, flipping, and brightness adjustment. For images with high agreement among the GZ participants, their model provides an accuracy of more than 99 % for most questions.

The aforementioned results show the success of a standard data augmentation technique, while sophis-

ticated augmentations — to adapt the training set to the inference one — are also effective, as we demonstrate in this paper.

**4.3. CNN classification by five morphological classes of galaxies.** Assuming that a galaxy is in a certain class if the probability is the highest one, we have found (Paper II) that the inference data set comprises 27 378 completely round (with the probability of 83 %), 59 194 round in-between (93 %), 18 862 cigar-shaped (75 %), 7 831 edge-on (93 %), and 23 119 spiral (96 %) galaxies (see, examples, in Fig. 5, similarity search). The Catalog of 315 776 SDSS DR9 galaxies at  $z < 0.1$  with image-based morphological classification by five classes is available through the UkrVO website<sup>6</sup> and Vizier [70] to be supplemented with Paper II [55]. It contains the CNN morphologi-

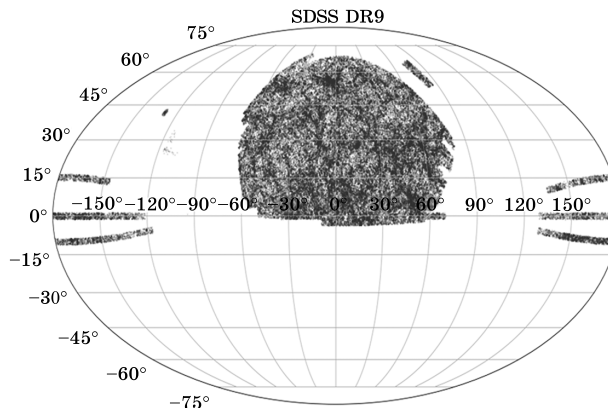
<sup>6</sup> [http://ukr-vo.org/starcats/galaxies/gal\\_SDSSDR9\\_z\\_to\\_0.1\\_morph\\_5\\_classes.csv](http://ukr-vo.org/starcats/galaxies/gal_SDSSDR9_z_to_0.1_morph_5_classes.csv)



cal classification of 72738 galaxies from the training GZ2 data set, 143410 galaxies from the inference data set (the faintest galaxies of the studied sample), 99528 galaxies from the GZ2 sample that did not pass the selection according to the criteria of the most votes of GZ2 volunteers and for which their morphological class was reassigned by the CNN classifier.

In this way, we have shown for the first time that implication of the CNN model with adversarial validation and size-changing function simulating a decrease in magnitude and size (data augmentation) significantly improves the classification of smaller and fainter SDSS galaxies with  $m_r < 17.7$  in  $r$ -band (Fig. 4, *a*). One can see in Fig. 1, *a* that the fainter end of distribution of the target data set by magnitude is occupied by galaxies from the inference data set only. As well, we demonstrated another way to improve the human bias for those galaxy images that had a poor vote classification in the GZ project. Such an approach, like autoimmunization, when the CNN classifier trained on very good images is able to retrain bad images from the same homogeneous sample, can be considered co-planar to other methods on improving human bias, e.g., the method proposed by Hart et al. [106].

It is relevant to compare our results with work by Zhu et al. [121], in which the ResNet model was exploited to classify galaxies into five classes annotated by GZ2 and CNN classifier was compared with Dieleman et al. [82], AlexNet, VGG, and Inception networks. The samples were pre-selected in a specific morphology category with their appropriate thresholds [71] in dependence on the number of volunteers' votes. These authors attained overall classification accuracy of 95.21 % and the accuracy of each class type of 96.68 % for completely round, 94.42 % for round in-between, 58.62 % for cigar-shaped, 94.36 % for edge-on, and 97.70 % for spiral. We had a comparable classification performance with a worse output for completely round and a better output for cigar-shaped classes. Gupta et al. [86] provided a classification of GZ2 galaxy images on five morphological classes as in our work. They trained Neural ordinary differential equations with Adaptive Checkpoint Adjoint and compared them against the ResNet CNN model: an accuracy of 91...95 % depending on the image class is in agreement with our results.



**Figure 6.** Distribution of galaxies classified by CNN as belonging to the round in-between morphological class in the sky

Yet one point of the discussion is related to the distribution of galaxies in the sky and by redshift. For example, Dhar and Shamir [122] demonstrated that the training of a deep CNN is sensitive to the context of the training data, such as the location of the objects in the sky. They found statistically significant bias in the form of cosmological-scale anisotropy in the distribution of elliptical and spiral galaxies, which affect the deep CNN model. They experimented with Pan-STARRS and SDSS data and noted that such unbalancing is linked to the training and test samples of galaxies, which were imaged in different parts of the sky. We analyzed the distribution of galaxies in our catalogs and have not found that galaxies of a certain morphological class (or morphological feature) have a preferential distribution in their location in the sky (see as an example, Fig. 6 for the most numerous round-in between class and Fig. 2, *a* for the training and inference data sets. There are no differences between classes in distribution by redshift (Fig. 7).

To compare photometry-based and image-based approaches to the same data set of low-redshift galaxies, we collected the classification output of four methods in Table 4. There are results of classifications by the CNN model into five morphological classes [55]; photometry multi-parametric diagram (MPD) into elliptical, spiral, and irregular galaxies [58, 60]; machine learning with Random Forest (RF) and Support Vector Machine (SVM) into early and late morphological types [54]. We inserted the num-

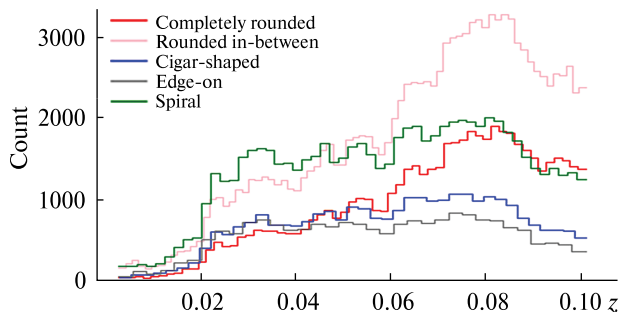


Figure 7. Distribution of galaxies classified by CNN into five morphological classes by redshift

ber of only those galaxies that have the maximum probability of belonging to one or another morphological class [70]. One can see that three photometry-based methods have comparable overall accuracy with an intrinsic error of less than 0.3 % between RF and SVM [54] as well as less than 4 % between MPD (here, late type is Sp+Irr) and machine learning methods. The latter error is explained mostly by the effect of blue elliptical and red spiral galaxies [58]. There is a general agreement between the early type of galaxies classified by photometry methods and “round-in-between + completely round” types of galaxies as well as between late-type galaxies and “spiral + round in-between”.

We matched the galaxies of late morphological types classified by Support Vector Machine (SVM)

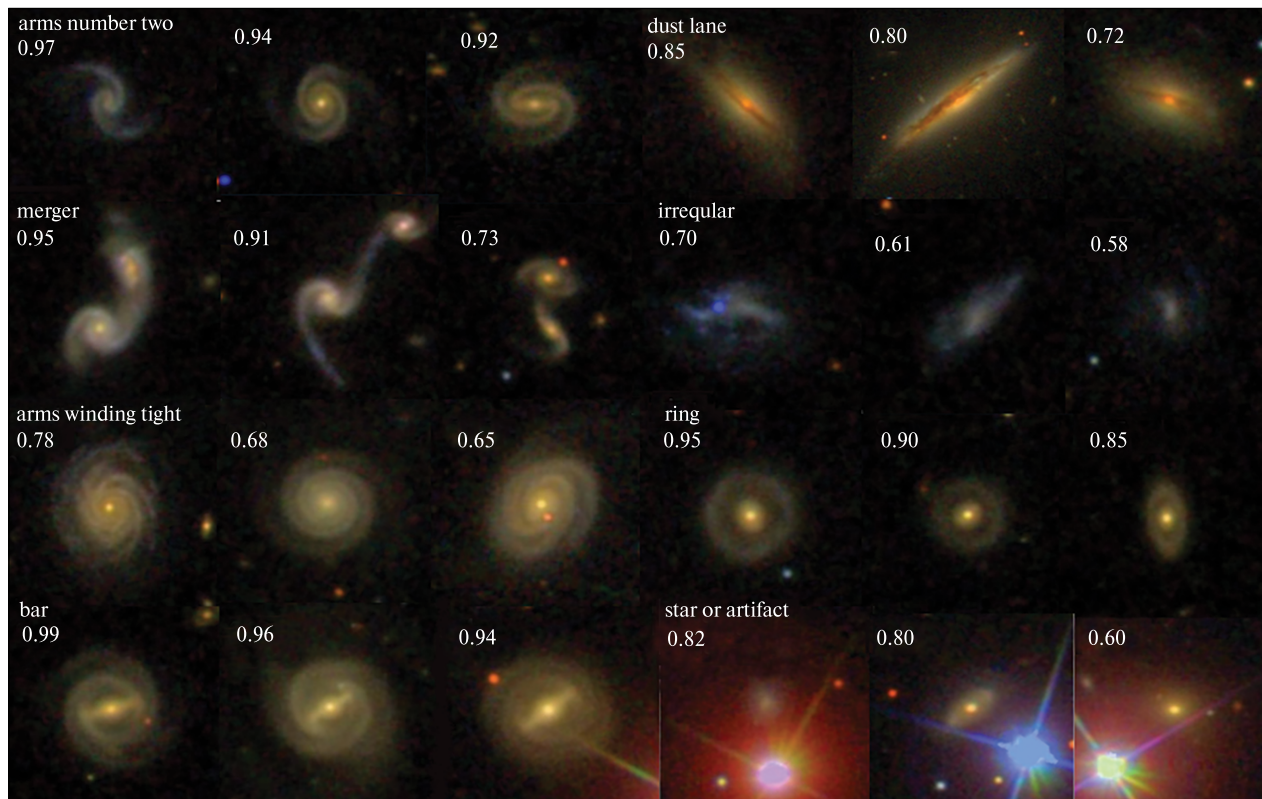
and Random Forest (RF) [69] and the galaxies classified in this work by CNN as edge-on and spiral as the most relevant morphological types. Namely, we selected ~50 000 galaxies with a CNN probability of being spiral from 0.77 to 0.99 (Table 2 and Table 3). Their labeling obtained by SVM and RF methods says that 10.5 %, and 8.8 % among them, respectively, are of early morphological type (elliptical). We inspected these misclassified galaxies and found that they are mostly large nearest spiral galaxies with a massive red center region.

We also selected ~12 000 edge-on galaxies with the same CNN probability: also having a redder color and larger redshifts. The comparison in Table 4 shows significant segregation of galaxies classified by five GZ2 morphological classes between the adopted morphological types. This complicates the work of the CNN classifier to reveal the real morphology of galaxies. The statistical comparison of these results with the results of the CNN detailed morphology of the same five classes (Table 2) is impossible because a feature-classified galaxy can have multiple features, while a class-classified galaxy belongs to only one class.

In our opinion, it is more efficient to use the existing catalogs of galaxies (for example, elliptical, spiral, irregular, flat, gravitational lenses, mergers, etc.) as training ones to determine the morphological types of galaxies. Binning these catalogs by redshift, we can sequentially create new morphological catalogs at

Table 4. Comparison of classifications of the studied SDSS DR9 galaxies by the CNN model into five morphological classes [54] and by three photometry-based methods: multi-parametric diagram (MPD) into elliptical, spiral, and irregular galaxies [58, 60]; machine learning with Random Forest (RF) and Support Vector machine (SVM) into early and late morphological types [55, 70]. The number of only those galaxies,  $N_{gal}$ , that have the best threshold probability of belonging to one or another morphological class is pointed out

Photometry-based	$N_{gal}$	Type	Image-based, CNN, classes				
			Completely round	Round in between	Cigar-shaped	Edge-on	Spiral
MPD, $N = 308466$	138947	E	35389	65839	14360	12067	11292
	110454	Sp	13645	41047	12803	6065	36894
	59065	Irr	7627	20658	4224	2108	24448
RF, $N = 308466$	131663	Early	36424	66043	12268	8549	8379
	176803	Late	20237	61501	19119	11691	64255
SVM, $N = 308466$	131099	Early	36135	65646	12477	8790	8051
	177367	Late	20526	61898	18910	11450	64583



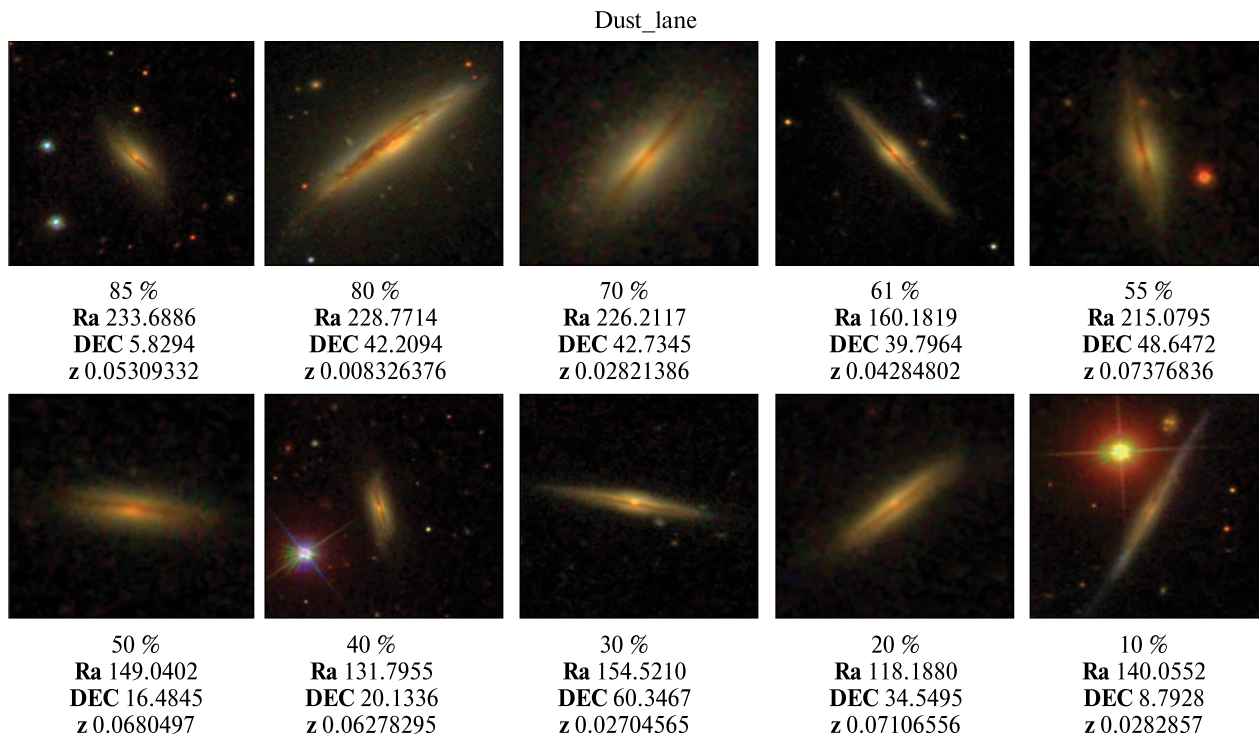
**Figure 8.** The examples of galaxies with some morphological features (bar, ring, irregular, merger, dust lane, arms winding tight, arms number 2, and star or artifact) from the inference SDSS data set with their two nearest neighbors from the GZ2 training data set

higher redshifts and, after a thorough check, to use new catalogs as training, etc. The emergence of new data on galaxy images for more in-depth samples by future observatories will provide such an algorithm by the data for CNN models. Meanwhile, it is useful to use both photometry- and image-based methods. Our approach to transferring the annotated classification of galaxies to fainter and smaller galaxies using adversarial validation with train-test splitting and image sizing is in favor of the correct applicability of the CNN classifier and the efficiency of the algorithm.

**4.4. CNN classification by the detailed galaxy morphological features.** The quality of inference morphological features from the test data sets of galaxies is summarized in Table 2 and Table 3. Our CNN model for the classification of galaxies by their detailed structural morphology gives accuracy in the range of 83.3...99.4 % depending on 32 features (exception is

for “disturbed” (68.55 %) and “arms winding medium” (77.39 %), the number of galaxies with the given feature in the inference data set, the galaxy image quality (Table 2 and Table 3). To reach it, we calculated the number of galaxies that passed the selected threshold for the acceptance of detailed morphological features. The examples of classification on inference galaxy data set are given in Fig. 8. As a result, for the first time, we assigned the detailed morphological classification for more than 140 000 low-redshift galaxies with  $m_r < 17.7$  from the SDSS DR9, which has the highest adversarial score by the CNN classifier.

Using the adversarial validation technique, we managed the optimal train-test split of galaxies from the training data set to verify our CNN model based on the DenseNet-201 realistically. We have also found optimal galaxy image transformations, which help to increase the classifier’s generalization ability as it



**Figure 9:** Examples of galaxies labeled as “dust lane”. In the caption below each image: CNN probability to have this feature, RA and DEC, redshift

was tested with a specifically created test data set. We can compare our results with the work by Dieleman et al. [82]. Namely, a level of agreement and model confidence presented in Fig. 9 of their paper demonstrates that classification overall accuracy for the analyzed examples is in the range of 82.52...96.04 % in dependence on the galaxy feature (the exception is for “no of arms”, “arm tightness”, “odd”, and “bulge”, where accuracy is less than 80 %). Exploiting similar augmentation procedures for the SDSS galaxy images, our approach was slightly different: in the choice of image data as the PNG files restricted for three *gri* bands as well as performing a multi-label task for detailed morphological classification, when the galaxy can be attributed with several features (for, example, labeling as “spiral”, the galaxy can be also with “bar”, “bulge” or “ring” and be characterized by a certain number of “arms”).

Good train-test sampling mobility for the CNN classifier resulted in the catalogs of low-redshift galaxies with morphological features, which are supplements to this paper. The highest score (97...99 %) was

attained for such features as a ring, irregular shape, bulge, star or artifact, edge-on, and dust lane.

So, we can underline that the train/test split has very important consequences because with its use, the CNN’s applicability to the future LSST, WFIRST, and Euclid big data surveys will not depend on the need for a large training set of real data.

In general, this allows us to make a quick selection of galaxies with certain features for their subsequent analysis (see Table 2 and Table 3). Using the SDSS Navigate, we performed a preliminary visual inspection of samples of galaxies with such features as “dust lane, irregular, edge-on yes, ring, bar, merger, star or artifact” in order to reveal CNN efficiency to classify images from an astronomical point of view.

All the inspected galaxies labeled as “dust lane”, “irregular”, and “edge-on yes” demonstrate the perfect annotation. All these galaxies possess these features even having a lower probability by the CNN classifier (see examples in Fig. 9–11: “dust lane” in all range of probabilities, “irregular” till 30 %, “edge-on yes” till 60 %).

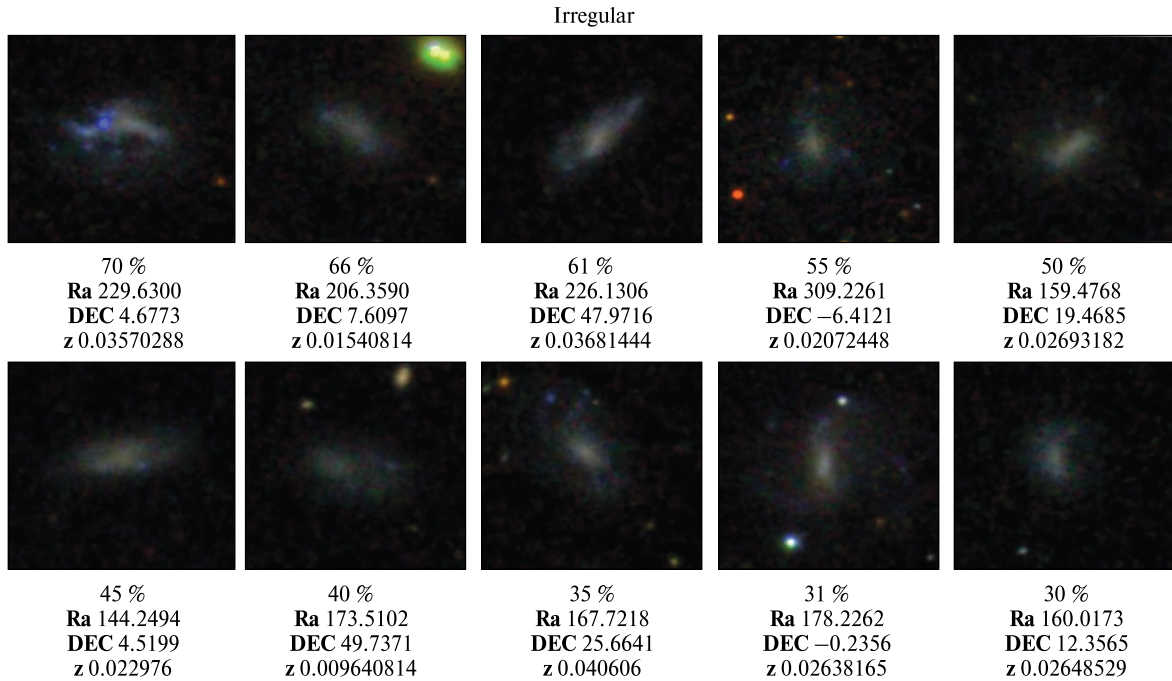


Figure 10: Examples of galaxies labeled as “irregular”. In the caption below each image: CNN probability to have this feature, RA and DEC, redshift

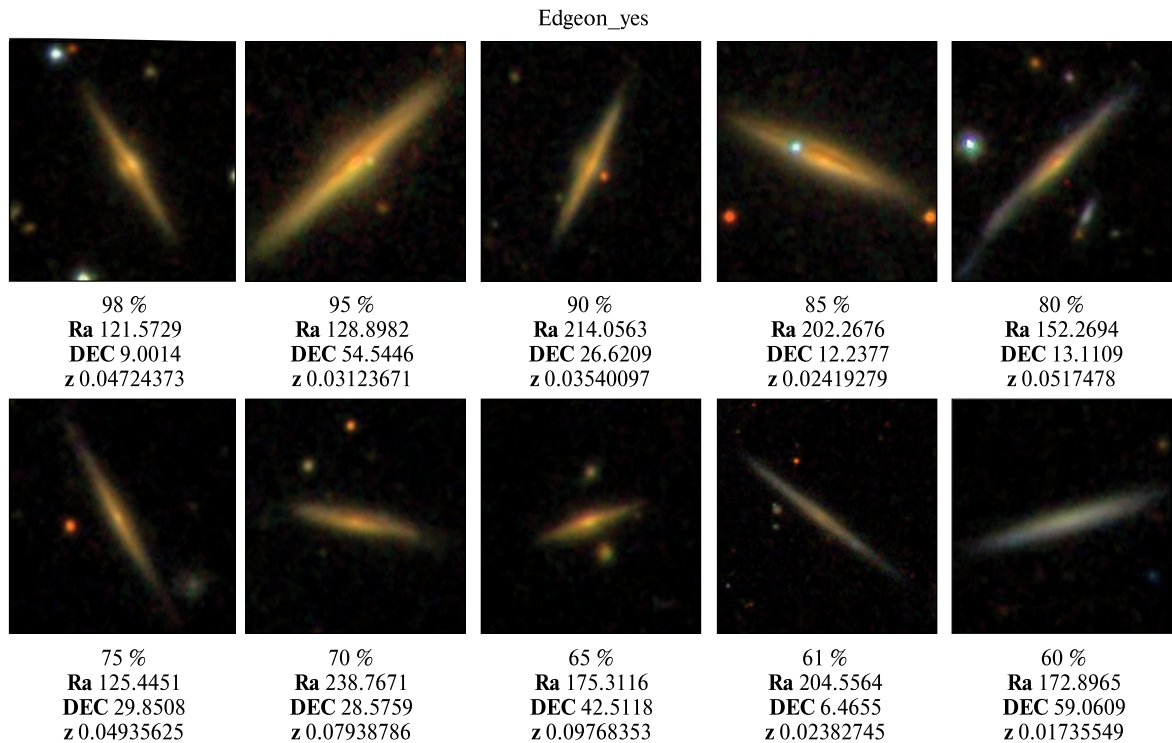


Figure 11: Examples of galaxies labeled as “edge-on yes”. In the caption below each image: CNN probability to have this feature, RA and DEC, redshift

#### 4.5. Notes on problem points of CNN image-based galaxy classification by their features.

The evolutionary galaxy properties can affect ML methods' accuracy based on galaxies' photometry/image features. Among these misclassified types are the bluer HI-rich galaxies of early type and the redder HI-poor spiral galaxies; edge-on and galaxies seen face-on, especially with a pronounced bulge; the bulge-less (ultra-flat) galaxies with inclination  $87^\circ \dots 90^\circ$  for seen edge-on and  $10^\circ \dots 0^\circ$  for seen face-on. The face-on bulge-less galaxies can be considered counterparts to the edge-on disk galaxies giving additional information on their physical parameters, including photometry [54, 123]. So, their correct classification is very useful when compiling catalogs with a bulge to super-thin galaxies [124, 125] or studying the influence of the environment on the morphology and quenching of galaxies in dense environments (for example, [126] for the Hydra cluster). In such cases, where the surface brightness profile, color, and concentration indexes are needed, the ML algorithms trained over SDSS photometric parameters are less biased than when trained using GZ visual morphology (see, amongst others [54, 82, 115, 120, 127]).

At the same time, the results of applying the deep CNN to the images of our studied set [65, 66] with the aim of binary morphological classification (late and early types) have shown limitations. Namely, DL methods can classify rounded galaxy images as ellipticals. Still, it cannot catch the SED properties of galaxies more clearly than the Support Vector Machine trained on the photometric features of galaxies. To avoid several of these misclassifications, Lingard et al. [128] developed a novel method, Galaxy Zoo Builder, working well with face-on galaxy image modeling based on the four-component photometric decomposition of spiral galaxies. Earlier, Schawinski et al. [129] exploited the SDSS, GALEX, and GZ data to substantiate the transformation from disk to elliptical morphology of low-redshift galaxies.

Our visual inspection revealed a few more typical nuances about misclassified galaxy images.

As related to the galaxies with the "ring" feature, we note that such galaxies were correctly labeled in all the range of probabilities. But there are misclassified images, mostly at the higher redshifts, which are a) the disk galaxies with a bright bulge, b) galaxies

with complicated contrast gradient of brightness (see Fig. 12, two last images) as well as c) elliptical galaxies with a bright core, in which the brightness is not distributed smoothly towards the periphery, d) merging galaxies with a bright core and outer component distinctly differed in brightness, as a result, the neural network considers the outer component to be a ring.

The creation of the representative catalog of galaxies with ring(s) could be very useful ([130, 131]). For example, Smirnov and Reshetnikov [131] collected the samples of polar- and collision- ring galaxies from all the published data in several deep fields. Doing this painstaking preliminary search, they constructed the luminosity function for the ringed galaxies and confirmed the increase in their volume density with redshift: up to  $z \sim 1$  their density grows as  $(1+z)^m$ , where  $m \geq 5$ . As related to the problem point of elliptical galaxies with the bright core, we link to the paper by Tarsitano et al. [107], who developed a promising CNN approach based on the training of elliptical isophotes in the light distribution.

The galaxy images labeled with "bar" have typical misclassifications. It has been happening when a) a central part of spiral arms of the edge-on galaxy is classified as a bar, b) the nuclei of merging galaxies are visually located near one another, then the CNN matches this as a bar. The samples of misclassified images with the "bar" feature are in Fig. 13. Bhambra et al. [85] proposed the explainable artificial intelligence (XAI) techniques to measure galactic bar lengths and bulge-to-disk ratio. They used the Hoyle bar length catalog [132] vs. GZ annotated data and demonstrated that XAI works more successfully in predictions of a bar feature. Also, taking into account the class of "smooth" galaxies (no bar, spiral arms, or other structure presents), these authors demonstrate the difficulties in reconciling differences between the ML model predictions and the GZ consensus. We agree with their conclusion that the citizen science method of classifying galaxies is less easily explained than ML methods.

We will not analyze the galaxy samples related to the "spiral arms number" features. This task is perfectly studied by Hart et al. [106]. Their method allowed them to overcome where the rarer many-armed samples were incomplete, and the two-armed category suffered from sample contamination. They

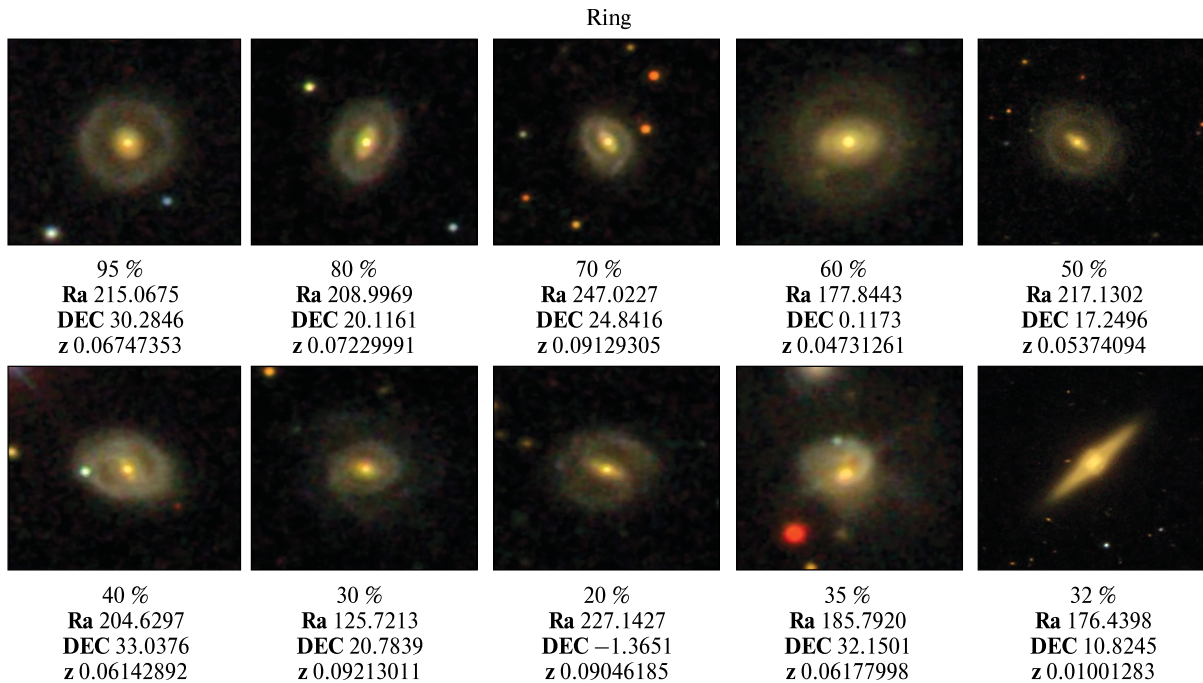


Figure 12: Examples of galaxies labeled as a “ring”. In the caption below each image: CNN probability to have this feature, RA and DEC, redshift

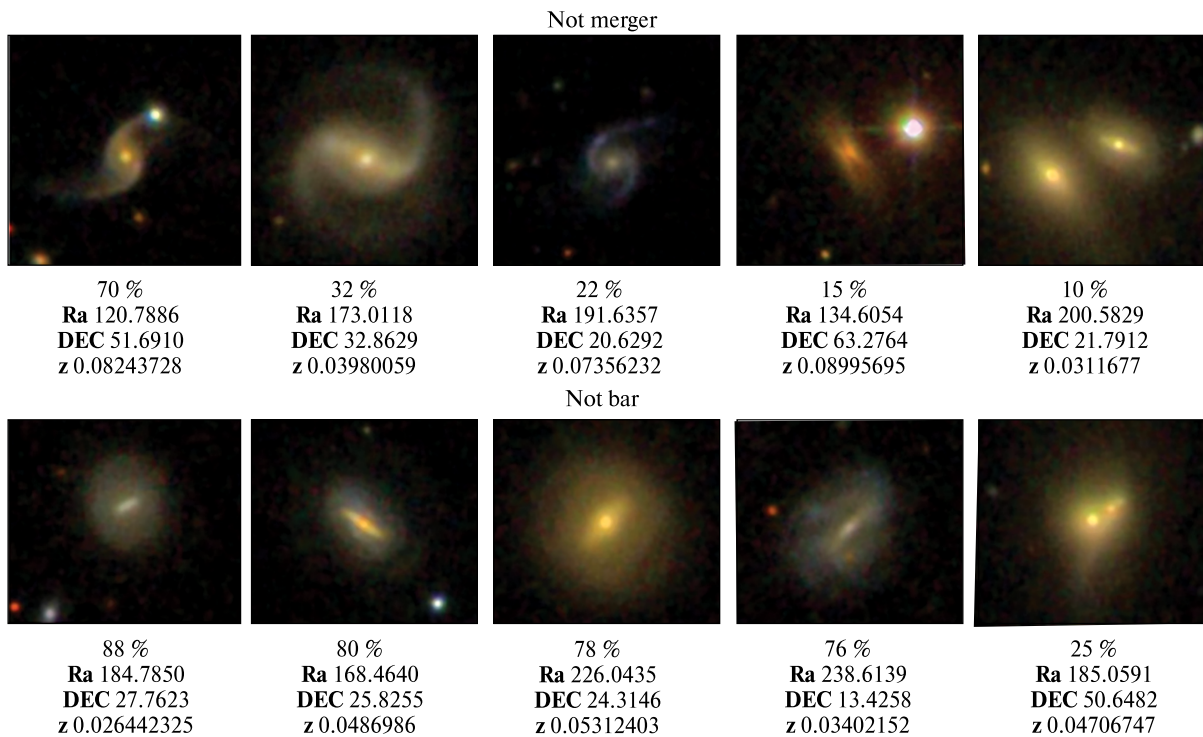


Figure 13: Examples of misclassified images of galaxies: with “merger” and “bar” features. In the caption below each image: CNN probability to have this feature, RA and DEC, redshift

created a sample of about 18000 SDSS DR7 galaxies at  $0.03 < z < 0.08$  with  $M_r < -21$ , which was sorted by arm multiplicity and further studied for star-forming activity.

All the galaxy images with the “star or artifacts” have these features. All of them contain galaxies that are classified. Bright stars and/or artifacts that obscure the image of a galaxy lead to misclassification of galaxies in most cases.

The sample of “merger” galaxies also has false images, when a) galaxies are the optical pair, b) the star falls into the image background near a spiral galaxy, then the CNN considers the star as an elliptical galaxy and keeps it as merging, c) spiral galaxies without interaction, but their arms are untwisted (see, examples, in Fig. 13). It is interesting to compare our results on merging galaxies with work by Reza [133], who also used the SDSS data and obtained that ExtraTrees classifier outperforms Neural Network for this distinct type of objects. It was noted that mergers are easily confused with both ellipticals and spirals when image-based classification is conducted. Our results are useful when compiling the catalogs of merging galaxies [104, 134–137].

As one can see, the CNN confident model predictions are highly accurate and allow us to filter big data collections of galaxy images with various morphological features. We expertized our obtained data and described several challenging images. When we develop the classification model, the aim is not only the state-of-the-art accuracy values but also defining problem points of the CNN model in working with galaxy images and training it to classify large surveys of galaxies no worse than an expert for small samples.

## 5. CONCLUSIONS

The image-based CNN classifier was exploited by us to create a morphological catalog of 315776 SDSS DR9 low-redshift galaxies ( $z < 0.1$ ) following our previous works ([54, 55, 69]). This target data set of the SDSS galaxies is tightly overlapped with the annotated data from GZ2 [71]. For this reason, we divided it into two data sets: “inference”, which does not match the GZ2 galaxies, and “training”, which matches the GZ2 galaxies. In the presence of a pronounced difference of visual parameters between galaxies from the GZ2 training data set and galaxies without known

morphological parameters, we applied novel procedures, which allowed us to get rid of this difference, especially for smaller and fainter SDSS galaxies with  $m_r < 17.7$  from the inference data set. We describe in this paper how we applied the adversarial validation technique and managed the optimal train-test split of galaxies from the training data set to verify our CNN model based on the DenseNet-201 realistically. We have also found optimal galaxy image transformations, which help increase the classifier’s generalization ability in similarity search, as is provided with a specifically created test data set.

We demonstrate for the first time that implication of the CNN model with the train-test split of data sets and size-changing function simulating a decrease in magnitude and size (data augmentation) significantly improves the classification of smaller and fainter SDSS galaxies. It can be considered as another way to improve the human bias for those galaxy images that had a poor vote classification in the GZ project. Such an approach, like autoimmunization, when the CNN classifier trained on very good images is able to retrain bad images from the same homogeneous sample, can be considered co-planar to other methods of combating such a human bias.

The most interesting data products with this approach were obtained for galaxy classification by 34 detailed morphology features. The accuracy of the CNN classifier is in the range of 83.3...99.4 % depending on 32 features (exception is for “disturbed” (68.55 %) and “arms winding medium” (77.39 %) features), the number of galaxies with the given feature in the inference data set, and the galaxy image quality (Table 2 and Table 3). To reach it, we calculated the number of galaxies that passed the best threshold for the acceptance of detailed morphological features. As a result, for the first time, we assigned the detailed morphological classification for more than 140000 low-redshift galaxies with  $m_r < 17.7$  from the SDSS DR9 (inference data set), which has the highest adversarial score by the CNN classifier. The morphological catalogs of low-redshift SDSS galaxies with the most interesting features are available through the UkrVO website <http://ukr-vo.org/starcats/galaxies/> and will be supplemented to this paper through VizieR, as well as the catalog of galaxies with top five detailed morphological features (to



wit, with a maximal prediction probability to possess such a feature).

A visual inspection of the samples of galaxies with certain morphological features allowed us to reveal typical problem points of galaxy image classification by shape and features from the astronomical point of view. We analyzed them in the discussion section, where we also compare machine learning photometry- and image- based approaches testifying that the best results are being performed with all of the galaxy data types (photometry, image, spectroscopy). We believe our results and notes on problem points will be useful to strengthen the CNN applicability and help in the morphological classification of galaxies within the current and forthcoming deep sky surveys at the petabyte scale.

**Acknowledgements.** We thank Prof. Massimo Cappacioli and Dr. Valentina Karachentseva for the helpful discussion and remarks. The authors are deeply grateful to both referees for a detailed review of the article, their questions, comments, and suggestions, which significantly improved the presentation of our results.

This paper uses data generated via the Zooniverse.org platform, the development of which is funded by generous support including a Global Impact Award from Google and a grant from the Alfred P. Sloan Foundation. This publication has been made possible by the participation of hundreds of thousands of volunteers in the Galaxy Zoo project. We thank the Galaxy Zoo team. The use of the SDSS [138, 139] and SAO/NASA Astrophysics Data System was extensively applicable. This study has also been made with NASA/IPAC Extragalactic Database (NED), which is operated by the Jet Propulsion Laboratory, California Institute of Technology, under contract with the NASA. This research has made use of the SIMBAD database, operated at CDS, Strasbourg, France [140].

This work was done in the frame of the Program of the NAS of Ukraine “Support for the development of priority fields of scientific research” and the Target Program of Space Science Research of the NAS of Ukraine. I. B. Vavilova thanks the Wolfgang Pauli Institute, Vienna, Austria, for the support in the frame of “The Pauli Ukraine Project” (2022) under the “Models in plasma, Earth and space science” program.

## REFERENCES

1. Agnello A., Kelly B. C., Treu T., Marshall P. J. (2015). Data mining for gravitationally lensed quasars. *Mon. Notic. Roy. Astron. Soc.*, **448** (2), 1446–1462. doi:10.1093/mnras/stv037.
2. Ostrovski F., McMahon R. G., Connolly A. J., et al. (2017). VDES J2325-5229 a  $z = 2.7$  gravitationally lensed quasar discovered using morphology-independent supervised machine learning. *Mon. Notic. Roy. Astron. Soc.*, **465** (4), 4325–4334. doi:10.1093/mnras/stw2958.
3. Lanusse F., Ma Q., Li N., et al. (2018). CMU DeepLens: deep learning for automatic image based galaxy-galaxy strong lens finding. *Mon. Notic. Roy. Astron. Soc.*, **473** (3), 3895–3906. doi:10.1093/mnras/stx1665.
4. Jacobs C., Collett T., Glazebrook K., et al. (2019). Finding highredshift strong lenses in DES using convolutional neural networks. *Mon. Notic. Roy. Astron. Soc.*, **484** (4), 5330–5349. doi:10.1093/mnras/stz272.
5. Khramtsov V., Sergeev A., Spiniello C., et al. (2019). Kids-squad - ii. machine learning selection of bright extragalactic objects to search for new gravitationally lensed quasars. *Astron. and Astrophys.*, **A632**, A56. doi:10.1051/0004-6361/201936006.
6. Petrillo C. E., Tortora C., Chatterjee S., et al. (2019). Testing convolutional neural networks for finding strong gravitational lenses in KiDS. *Mon. Notic. Roy. Astron. Soc.*, **482** (1), 807–820. doi:10.1093/mnras/sty2683.
7. Ribli D., Pataki B. A., Zorrilla Matilla J. M., et al. (2019). Weak lensing cosmology with convolutional neural networks on noisy data. *Mon. Notic. Roy. Astron. Soc.*, **490** (2), 1843–1860. doi:10.1093/mnras/stz2610.
8. Pourrahmani M., Nayyeri H., Cooray A. (2018). LensFlow: A Convolutional Neural Network in Search of Strong Gravitational Lenses. *Astrophys. J.*, **856** (1), 68. doi:10.3847/1538-4357/aaae6a.
9. Pasquet J., Bertin E., Treyer M., et al. (2019). Photometric redshifts from SDSS images using a convolutional neural network. *Astron. and Astrophys.*, **621**, A26. doi:10.1051/0004-6361/201833617.
10. Fussell L., Moews B. (2019). Forging new worlds: high-resolution synthetic galaxies with chained generative adversarial networks. *Mon. Notic. Roy. Astron. Soc.*, **485** (3), 3203–3214. doi:10.1093/mnras/stz602.
11. Salvato M., Ilbert O., Hoyle B. (2019). The many flavours of photometric redshifts. *Nature Astron.*, **3**, 212–222. doi:10.1038/s41550-018-0478-0.

12. Bonnett C., Troxel M. A., Hartley W., et al. (2016). Redshift distributions of galaxies in the Dark Energy Survey Science Verification shear catalogue and implications for weak lensing. *Phys. Rev. D*, **94** (4), 042005. doi:10.1103/PhysRevD.94.042005.
13. Amaro V., Cavuoti S., Brescia M., et al. (2019). Statistical analysis of probability density functions for photometric redshifts through the KiDS-ESO-DR3 galaxies. *Mon. Notic. Roy. Astron. Soc.*, **482** (3), 3116–3134. doi:10.1093/mnras/sty2922.
14. Sadeh I., Abdalla F. B., Lahav O. (2016). ANNz2: Photometric Redshift and Probability Distribution Function Estimation using Machine Learning. *Publ. ASP*, **128** (968), 104502. doi:10.1088/1538-3873/128/968/104502.
15. Pasquet-Itam J., Pasquet J. (2018). Deep learning approach for classifying, detecting and predicting photometric redshifts of quasars in the Sloan Digital Sky Survey stripe 82. *Astron. and Astrophys.*, **611**, A97. doi:10.1051/0004-6361/201731106.
16. Kügler S. D., Gianniotis N. (2016). Modelling multimodal photometric redshift regression with noisy observations. arXiv:1607.06059.
17. Speagle J. S., Eisenstein D. J. (2017). Deriving photometric redshifts using fuzzy archetypes and self-organizing maps - II. Implementation. *Mon. Notic. Roy. Astron. Soc.*, **469** (1), 1205–1224. doi:10.1093/mnras/stx510.
18. D’Isanto A., Cavuoti S., Gieseke F., Polsterer K. L. (2018). Return of the features. Efficient feature selection and interpretation for photometric redshifts. *Astron. and Astrophys.*, **616**, A97. doi:10.1051/0004-6361/201833103.
19. Elyiv A. A., Melnyk O. V., Vavilova I. B., et al. (2020). Machine-learning computation of distance modulus for local Galaxies. *Astron. and Astrophys.*, **635**, A124. doi:10.1051/0004-6361/201936883.
20. Rastegarnia F., Mirtorabi M. T., Moradi R., et al. (2022). Deep learning in searching the spectroscopic redshift of quasars. *Mon. Notic. Roy. Astron. Soc.*, **511** (3), 4490–4499. doi:10.1093/mnras/stac076.
21. Elyiv A. A., Karachentsev I. D., Karachentseva V. E., et al. (2013). Low-density structures in the Local Universe. II. Nearby cosmic voids. *Astrophys. Bull.*, **68** (1), 1–13. doi:10.1134/S199034131301001X.
22. Koulouridis E., Plionis M., Melnyk O., Elyiv A., et al. (2014). X-ray AGN in the XMM-LSS galaxy clusters: no evidence of AGN suppression. *Astron. and Astrophys.*, **567**, A83. doi:10.1051/0004-6361/201423601.
23. Elyiv A., Marulli F., Pollina G., et al. (2015). Cosmic voids detection without density measurements. *Mon. Notic. Roy. Astron. Soc.*, **448** (1), 642–653. doi:10.1093/mnras/stv043.
24. Schawinski K., Zhang C., Zhang H., et al. (2017). Generative adversarial networks recover features in astrophysical images of galaxies beyond the deconvolution limit. *Mon. Notic. Roy. Astron. Soc.*, **467** (1), L110–L114. doi:10.1093/mnras/slx008.
25. Vavilova I. B., Elyiv A. A., Vasylenko M. Y. (2018). Behind the zone of avoidance of the Milky Way: What can we restore by direct and indirect methods? *Russian Radio Phys. and Radio Astron.*, **23** (4), 244–257. doi:10.15407/rpra23.04.244.
26. Rodríguez A. C., Kacprzak T., Lucchi A., et al. (2018). Fast cosmic web simulations with generative adversarial networks. *Comput. Astrophys. Cosmol.*, **5** (1), 4. doi:10.1186/s40668-018-0026-4.
27. Khramtsov V., Akhmetov V., Fedorov P. (2020). The Northern Extragalactic WISE × Pan-STARRS (NEWS) catalogue. Machine-learning identification of 40 million extragalactic objects. *Astron. and Astrophys.*, **644**, A69. doi:10.1051/0004-6361/201834122.
28. Hong S. E., Jeong D., Hwang H. S., Kim J. (2021). Revealing the local cosmic web from galaxies by deep learning. *Astrophys. J.*, **913** (1), 76. doi:10.3847/1538-4357/abf040.
29. Khramtsov V., Spiniello C., Agnello A., Sergeev A. (2021). VEXAS: VISTA EXTension to Auxiliary Surveys. Data Release 2: Machine-learning based classification of sources in the Southern Hemisphere. *Astron. and Astrophys.*, **651**, A69. doi:10.1051/0004-6361/202040131.
30. Diakogiannis F. I., Lewis G. F., Ibata R. A., et al. (2019). Reliable mass calculation in spherical gravitating systems. *Mon. Notic. Roy. Astron. Soc.*, **482** (3), 3356–3372. doi:10.1093/mnras/sty2931.
31. Tsizh M., Novosyadlyj B., Holovatch Y., Libeskind N. I. (2020). Large-scale structures in the CDM Universe: network analysis and machine learning. *Mon. Notic. Roy. Astron. Soc.*, **495** (1), 1311–1320. doi:10.1093/mnras/staa1030.
32. Chen Y., Mo H. J., Li C., et al. (2020). Relating the Structure of Dark Matter Halos to Their Assembly and Environment. *Astrophys. J.*, **899** (1), 81. doi:10.3847/1538-4357/aba597.
33. Moriwaki K., Shirasaki M., Yoshida N. (2021). Deep learning for line intensity mapping observations: Information extraction from noisy maps. *Astrophys. J. Lett.*, **906** (1), L1. doi:10.3847/2041-8213/abd17f.
34. Flamary R. (2016). Astronomical image reconstruction with convolutional neural networks. arXiv:1612.04526.
35. Kremer J., Stensbo-Smidt K., Gieseke F., et al. (2017). *Big Universe, Big Data: Machine Learning and Image Analysis for Astronomy*. arXiv:1704.04650.
36. Savanevych V. E., Khlamov S. V., Vavilova I. B., et al. (2018). A method of immediate detection of objects with a near-zero apparent motion in series of CCD-frames. *Astron. and Astrophys.*, **609**, A54. doi:10.1051/0004-6361/201630323.
37. Villarroel B., Soodla J., Comerón S., et al. (2020). The vanishing and appearing sources during a century of observations project. I. USNO objects missing in modern sky surveys and follow-up observations of a “Missing Star”. *Astron. J.*, **159** (8), 19. doi:10.3847/1538-3881/ab570f.

38. Pavlenko Y., Kulyk I., Shubina O., et al. (2022). New exocomets of  $\beta$  Pic. *Astron. and Astrophys.*, **660**, A49. doi:10.1051/0004-6361/202142111.
39. Reiman D. M., Göhre B. E. (2019). Deblending galaxy superpositions with branched generative adversarial networks. *Mon. Notic. Roy. Astron. Soc.*, **485** (2), 2617–2627. doi:10.1093/mnras/stz575.
40. Buchanan J. J., Schneider M. D., Armstrong R. E., et al. (2021). *Gaussian process classification for galaxy blend identification in LSST*. arXiv: 2107.09246.
41. El Boucheffy K., de Souza R. S. (2020). *Learning in big data: Introduction to machine learning*. Knowledge Discovery in Big Data from Astronomy and Earth Observation. Eds P. Škoda, F. Adam, 225–249. doi:10.1016/B978-0-12-819154-5.00023-0.
42. Burgazli A., Sergijenko O., Vavilova I. (2022). *Machine learning in cosmology and gravitational wave astronomy: recent trends*. Horizons in Computer Science Research. Ed. T. S. Clary. New York: Nova Sci. Publ. Inc., Vol. 22, Chapter 7, 193–240.
43. Kang S.-J., Fan J.H., Mao W., et al. (2019). Evaluating the optical classification of Fermi BCUs using machine learning. *Astrophys. J.*, **872** (2), 189. arXiv:1902.07717. doi:10.3847/1538-4357/ab0383.
44. Krause M., Pueschel E., Maier G. (2017). Improved  $\gamma$ /hadron separation for the detection of faint  $\gamma$ -ray sources using boosted decision trees. *Astropart. Phys.*, **89**, 1–9. doi:10.1016/j.astropartphys.2017.01.004.
45. Ruhe T. (2020). Application of machine learning algorithms in imaging Cherenkov and neutrino astronomy. *Int. J. Mod. Phys. A*, **35** (33), 2043004–778. doi:10.1142/S0217751X20430046.
46. Morello G., Morris P. W., Van Dyk S. D., et al. (2018). Applications of machine-learning algorithms for infrared colour selection of Galactic Wolf-Rayet stars. *Mon. Notic. Roy. Astron. Soc.*, **473** (2), 2565–2574. doi:10.1093/mnras/stx2474.
47. Ciuca R., Hernández O. F. (2017). A Bayesian framework for cosmic string searches in CMB maps. *J. Cosm. Astropart. Phys.*, **2017** (8), 028. doi:10.1088/1475-7516/2017/08/028.
48. Aniyana A. K., Thorat K. (2017). Classifying radio galaxies with the convolutional neural network. *Astrophys. J. Suppl.*, **230** (2), 20. doi:10.3847/1538-4365/aa7333.
49. Lukic V., Brüggem M., Banfield J. K., et al. (2018). Radio galaxy Zoo: Compact and extended radio source classification with deep learning. *Mon. Notic. Roy. Astron. Soc.*, **476** (1), 246–260. doi:10.1093/mnras/sty163.
50. Ma Z., Xu H., Zhu J., et al. (2019). A machine learning based morphological classification of 14,245 radio AGNs selected from the Best-Heckman sample. *Astrophys. J. Suppl.*, **240** (2), 34. doi:10.3847/1538-4365/aaf9a2.
51. Scaife A. M. M., Porter F. (2021). Fanaroff-Riley classification of radio galaxies using group-equivariant convolutional neural networks. *Mon. Notic. Roy. Astron. Soc.*, **503** (2), 2369–2379. doi:10.1093/mnras/stab530.
52. Ciprijanović A., Kafkes D., Downey K., et al. (2021). DeepMerge. II. Building robust deep learning algorithms for merging galaxy identification across domains. *Mon. Notic. Roy. Astron. Soc.*, **506** (1), 677–691. doi:10.1093/mnras/stab1677.
53. Shamir L. (2021). Automatic identification of outliers in Hubble Space Telescope galaxy images. *Mon. Notic. Roy. Astron. Soc.*, **501** (4), 5229–5238. doi:10.1093/mnras/staa4036.
54. Vavilova I. B., Dobrycheva D. V., Vasylenko M. Y., et al. (2021). Machine learning technique for morphological classification of galaxies from the SDSS. I. Photometry-based approach. *Astron. and Astrophys.*, **648**, A122. doi:10.1051/0004-6361/202038981.
55. Vavilova I. B., Khramtsov V., Dobrycheva D. V., et al. (2022). Machine learning technique for morphological classification of galaxies from SDSS. II. The image-based morphological catalogs of galaxies at  $0.02 < z < 0.1$ . *Space Sci. & Technol.*, **28** (1), 3–22. doi:10.15407/knit2022.01.003.
56. Walmsley M., Smith L., Lintott C., et al. (2020). Galaxy Zoo: probabilistic morphology through Bayesian CNNs and active learning. *Mon. Notic. Roy. Astron. Soc.*, **491** (2), 1554–1574. doi:10.1093/mnras/stz2816.
57. Muller A., Guido S. (2016). *Introduction to Machine Learning with Python*. O'Reilly Media.
58. Melnyk O. V., Dobrycheva D. V., Vavilova I. B. (2012). Morphology and color indices of galaxies in Pairs: Criteria for the classification of galaxies. *Astrophys.*, **55** (3), 293–305. doi:10.1007/s10511-012-9236-7.
59. Dobrycheva D. V., Melnyk O. V., Vavilova I. B., Elyiv A. A. (2014). Environmental properties of galaxies at  $z < 0.1$  from the SDSS via the Voronoi tessellation. *Odessa Astron. Publ.*, **27**, 26.
60. Dobrycheva D. V., Melnyk O. V., Vavilova I. B., Elyiv A. A. (2015). Environmental density vs. colour indices of the low redshifts galaxies. *Astrophys.*, **58** (2), 168–180. doi:10.1007/s10511-015-9373-x.
61. Dobrycheva D. V., Vavilova I. B., Melnyk O. V., Elyiv A. A. (2017). *Machine learning technique for morphological classification of galaxies at  $z \leq 0.1$  from the SDSS*. arXiv:1712.08955.
62. Dobrycheva D. V. (2017). *Morphological content and color indices bimodality of a new galaxy sample at the redshifts  $z < 0.1$* . Ph.D. thesis. Kyiv: MAO of the NAS of Ukraine.
63. Dobrycheva D. V., Vavilova I. B., Melnyk O. V., Elyiv A. A. (2018). Morphological Type and Color Indices of the SDSS DR9 Galaxies at  $0.02 < z \leq 0.06$ . *Kinematics and Phys. Celestial Bodies*, **34** (6), 290–301. doi:10.3103/S0884591318060028.
64. Vasylenko M. Y., Dobrycheva D. V., Vavilova I. B., et al. (2019). Verification of Machine Learning Methods for Binary Morphological Classification of Galaxies from SDSS. *Odessa Astron. Publ.*, **32**, 46. doi:10.18524/1810-4215.2019.32.182538.

65. Khramtsov V., Dobrycheva D. V., Vasylenko M. Y., Akhmetov V. S. (2019). Deep learning for morphological classification of galaxies from SDSS. *Odessa Astron. Publ.*, **32**, 21. doi:10.18524/1810-4215.2019.32.182092.
66. Vasylenko M., Dobrycheva D., Khramtsov V., Vavilova I. (2020). Deep Convolutional Neural Networks models for the binary morphological classification of SDSS-galaxies. *Commun. BAO*, **67**, 354. doi:10.52526/25792776-2020.67.2-354.
67. Vavilova I., Dobrycheva D., Vasylenko M., et al. (2020). *Multiwavelength extragalactic surveys: Examples of data mining*. Knowledge Discovery in Big Data from Astronomy and Earth Observation. Eds. P. Skoda and F. Adam. Elsevier, Ch. 16, 307–323. doi:10.1016/B978-0-12-819154-5.00028-X.
68. Vavilova I., Elyiv A., Dobrycheva D., Melnyk O. (2021). *The Voronoi tessellation method in astronomy*. Intelligent Astrophysics. Eds I. Zelinka, M. Brescia, D. Baron. Springer, Cham, **39** (3), 57–79. doi:10.1007/978-3-030-65867-0\_3.
69. Vavilova I. B., Dobrycheva D. V., Vasylenko M. Y., et al. (2021). VizieR Online Data Catalog: SDSS galaxies morphological classification (Vavilova+, 2021), VizieR Online Data Catalog (2021) J/A+A/648/A122.
70. Vavilova I. B., Khramtsov V., Dobrycheva D. V., et al. VizieR Online Data Catalog: Galaxies at  $0.02 < z < 0.1$  morphological catalog (Vavilova+, 2022), VizieR Online Data Catalog (2022) J/other/KNIT/28.3/gal5mcls.
71. Willett K. W., Lintott C. J., Bamford S. P., et al. (2013). Galaxy Zoo 2: detailed morphological classifications for 304 122 galaxies from the Sloan Digital Sky Survey. *Mon. Notic. Roy. Astron. Soc.*, **435** (4), 2835–2860. doi:10.1093/mnras/stt1458.
72. Blanton M. R., Dalcanton J., Eisenstein D., et al. (2001). The luminosity function of galaxies in SDSS commissioning data. *Astron. J.*, **121** (5), 2358–2380. doi:10.1086/320405.
73. Yasuda N., Fukugita M., Narayanan V. K., et al. (2001). Galaxy Number Counts from the Sloan Digital Sky Survey Commissioning Data. *Astron. J.*, **122** (3), 1104–1124. doi:10.1086/322093.
74. Walmsley M., Lintott C., Geron T., et al. (2021). Galaxy ZOO DECaLSs: *Detailed visual morphology measurements from volunteers and deep learning for 314000 galaxies*. arXiv:2102.08414.
75. Lupton R., Blanton M. R., Fekete G., et al. (2004). Preparing red-green-blue images from CCD data. *Publ. ASP*, **116** (816), 133–137. doi:10.1086/382245.
76. Wang N., Choi J., Brand D., et al. (2018). *Training deep neural networks with 8-bit floating point numbers*. arXiv e-prints. arXiv:1812.08011.
77. Ren W., Yu Y., Zhang J., Huang K. (2014). *Learning convolutional nonlinear features for k nearest neighbor image classification*. 22nd Int. Conf. on Pattern Recognition, 4358–4363.
78. Honghui S. (2016). Galaxy classification with deep convolutional neural networks: Ph.D. thesis. University of Illinois at Urbana-Champaign.
79. Meyer B. J., Harwood B., Drummond T. (2018). *Deep metric learning and image classification with nearest neighbour Gaussian kernels*. 25th IEEE Int. Conf. on Image Processing, 151–155.
80. Pan J., Pham V., Dorairaj M., et al. (2020). *Adversarial validation approach to concept drift problem in user targeting automation systems at uber*. arXiv:2004.03045.
81. Bishop C. (1995). *Neural networks for pattern recognition*. Oxford: Univ. Press, USA.
82. Dieleman S., Willett K. W., Dambre J. (2015). Rotation-invariant convolutional neural networks for galaxy morphology prediction. *Mon. Notic. Roy. Astron. Soc.*, **450** (2), 1441–1459. doi:10.1093/mnras/stv632.
83. He K., Zhang X., Ren S., Sun J. (2015). *Deep residual learning for image recognition*. arXiv:1512.03385.
84. Vega-Ferrero J., Dominguez Sanchez H., Bernardi M., et al. (2021). Huertas-Company, Pushing automated morphological classifications to their limits with the Dark Energy Survey. *Mon. Notic. Roy. Astron. Soc.*, **506** (2), 1927–1943. doi:10.1093/mnras/stab594.
85. Bhambra P., Joachimi B., Lahav O. (2022). Explaining deep learning of galaxy morphology with saliency mapping. *Mon. Notic. Roy. Astron. Soc.*, **511** (4), 5032–5041. doi:10.1093/mnras/stac368.
86. Gupta R., Srijith P. K., Desai S. (2022). Galaxy morphology classification using neural ordinary differential equations. *Astron. Comp.*, **38**, 100543. doi:10.1016/j.ascom.2021.100543.
87. Huang G., Liu Z., van der Maaten L., Weinberger K. Q. (2018). *Densely connected convolutional networks*. arXiv:1608.06993.
88. Szegedy C., Vanhoucke V., Ioffe S., et al. (2015). *Rethinking the inception architecture for computer vision*. arXiv:1512.00567.
89. Szegedy C., Ioffe S., Vanhoucke V., Alemi A. (2016). *Inception-v4, inception resnet and the impact of residual connections on learning*. arXiv:1602.07261.
90. Zoph B., Vasudevan V., Shlens J. (2017). *Learning transferable architectures for scalable image recognition*. arXiv:1707.07012.
91. Simonyan K., Zisserman A. (2015). *Very deep convolutional networks for largescale image recognition*. arXiv:1409.1556.
92. Chollet F. (2017). *Xception: Deep learning with depthwise separable convolutions*. arXiv:1610.02357.
93. Bradley A. P. (1997). The use of the area under the ROC curve in the evaluation of machine learning algorithms. *Pattern Recognition*, **30** (7), 1145–1159. doi:10.1016/S0031-3203(96)00142-2.
94. Rahmani S., Teimoorinia H., Barmby P. (2018). Classifying galaxy spectra at  $0.5 < z < 1$  with self-organizing maps. *Mon. Notic. Roy. Astron. Soc.*, **478** (4), 4416–4432. doi:10.1093/mnras/sty1291.

95. Curti M., Hayden-Pawson C., Maiolino R., et al. (2022). What drives the scatter of local star-forming galaxies in the BPT diagrams? A Machine Learning based analysis. *Mon. Notic. Roy. Astron. Soc.*, **512** (3), 4136—4163. doi:10.1093/mnras/stac544.
96. Shi F., Liu Y.-Y., Sun G.L., et al. A support vector machine for spectral classification of emission-line galaxies from the Sloan Digital Sky Survey. *Mon. Notic. Roy. Astron. Soc.*, **453** (1), 122—127. doi:10.1093/mnras/stv1617.
97. Tempel E., Saar E., Liivamägi L. J., et al. (2011). Galaxy morphology, luminosity, and environment in the SDSS DR7. *Astron. and Astrophys.*, **529** (2011) A53. doi:10.1051/0004-6361/201016196.
98. Tojeiro R., Masters K. L., Richards J., et al. (2013). The different star formation histories of blue and red spiral and elliptical galaxies. *Mon. Notic. Roy. Astron. Soc.*, **432** (1), 359—373. doi:10.1093/mnras/stt484.
99. Vavilova I. B., Ivashchenko G. Y., Babyk I. V., et al. (2015). The astrocsmic databases for multi-wavelength and cosmological properties of extragalactic sources. *Space Sci. & Technol.*, **21** (3), 94—107. doi:10.15407/knit2015.05.094.
100. Guo R., Hao C.-N., Xia X., et al. (2020). Toward an understanding of the massive red spiral galaxy formation. *Astrophys. J.*, **897** (2), 162. doi:10.3847/1538-4357/ab9b75.
101. Mezcua M., Lobanov A. P., Mediavilla E., Karouzos M. (2014). Photometric decomposition of mergers in disk galaxies. *Astrophys. J.*, **784** (1), 16. doi:10.1088/0004-637X/784/1/16.
102. Simmons B. D., Lintott C., Willett K. W., et al. (2017). Galaxy Zoo: Quantitative visual morphological classifications for 48 000 galaxies from CANDELS. *Mon. Notic. Roy. Astron. Soc.*, **464** (4), 4420—4447. doi:10.1093/mnras/stw2587.
103. Bottrell C., Hani M. H., Teimoorinia H., et al. (2019). Deep learning predictions of galaxy merger stage and the importance of observational realism. *Mon. Notic. Roy. Astron. Soc.*, **490** (4), 5390—5413. doi:10.1093/mnras/stz2934.
104. Pearson W. J., Wang L., Trayford J. W. Petrillo E., van der Tak F. F. S. (2019). Identifying galaxy mergers in observations and simulations with deep learning. *Astron. and Astrophys.*, **626**, A49. doi:10.1051/0004-6361/201935355.
105. Cabrera-Vives G., Miller C. J., Schneider J. Systematic labeling bias in galaxy morphologies. *Astron. J.*, **156** (6), 284. doi:10.3847/1538-3881/aae9f4.
106. Hart R. E., Bamford S. P., Willett K. W., et al. (2016). Galaxy Zoo: comparing the demographics of spiral arm number and a new method for correcting redshift bias. *Mon. Notic. Roy. Astron. Soc.*, **461** (4), 3663—3682. doi:10.1093/mnras/stw1588.
107. Tarsitano F., Bruderer C., Schawinski K., Hartley W. G. (2022). Image feature extraction and galaxy classification: a novel and efficient approach with automated machine learning. *Mon. Notic. Roy. Astron. Soc.*, **511** (3), 3330—3338. doi:10.1093/mnras/stac233.
108. Gauthier A., Jain A., Noordeh E. (2016). Galaxy Morphology Classification. e-proceedings, 1—6. URL: <http://cs229.stanford.edu/proj2016/report/GauthierJainNoordeh-GalaxyMorphology-report.pdf> (Last accessed: 30.09.2022).
109. Barchi P. H., de Carvalho R. R., Rosa R. R., et al. (2020). Machine and Deep Learning applied to galaxy morphology. A comparative study. *Astron. Comp.*, **30**, 100334. doi:10.1016/j.ascom.2019.100334.
110. Mittal A., Soorya A., Nagrath P., Hemanth D. J. (2020). Data augmentation based morphological classification of galaxies using deep convolutional neural network. *Earth Sci. Inform.*, **13**, 601—617. doi:10.1007/s12145-019-00434-8.
111. Sreejith S., Pereverzyev J., Kelvin L. S., et al. (2018). Galaxy and mass assembly: Automatic morphological classification of galaxies using statistical learning. *Mon. Notic. Roy. Astron. Soc.*, **474** (4), 5232—5258. doi:10.1093/mnras/stx2976.
112. Ghosh A., Urry C. M., Wang Z., et al. (2020). Galaxy morphology network: A convolutional neural network used to study morphology and quenching in ~100,000 SDSS and ~20,000 CANDELS galaxies. *Astrophys. J.*, **895** (2), 112. doi:10.3847/1538-4357/ab8a47.
113. Walmsley M., Scaife A. M. M., Lintott C., et al. (2022). Practical galaxy morphology tools from deep supervised representation learning. *Mon. Notic. Roy. Astron. Soc.*, **513** (2), 1581—1599. doi:10.1093/mnras/stac525.
114. Gauci A., Zarb Adami K., Abela J. (2010). *Machine learning for galaxy morphology classification*. arXiv:1005.0390.
115. Domínguez Sánchez H., Huertas-Company M., Bernardi M., et al. (2018). Improving galaxy morphologies for SDSS with deep learning. *Mon. Notic. Roy. Astron. Soc.*, **476** (3), 3661—3676. doi:10.1093/mnras/sty338.
116. Yao-Yu Lin J., S.-M. Liao, Huang H.-J., et al. (2021). *Galaxy morphological classification with efficient vision transformer*. arXiv:2110.01024.
117. Karachentseva V. E., Vavilova I. B. (1994). Clustering of low surface brightness dwarf galaxies. I. General properties. *Bull. SAO*, **37**, 98—118.
118. Karachentseva V. E., Vavilova I. B. (1995). Clustering of dwarf galaxies with low surface brightness. II. The Virgo cluster. *Kinematics and Phys. Celestial Bodies.*, **11** (5), 38—48.
119. Sabatini S., Roberts S., Davies J. (2003). Dwarf LSB galaxies and their environment: The Virgo cluster, the Ursa Major cluster, isolated galaxies and voids. *Astrophys. J. Supl. Ser.*, **285** (1), 97—106. doi:10.1023/A:1024609809391.
120. Du W., Cheng C., Wu H., et al. (2019). Low Surface Brightness Galaxy catalogue selected from the .40-SDSS DR7 Survey and Tully-Fisher relation. *Mon. Notic. Roy. Astron. Soc.*, **483** (2), 1754—1795. doi:10.1093/mnras/sty2976.
121. Zhu X.-P., Dai J.-M., Bian C. J., et al. (2019). Galaxy morphology classification with deep convolutional neural networks. *Astrophys. Space Sci.*, **364** (4), 55. doi:10.1007/s10509-019-3540-1.

122. Dhar S., Shamir L. (2022). Systematic biases when using deep neural networks for annotating large catalogs of astronomical images. *Astron. Comp.*, **38**, 100545. doi:10.1016/j.ascom.2022.100545.
123. Smethurst R. J., Masters K. L., Simmons B. D., et al. (2022). Quantifying the poor purity and completeness of morphological samples selected by galaxy colour. *Mon. Notic. Roy. Astron. Soc.*, **510** (3), 4126–4133. doi:10.1093/mnras/stab3607.
124. Kautsch S. J., Grebel E. K., Barazza F. D., et al. (2006). A catalog of edge-on disk galaxies. From galaxies with a bulge to superthin galaxies. *Astron. and Astrophys.*, **445** (2), 765–778. doi:10.1051/0004-6361/20053981.
125. Bizyaev D. V., Kautsch S. J., Mosenkov A. V., et al. (2014). The catalog of edge-on disk galaxies from SDSS. I. The catalog and the structural parameters of stellar disks. *Astrophys. J.*, **787** (1), 24. doi:10.1088/0004-637X/787/1/24.
126. Lima-Dias C., Monachesi A., Torres-Flores S., et al. (2021). An environmental dependence of the physical and structural properties in the Hydra cluster galaxies. *Mon. Notic. Roy. Astron. Soc.*, **500** (1), 1323–1339. doi:10.1093/mnras/staa3326.
127. Domínguez-Sánchez H., Huertas-Company M., Bernardi M., et al. (2019). Transfer learning for galaxy morphology from one survey to another. *Mon. Notic. Roy. Astron. Soc.*, **484** (1), 93–100. doi:10.1093/mnras/sty3497.
128. Lingard T. K., Masters K. L., Krawczyk C., et al. (2020). Galaxy Zoo builder: Four-component photometric decomposition of spiral galaxies guided by citizen science. *Astrophys. J.*, **900** (2), 178. doi:10.3847/1538-4357/ab9d83.
129. Schawinski K., Urry C. M., Simmons B. D., et al. (2014). The green valley is a red herring: Galaxy Zoo reveals two evolutionary pathways towards quenching of star formation in early- and late-type galaxies. *Mon. Notic. Roy. Astron. Soc.*, **440** (1), 889–907. doi:10.1093/mnras/stu327.
130. Madore B. F., Nelson E., Petrillo K. (2009). VizieR Online Data Catalog: Collisional ring galaxies atlas (Madore+, 2009). VizieR Online Data Catalog (2009) J/ApJS/181/572.
131. Smirnov D. V., Reshetnikov V. P. (2022). *The luminosity function of ringed galaxies*. arXiv:2209.06875.
132. Hoyle B., Masters K. L., Nichol R. C., et al. (2011). Galaxy Zoo: bar lengths in local disc galaxies. *Mon. Notic. Roy. Astron. Soc.*, **415** (4), 3627–3640. doi:10.1111/j.1365-2966.2011.18979.x.
133. Reza M. (2021). Galaxy morphology classification using automated machine learning. *Astron. Comp.*, **37**, 100492. doi:10.1016/j.ascom.2021.100492.
134. Vavilova I. B., Karachentseva V. E., Makarov D. I., Melnyk O. V. (2005). Triplets of galaxies in the local supercluster. I. Kinematic and virial parameters. *Kinematics and Phys. Celestial Bodies*, **21** (1), 3–20.
135. Darg D. W., Kaviraj S., Lintott C. J., et al. (2010). Galaxy Zoo: The fraction of merging galaxies in the SDSS and their morphologies. *Mon. Notic. Roy. Astron. Soc.*, **401** (2), 1043–1056. doi:10.1111/j.1365-2966.2009.15686.x.
136. Weston M. E., McIntosh D. H., Brodwin M., et al. Incidence of WISE-selected obscured AGNs in major mergers and interactions from the SDSS. *Mon. Notic. Roy. Astron. Soc.*, **464** (4), 3882–3906. doi:10.1093/mnras/stw2620.
137. Pearson W. J., Suelves L. E., Ho S. C. C., et al. (2022). North Ecliptic Pole merging galaxy catalogue. *Astron. and Astrophys.*, **661**, A52. doi:10.1051/0004-6361/202141013.
138. Ahn C. P., Alexandroff R., Allende Prieto C., et al. (2012). The Ninth Data Release of the Sloan Digital Sky Survey: First Spectroscopic Data from the SDSS-III Baryon Oscillation Spectroscopic Survey. *Astrophys. J. Supl.*, **203** (2), 21. doi:10.1088/0067-0049/203/2/21.
139. Blanton M. R., Bershadsky M. A., Abolfathi B., et al. (2017). SDSS IV: Mapping the Milky Way, nearby galaxies, and the distant universe. *Astron. J.*, **154**, 28. doi:10.3847/1538-3881/aa7567.
140. Wenger M., Ochslein F., Egret D., et al. (2000). The SIMBAD astronomical database. The CDS reference database for astronomical objects. *Astron. and Astrophys. Supl.*, **143**, 9–22. doi:10.1051/aas:2000332.

Стаття надійшла до редакції 22.09.2022

Після доопрацювання 29.09.2022

Прийнято до друку 02.10.2022

Received 22.09.2022

Revised 29.09.2022

Accepted 02.10.2022

*В. Храмов*<sup>1</sup>, аспірант

<https://orcid.org/0000-0003-1744-7071>

E-mail: vld.khramtsov@gmail.com

*І. Б. Вавилова*<sup>2</sup>, зав. відділу, д-р фіз.-мат. наук, проф.

<https://orcid.org/0000-0002-5343-1408>

E-mail: irivav@mao.kiev.ua

*Д. В. Добричева*<sup>2</sup>, старш. наук. співроб., канд. фіз.-мат. наук,

<https://orcid.org/0000-0001-5557-3453>

E-mail: daria@mao.kiev.ua

*М. Ю. Василенко*<sup>2</sup>, аспірант

<https://orcid.org/0000-0002-7714-0779>

E-mail: vasmah@mao.kiev.ua

*О. В. Мельник*<sup>2</sup>, старш. наук. співроб., канд. фіз.-мат. наук

E-mail: melnykol@gmail.com

*А. А. Елій*<sup>2</sup>, старш. наук. співроб., канд. фіз.-мат. наук

<https://orcid.org/0000-0001-6215-1048>

E-mail: andrii.elyiv@gmail.com

*В. С. Ахметов*<sup>1</sup>, заст. дир. з наук. роботи, канд. фіз.-мат. наук

E-mail: akhmetovvs@gmail.com

*А. М. Дмитренко*<sup>1</sup>, аспірант

E-mail: astronom.karazin007@gmail.com

<sup>1</sup> НДІ астрономії, Харківський національний університет ім. В. Н. Каразіна

вул. Сумська 35, Харків, Україна, 61022

<sup>2</sup> Головна астрономічна обсерваторія НАН України

вул. Академіка Заболотного 27, Київ, Україна, 03143

## МАШИННЕ НАВЧАННЯ ДЛЯ МОРФОЛОГІЧНОЇ КЛАСИФІКАЦІЇ ГАЛАКТИК ІЗ ОГЛЯДУ SDSS.

### III. ДЕТАЛЬНІ ХАРАКТЕРИСТИКИ ЗА ОБРОБКОЮ ЗОБРАЖЕНЬ У ЗГОРТКОВІЙ НЕЙРОННІЙ МЕРЕЖІ

Стаття є продовженням наших робіт із застосування різних методів машинного навчання до морфологічної класифікації галактик (Vavilova et al., 2021, 2022). Ми досліджували вибірку ~315 800 SDSS DR9 галактик із абсолютними зоряними величинами  $-24^m < M_r < -19.4^m$  на червоних зміщеннях  $0.003 < z < 0.1$  як цільову вибірку даних для CNN класифікатора. Оскільки цільова вибірка тісно перетинається із Galaxy Zoo 2 (GZ2), ми використовуємо ці анотовані дані як навчальну вибірку для класифікації галактик за 34 детальними морфологічними характеристиками. За наявності вираженої різниці у яскравості і розмірах між галактиками з навчальної вибірки і галактиками без відомих морфологічних параметрів ми застосували нові методи, які дозволили нам вперше позбутися цієї різниці для менших і слабкіших галактик SDSS із  $m_r < 17.7$ . У статті детально описано ці методи змагальної перевірки, а також процедури оптимального розподілу галактик із тренувальної вибірки для перевірки CNN-моделі на основі DenseNet-201. Ми також знайшли оптимальні трансформації зображень галактик (зміна яскравості, повороти, підгонка розмірів тощо), які допомагають покращити ефективність CNN-класифікатора у пошуку подібності зображень.

Це можна розглядати як ще один спосіб покращити точність морфологічної деталізації зображень галактик, для яких вона була статистично низькою в проєкті GZ. Такий підхід, подібно до аутоімунізації, коли CNN-класифікатор, навчений на дуже хороших зображеннях, здатний перенавчити погані зображення з тієї самої однорідної вибірки, можна вважати аналогічним іншим методам покращення байеса. Найбільш багатообіцяючий результат щодо ймовірності CNN-прогнозування отримано для таких морфологічних характеристик галактик як кільця, бар, балдж, ознаки взаємодії, іррегулярності тощо, — точність становить від 83.3 до 99.4 % за винятком характеристик «порушена структура» (68.55 %) і «середня закрутка спіральних рукавів» (77.39 %).

У результаті ми вперше визначили детальну морфологічну класифікацію для більш ніж 140 000 галактик на  $z < 0.1$ , переважна більшість яких має низьку яскравість. Візуальна перевірка вибірок галактик з певними морфологічними ознаками дозволила виявити типові проблемні точки CNN-класифікації зображень галактик з астрономічної точки зору.

Морфологічні каталоги галактик SDSS із найцікавішими морфологічними особливостями доступні на веб-сайті УкрВО (<http://ukr-vo.org/galaxies/>) та Vizier.

**Ключові слова:** галактики, морфологічна класифікація, методи: аналіз даних, згортова нейронна мережа (CNN), обробка зображень.

<https://doi.org/10.15407/knit2022.05.056>

УДК 520.86

**В. В. КЛЕЩОНОК**<sup>1</sup>, старш. наук. співроб., канд. фіз.-мат. наук  
ORCID 0000-0002-4832-371X

E-mail: [klev@knu.ua](mailto:klev@knu.ua)

**В. Л. КАРБОВСЬКИЙ**<sup>2</sup>, наук. співроб.

E-mail: [karb1234@ukr.net](mailto:karb1234@ukr.net)

**М. І. БУРОМСЬКИЙ**<sup>1</sup>, пров. інж.

E-mail: [nburomsky@ukr.net](mailto:nburomsky@ukr.net)

**М. В. ЛАШКО**<sup>2</sup>, наук. співроб., канд. пед. наук

E-mail: [mykhaylo.lashko@gmail.com](mailto:mykhaylo.lashko@gmail.com)

**Ю. М. ГОРБАНЬОВ**<sup>3</sup>, старш. наук. співроб., канд. фіз.-мат. наук

E-mail: [skydust@ukr.net](mailto:skydust@ukr.net)

**В. І. КАШУБА**<sup>3</sup>, наук. співроб.

E-mail: [v.kashuba@onu.edu.ua](mailto:v.kashuba@onu.edu.ua)

**С. Р. КІМАКОВСЬКИЙ**<sup>3</sup>, спостерігач-фахівець

E-mail: [keysunai@gmail.com](mailto:keysunai@gmail.com)

**В. І. ШАВЛОВСЬКИЙ**<sup>2</sup>, наук. співроб.

E-mail: [svitaly@mao.kiev.ua](mailto:svitaly@mao.kiev.ua)

**О. В. АНГЕЛЬСЬКИЙ**<sup>4</sup>, спостерігач-фахівець

E-mail: [a.v.angelsky@gmail.com](mailto:a.v.angelsky@gmail.com)

**В. С. ЦЕХМЕЙСТРЕНКО**<sup>5</sup>, спостерігач-фахівець

E-mail: [astronom\\_tvs@ukr.net](mailto:astronom_tvs@ukr.net)

**М. М. МИШЕВСЬКИЙ**<sup>6</sup>, спостерігач-фахівець

E-mail: [nikastro@ukr.net](mailto:nikastro@ukr.net)

**А. В. РЕВУН**<sup>7</sup>, спостерігач-фахівець

E-mail: [lsao@ukr.net](mailto:lsao@ukr.net)

<sup>1</sup>Астрономічна обсерваторія Київського національного університету імені Тараса Шевченка  
вул. Обсерваторна 3, Київ, Україна, 04053

<sup>2</sup>Головна астрономічна обсерваторія Національної академії наук України  
вул. Академіка Заболотного 27, Київ, Україна, 03143

<sup>3</sup>Астрономічна обсерваторія Одеського національного університету ім. І. І. Мечникова  
вул. Маразліївська 1в (парк Т. Г. Шевченко), Одеса, Україна, 65014

<sup>4</sup>Одеське товариство аматорів астрономії «Астродес»  
вул. Маразліївська, 1в (парк Т. Г. Шевченко), Одеса, Україна, 65014

<sup>5</sup>Приватна астрономічна обсерваторія L58 «Небесна Сова»  
вул. Агронавтів 32, смт. Великодолинське, Овідіопільський р-н, Одеська обл., Україна, 67832

<sup>6</sup>Приватна астрономічна обсерваторія L33  
вул. Незалежності 114, Ананьїв, Одеська обл., Україна, 66400

<sup>7</sup>Лозівська шкільна астрономічна обсерваторія  
вул. Грушевського 61, НВК «Лозівська ЗОШ І-III ст.-ДНЗ», с. Лозова, Тернопільський р-н, Тернопільська обл.,  
Україна, 47706

Цитування: Клещенок В. В., Карбовський В. Л., Буромський М. І., Лашко М. В., Горбаньов Ю. М., Кашуба В. І., Кімаковський С. Р., Шавловський В. І., Ангельський О. В., Цехмейстренко В. С., Мишевський М. М., Ревун А. В. Покриття зір малими планетами Сонячної системи: стан спостережних програм в Україні. *Космічна наука і технологія*. 2022. **28**, № 5 (138). С. 56–66. <https://doi.org/10.15407/knit2022.05.056>



## ПОКРИТТЯ ЗІР МАЛИМИ ПЛАНЕТАМИ СОНЯЧНОЇ СИСТЕМИ: СТАН СПОСТЕРЕЖНИХ ПРОГРАМ В УКРАЇНІ

Наведено опис завдань, які можна вирішувати за допомогою спостережень покривів зірок малими тілами Сонячної системи. Для спостереження покривів зірок в Головній астрономічній обсерваторії Національної академії наук України (ГАО НАН України) спільно з Астрономічною обсерваторією Київського національного університету імені Тараса Шевченка створений програмно-апаратний комплекс для роботи на довгофокусних телескопах. Комплекс використовує високочутливу ПЗЗ-камеру Arogee Alta U47 в режимі синхронного переносу заряду. До складу комплексу входить також редуктор фокуса з блоком світлофільтрів. Комплекс може використовуватися на телескопах АЗТ-2 ГАО НАН України і АЗТ-14 спостережної станції Лісники. Виготовлений також мобільний комплекс на основі телескопа системи Ньютона ( $D = 203$  мм,  $F = 1200$  мм) і комп'ютеризованого монтування Sky-Watcher EQ-5 з системою GOTO для організації виїзних спостережень.

Цінність спостережень покривів істотно збільшується при використанні декількох пунктів спостережень. Для цього розпочато створення групи спостерігачів покривів в Україні. До її складу входять спостерігачі Астрономічної обсерваторії Одеського національного університету ім. І. І. Мечникова, які використовують телескоп Річі — Кретьєна ОМТ-800 ( $D = 800$  мм,  $F = 2134$  мм) з ПЗЗ-камерою QHY174M GPS станції Маяки і телескоп системи Шмідта ( $D = 271.25$  мм,  $F = 440$  мм) з камерою «ВІДЕОСКАН-415-2001» станції Крижанівка. До групи входять також кілька аматорських обсерваторій. Серед них станції в смт. Петрівка Одеської обл., Лозівська шкільна астрономічна обсерваторія в Тернопільській обл., Приватна астрономічна обсерваторія L33 м. Ананіїв Одеської обл. та Приватна обсерваторія L58 «Небесна Сова» в смт. Великодолинське Одеської обл. Наведено опис апаратури, яка використовується в цих пунктах спостережень, та кілька прикладів результативних спостережень покривів даною групою.

**Ключові слова:** покриття зір, апаратура для спостережень покривів.

### ВСТУП

Для розуміння походження та еволюції Сонячної системи необхідно знати точні параметри всіх тіл та їхній розподіл за розмірами. Спостереження покривів зір астероїдами є незалежним прямим методом отримання інформації про форму та розміри астероїдів [12]. Такі спостереження в даній смузі покрива зорі даним об'єктом дають змогу встановити з високою точністю елементи орбіти малої планети [11]. Іноді за допомогою цього ж методу можна виявити кратність астероїдів та кілець навколо астероїдів [3]. Головна перевага методу покривів полягає в тому, що він дає змогу наземними методами з використанням невеликих і аматорських телескопів отримати з високою кутовою роздільною здатністю інформацію про розміри об'єктів Сонячної системи та параметри зір, які покриваються. Для зір, які покриваються, можна встановити кратність або за умови реєстрації дифракційної картини визначити їх кутовий розмір [10]. Другий клас об'єктів, які покривають зорі, — це комети. Для комет, крім стандартних задач визначення форми і розмірів ядра, є також задача дослідження розподілу речовини у внутрішній комі комети. При цьому

можна отримати інформацію про структурні особливості у навколоядерній області (джети, оболонки, опахала), про активні ділянки на поверхні ядра комети та визначення альbedo пилових частинок у кометній комі [7, 9]. Для всього комплексу подібних задач в Головній астрономічній обсерваторії Національної академії наук України (ГАО НАН України) спільно з Астрономічною обсерваторією Київського національного університету імені Тараса Шевченка (АО КНУ) було створено комплекс для спостереження покривів зір тілами Сонячної системи [1].

Синхронні спостереження покрива зорі з декількох пунктів мають більшу інформативність і достовірність результатів. Тому спочатку було проведено роботу щодо виявлення можливості і перспективності подібних досліджень. Щоб збільшити кількість пунктів, було запропоновано іншим астрономічним установам і аматорам приєднатися до спостережень покривів для створення української мережі спостерігачів. В результаті було створено групу спостерігачів покривів, які виявили бажання брати участь в спостереженнях. Нижче описано пункти, які приєдналися до групи спостерігачів покривів, та апа-

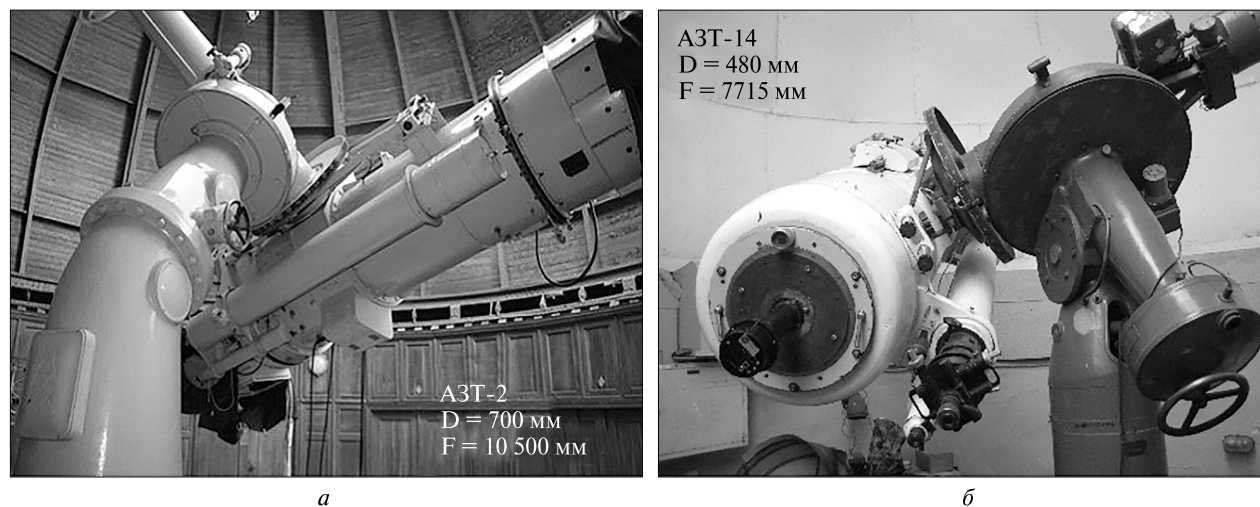


Рис. 1. Телескопи АЗТ-2 ГАО НАН України (а) і АЗТ-14 на станції в с. Лісники (б), на яких використовується комплекс для спостережень покриттів

ратура, яка використовується для спостережень у даних пунктах.

**Київська група.** Київська група представлена співробітниками ГАО НАН України і АО КНУ. Для спостережень покриттів розроблено та створено апаратно-програмний комплекс для телескопів з довгим фокусом [1]. У фокальну площину довгофокусного телескопа поміщається оптичний редуктор з блоком *BVRI*-світлофільтрів. Даний редуктор укорочує фокусну відстань телескопа у 4.5 раз, тим самим значно збільшуючи відносний отвір телескопа. Таке перетворення фокуса значно збільшує чутливість і поле зору комплексу. У ролі приймача зображення використовується ПЗЗ-камера Arcee Alta U47 (1024 × 1024 пкл, розмір пікселя 13 × 13 мкм). Для запису явищ покриттів в ній використовується режим синхронного переносу заряду (TDI).

Даний апаратний комплекс для спостереження покриттів зір використовується на стаціонарних довгофокусних телескопах АЗТ-2 (ГАО НАНУ, код 083,  $D = 700$  мм,  $F = 10500$  мм) та АЗТ-14 (станція у с. Лісники, код 585,  $D = 480$  мм,  $F = 7715$  мм) (рис. 1).

Без блоку оптичного редуктора апаратно-програмний комплекс використовується для спостережень покриттів зір на телескопі «Mirage 7» системи Шмідта — Касегрена ( $D = 180$  мм,

$F = 1800$  мм), який розташовано на території АО КНУ (код 085) у м. Києві.

**Мобільний астрономічний комплекс.** Для можливості проведення спостережень в найбільш імовірній зоні та отримання додаткових пунктів до стаціонарно встановлених телескопів на базі ГАО НАН України розроблено та виготовлено мобільний астрономічний комплекс для спостережень покриттів зір небесними об'єктами [6]. Структурну схему мобільного комплексу показано на рис. 2. До мобільного комплексу входять:

- короткофокусний телескоп з автоматичною системою наведення на небесні об'єкти та механізмом точного часового ведення;
- блок світлофільтрів;
- CMOS- або ПЗЗ-камера;
- керуючий комп'ютер;
- GPS-приймач;
- система живлення приладів та електронних вузлів комплексу;
- перетворювач DC/AC 12В/220В;
- бортовий автомобільний акумулятор;
- автомобіль.

Телескоп виготовлено за системою Ньютона. Дзеркало телескопа має діаметр 203 мм та фокусну відстань 1200 мм. В мобільному астрономічному комплексі використано комп'ютеризоване екваторіальне монтування Sky-Watcher EQ-5 із

системою GOTO. За допомогою пульта керування з системою SynScan здійснюється наведення телескопа на потрібний небесний об'єкт або на ділянку неба з відповідними координатами. Ручний пульт керування має можливість приєднатися до комп'ютера, що дає змогу керувати монтуванням за допомогою поширених програм-планетаріїв. У передфокальній площині телескопа встановлено блок стандартних BGR-світлофільтрів. Як приймач зображення може використовуватися та сама ПЗЗ-камера Arcopee Alta U47 в режим TDI з GPS-приймачем, описаним в роботах [1, 5]. Крім цієї камери, можуть використовуватися CMOS-камери Atik 16 (752 × 582 пікселів розміром 8.6 × 8.3 мкм) або SXVF-M7 (752 × 582 пікселів розміром 8.3 × 8.3 мкм). Для цих камер використовується інший метод запису явища покриття. Під час спостережень за допомогою CMOS- або ПЗЗ-камер, які не мають TDI-режиму, реєстрація покриття відбувається у вигляді послідовності кадрів у fits- або tiff-форматах.

Система живлення інтегрує в собі адаптери живлення всіх пристроїв мобільного астрономічного комплексу. Вхідною напругою для системи є змінна напруга 220 В, яка виробляється перетворювачем DC/AC 12В/220В. Перетворювач виготовлено на базі блока UPS моделі BNT 600A шляхом доробки і модернізації. Бортовий акумулятор автомобіля Daewoo Lanos 1.5 використовується як джерело живлення перетворювача DC/AC 12В/220В.

Проведено декілька сеансів тестових спостережень з метою визначення основних параметрів мобільного астрономічного комплексу та уточнення методики спостережень. Для цього були проведені спостереження скупчення NGC 6709. Після обробки отримано такі результати: масштаб зображення — 2.1"/пкл, поле зору з ПЗЗ-камерою Arcopee Alta U47 — 37.5'. Якість зображення відповідає розміру зображення зорі 2.3...2.5 пкл. Завдяки своїй мобільності астрономічний комплекс дає можливість проводити спостереження великої кількості явищ покриттів, територіально не прив'язуючись до окремих пунктів, на відміну від стаціонарно встановлених телескопів.

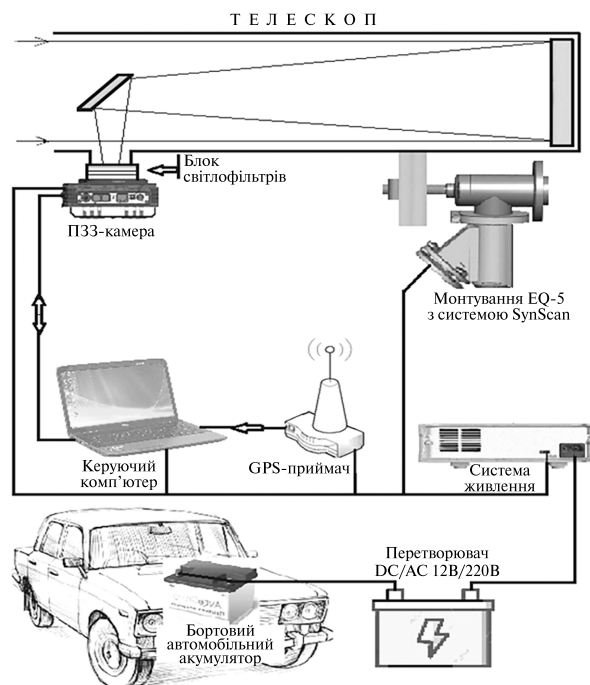


Рис. 2. Структурна схема мобільного астрономічного комплексу

**Пункти спостережень Астрономічної обсерваторії Одеського національного університету ім. І. І. Мечникова.** До спостережень покриттів зір небесними об'єктами долучилися астрономи Астрономічної обсерваторії Одеського національного університету ім. І. І. Мечникова. Для цих спостережень використовуються спостережні інструменти станцій Маяки та Крижанівка (рис. 3). На станції Маяки (код 583) використовується телескоп системи Річі — Кретьєна ОМТ-800 ( $D = 800$  мм,  $F = 2134$  мм) з CMOS-камерою QHY174M GPS. Камера має кількість пікселів 1920 × 1200, розмір пікселя 5.86 × 5.86 мкм. Лінійний розмір матриці 11.25 × 7.03 мм, що на даному телескопі забезпечує поле зору 18.1' × 11.3', масштаб 0.56"/пкл. Ця камера добре підходить для організації спостережень покриттів, оскільки має вбудований GPS-приймач, який фіксує моменти початку і тривалості експозиції з точністю до часток мікросекунд.

Технічне забезпечення станції Крижанівка (код А85) для спостереження покриттів вклю-

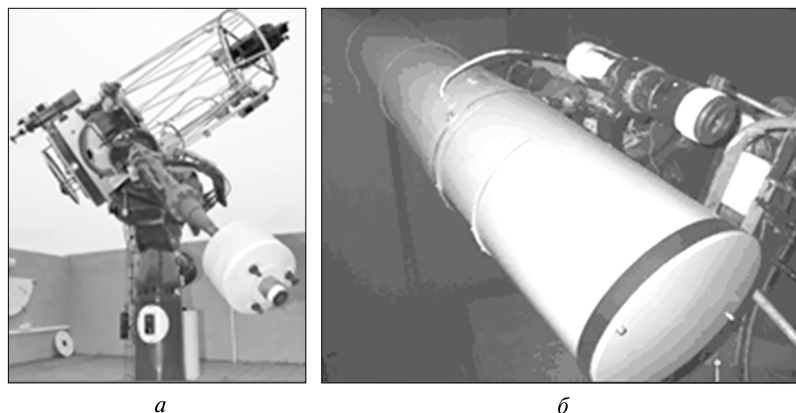
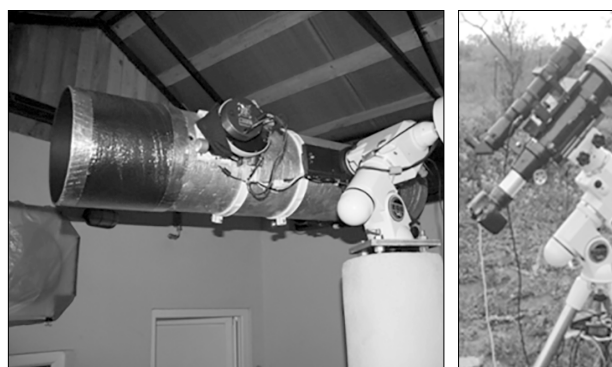
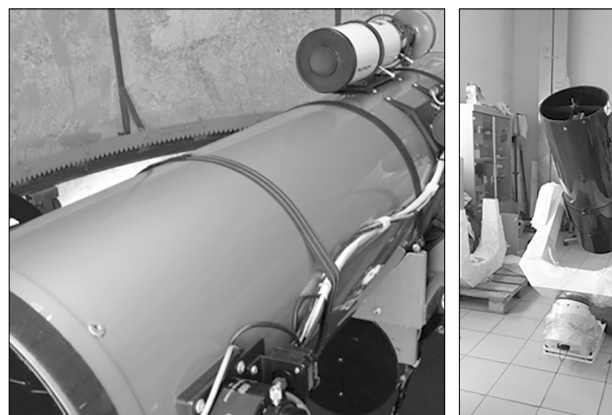


Рис. 3. Інструменти, що використовуються в Одеській обсерваторії для спостережень покриттів: *а* — телескоп ОМТ-800 станції Маяки, *б* — телескоп системи Шмідта станції Крижанівка



*а*

*б*



*в*

*г*

Рис. 4. Зовнішній вигляд аматорських телескопів, що використовують для спостереження покриттів: *а* — приватна астрономічна обсерваторія L33, *б* — станція смт. Петрівка, *в* — приватна астрономічна обсерваторія L58, *г* — Лозівська шкільна астрономічна обсерваторія

чає телескоп системи Шмідта ( $D = 271.25$  мм,  $F = 440$  мм), GPS-приймач і камеру «ВІДЕО-СКАН-415-2001». Камера має  $580 \times 768$  пікселів, масштаб  $3.87''/\text{пкл}$  і поле зору  $37' \times 50'$ .

До спостережень покриттів зір астероїдами залучено також певні групи аматорів астрономії з відповідним технічним забезпеченням.

#### **Приватна астрономічна обсерваторія L33.**

Обсерваторія розташована у м. Ананьїв Одеська обл. ( $\lambda = 29^{\circ}57'16''$ ,  $\phi = 47^{\circ}44'01''$ ). Вона брала участь в астрономічних спостереженнях, і їй присвоєно код L33. Для спостережень використовується телескоп системи Ньютона  $D = 250$  мм,  $F = 1200$  мм з монтуванням EQ-6 і ПЗЗ-камерою Atik 314L+ (рис. 4, *а*). Камера має  $1392 \times 1040$  пікселів розміром  $6.45 \times 6.45$  мкм, що забезпечує з даним телескопом масштаб  $1.11''/\text{пкл}$  і поле зору  $25.7' \times 19.2'$ .

**Станція смт. Петрівка** ( $\lambda = 30^{\circ}43'16''$ ,  $\phi = 46^{\circ}55'01''$  Одеська обл.). Створено напівмобільну станцію спостережень покриттів, обладнану телескопом системи Ньютона ( $D = 200$  мм,  $F = 800$  мм) з монтуванням NEQ-6 Pro і телескопом Orion ( $D = 80$  мм,  $F = 600$  мм) з системою GOTO SynScan, і камерою QHY5III462C  $1920 \times 1080$  пікселів та GPS-приймачем (рис. 4, *б*).

#### **Приватна обсерваторія «Небесна Сова» L58.**

Обсерваторія розміщується у смт. Великодолинське Одеської обл. ( $\lambda = 30^{\circ}34'15''$ ,  $\phi = 46^{\circ}19'52''$ ). Технічне забезпечення спостережної станції: телескоп Ньютона  $D = 300$  мм з фокусом 1575 мм і камерою Atik 314L моно з розміром пікселя

6.45 × 6.45 мкм. При спостереженнях використовується комплект ширококугових *BVR*-світлофільтрів (рис. 4, *в*).

**Лозівська шкільна астрономічна обсерваторія** ( $\lambda = 25^{\circ}60'16''$ ,  $\phi = 49^{\circ}59'94''$  Тернопільська обл.) Це стаціонарна станція, оснащена телескопом системи Ньютона ( $D = 365$  мм,  $F = 1470$  мм, світ-

лосила 1:4). Монтування вилочне — WSF 240 (рис. 4, *з*). CMOS-камера Orion Starshoot з кількістю пікселів  $4128 \times 2808$  розміром  $4.6 \times 4.6$  мкм, що відповідає масштабу  $0.65''/\text{пкл}$  і полю зору  $44.7' \times 30.4'$ .

На рис. 4 зображено зовнішній вигляд аматорських телескопів, а у табл. 1 наведено узагальне-

Таблиця 1. Зведені дані про інструменти для спостережень покриттів зір

Обсерваторія, група	Станція місцезнаходження	Телескоп	Монтування	Камера
Київська група (ГАО НАН України, АО КНУ)	ГАО НАН України	A3T-2 $D = 700$ мм $F = 10500$ мм	Екваторіальне	Apogee Alta U47 $1024 \times 1024$ пкл + оптичний редуктор
	Лісники	A3T-14 $D = 480$ мм $F = 7715$ мм	Екваторіальне	Apogee Alta U47 $1024 \times 1024$ пкл + оптичний редуктор
	АО КНУ	Mirage 7 $D = 180$ мм $F = 1800$ мм	Екваторіальне	Apogee Alta U47 $1024 \times 1024$ пкл
	Мобільний комплекс	Ньютон $D = 203$ мм $F = 1200$ мм	Екваторіальне	Apogee Alta U47 $1024 \times 1024$ пкл, SXVF-M7 $752 \times 582$ пкл, Atik 16 $752 \times 582$ пкл
Астрономічна обсерваторія Одеського національного університету ім. І. І. Мечникова	Маяки	OMT-800 $D = 800$ мм $F = 2134$ мм	Екваторіальне	QHY174M GPS $1920 \times 1200$ пкл
	Крижанівка	Шмідт $D = 271.25$ мм $F = 440$ мм	Екваторіальне	ВІДЕОСКАН-415-2001 $580 \times 768$ пкл
Приватна обсерваторія L33	м. Ананьїв	Ньютон $D = 250$ мм $F = 1200$ мм	EQ-6	Atik 314L+ $1392 \times 1040$ пкл
Приватна обсерваторія L58	сmt. Великодолинське	Ньютон $D = 300$ мм $F = 1575$ мм	Вилочне екваторіальне	Atik 314L mono $1392 \times 1040$ пкл
Аматорська станція	сmt. Петрівка	Ньютон $D = 200$ мм $F = 800$ мм	NEQ-6 Pro	QHY5III462C $1920 \times 1080$ пкл
		Orion $D = 80$ мм $F = 600$ мм		
Лозівська ЗОШ I-III ст.	с. Лозова	Ньютон $D = 365$ мм $F = 1470$ мм	Вилочне WSF 240	Orion Starshoot $4128 \times 2808$ пкл

ні характеристики інструментів станцій спостережень.

Робота із залучення аматорів до мережі спостерігачів покриттів триває. Збільшення кількості пунктів дасть змогу спостерігати більшу кількість явищ покриттів та покращити відомості про розміри та форму астероїдів.

#### ОСНОВНІ РЕЗУЛЬТАТИ РОБОТИ УКРАЇНСЬКИХ СПОСТЕРІГАЧІВ ПОКРИТТІВ

В результаті роботи спостерігачів України виконано кілька спостережень покриттів. Було зареєстровано покриття зорі HD 45314 кометою 21P/Джакобіні — Ціннер 21 вересня 2018 р. [7]. Характер фотометричної кривої свідчив про проходження зорі через джет, оскільки спостерігалася стрибкоподібна зміна яскравості. Наявність джету у відповідному положенні також підтверджується в роботі [4]. Геометричні обставини проходження зорі покриття відповідають відстаням джету у межах 160...350 км від ядра комети і кута розкриття  $54.6^\circ$ . Аналіз фотометричних характеристик дав змогу визначити оптичну товщину речовини джету  $0.035 \pm 0.012$  та альbedo пилових частинок джету 0.04...0.06.

Також 31 березня 2019 р. було зареєстровано в Астрономічній обсерваторії Київського національного університету імені Тараса Шевченка покриття астероїдом (259) Алетея зорі UCAC4-475-051755 [7]. Тривалість покриття становила 17.3 с, що відповідає довжині хорди 185 км. Це значення перевищує оцінку діаметра астероїда 179 км [13]. З урахуванням фотометричних оцінок змінності яскравості астероїда зроблено висновки, що астероїд (259) Алетея має еліптичну форму з відношенням осей 1:1.19.

Покриття зорі ГYC 1280-832-1 астероїдом (486) Кремона спостерігалася 5 грудня 2019 р. в Астрономічній обсерваторії Київського національного університету імені Тараса Шевченка [8]. Розроблено теоретичну модель для покриття при використанні ПЗЗ-камери в режимі синхронного переносу заряду з урахуванням дифракційних явищ для уточнення параметрів астероїда. Застосування цієї моделі дозволило інтерпретувати фотометричну криву як реєстрацію дотичного покриття з часткою не-

закритої площі зорі  $48 \pm 15 \%$  у максимальній фазі.

Покриття зорі UCAC4 516-047388 астероїдом (853) Нансенія відбулося 8 квітня 2021 р. на станції Крижанівка. Зоря UCAC4 516-047388 мала зоряну величину  $m_V = 14.2^m$ . Тому під час спостережень з порівняно невеликим діаметром телескопа довелося робити велику експозицію тривалістю в 5 с, що перевищує максимальну тривалість покриття 2.8 с. Проте запропонований підхід дав можливість отримати корисну інформацію навіть і цій ситуації. Обробка цього спостереження показала, що покриття мало місце, тривалість покриття становила  $2.0 \pm 1.2$  с.

#### ОБГОВОРЕННЯ ТА ВИСНОВКИ

Ініціативна група співробітників двох київських обсерваторій розпочала розробку апаратури для спостереження покриттів в 2018 р. Але на самому початку зрозуміло виникла потреба організації більшої кількості пунктів спостережень, що дало б змогу підвищити достовірність отриманих результатів. Тому було поширено інформацію серед аматорів про задачі і методи спостережень покриттів. Для тих, хто вирішив приєднатися, налагоджено надсилання повідомлень з ефемеридами подій. Для цього використовується програма OccultWatcher розробки Христо Павлова (<http://www.occultwatcher.net>). До неї надходить інформація від різних сайтів, які виставляють ефемериди покриттів та додаткову інформацію про об'єкти. Також прийнято рішення про налагодження стандартної служби часу спостережень покриттів на базі GPS-приймача та програми контролю системного часу комп'ютера, який використовується під час спостережень, власної розробки [5]. Розроблено набір програм для обробки даних спостережень покриттів, які отримувалися на різних камерах у різних форматах і різними методами. Більшість телескопів, що використовуються під час спостережень, мають невеликі розміри дзеркал. Це означає, що головним чином можна спостерігати покриття зір до 12-ї зоряної величини з експозиціями 0.3...0.5 с. Стационарні телескопи професійних обсерваторій розширюють цей діапазон до 14-ї зоряної величини. У випадку спостережень по-

криттів транснептуновими об'єктами (TNO), коли можуть використовуватися тривалі експозиції, можна буде побачити покриття зір до 16-17-ї зоряної величини. Кількість результативних спостережень покриттів при даних технічних можливостях можна розширити через збільшення кількості пунктів, або покращити ефемеридне забезпечення за рахунок збільшення кількості астероїдів, для яких проводяться ефемеридні розрахунки обставин покриттів. Як правило, це стосується менш яскравих астероїдів, для яких орбіти відомі з більшими похибками. Але під час роботи місії GAIA отримано масив дуже точних положень астероїдів, що значною мірою покращить орбіти відомих астероїдів [14]. Тому ми розраховуємо на збільшення кількості розрахованих ефемерид покриттів, доступних на території України.

Підсумовуючи, можна зробити такі висновки.

1. Розпочато створення української мережі спостерігачів покриттів і її розширення.
2. Проводиться систематична робота із забезпечення спостерігачів покриттів ефемеридами та уніфікацією служби часу.
3. На прикладах вдалих реєстрацій продемонстровано можливості апаратури та спостерігачів покриттів.
4. Розроблено методику та програмне забезпечення для обробки спостережень з різною апаратурою та форматами збереження даних.

*Ця робота частково була підтримана грантом Міністерства освіти і науки України для перспективного розвитку наукового напрямку «Математичні науки та природничі науки» у Київському національному університеті імені Тараса Шевченка.*

#### ЛІТЕРАТУРА

1. Карбовський В., Клещонюк В., Буромський М. Програмний та апаратний комплекс для спостереження покриття зір астероїдами. *Вісник Київ. нац. ун-ту ім. Тараса Шевченка. Астрономія*. 2017. **56**, № 2. С. 41—44.
2. Клещонюк В. В., Карбовський В. Л., Буромський М. І. *Тестові спостереження на астрономічному комплексі для покриттів зір астероїдами та кометами та їх результати*. Матер. наук. конф. «Астрономія і сьогодення». Вінниця: ДПУ ім. М. Коцюбинського, 2019. С. 13—17.
3. Braga-Ribas F., Sicardy B., Ortiz J. L., et al. A ring system detected around the Centaur (10199) Chariklo. *Nature*. 2014. **508** (7494). P. 72—75.
4. Chornaya E., Zubko E., Luk'yanyk I., et al. Imaging polarimetry and photometry of comet 21P/Giacobini-Zinner. *Icarus*. 2020. **337** (113471).
5. Kleshchonok V. V., Kaminsky S. V., Karbovsky V. L., Buromsky M. I. *GPS system of accurate time for tv observations*. 6-th Gamow Int. Conf. "New Trends in Cosmology, Astrophysics and HEP after Gamow". Odessa, 2019. Abstract book. P. 49—50.
6. Kleshchonok V. V., Karbovsky V. L., Lashko M. V., Buromsky M. I. *New mobile complex for observation of occultation*. Int. Conf. "Astronomy and Space Physics in the Kyiv University". Kyiv, 2020. Book of Abstracts. P. 66.
7. Kleshchonok V. V., Karbovsky V. L., Buromsky M. I., Lashko M. V. Observation of Stellar Occultations by Asteroid (259) Alethea and Comet 21P/Jacobini — Zinner. *Kinematics and Phys. Celestial Bodies*. 2021. **37** (1). P. 71—88.
8. Kleshchonok V. V., Karbovsky V. L., Buromsky M. I., Lashko M. V. Observation of the Grazing Occultation of the TYC 1280-832-1 Star by the Asteroid (486) Cremona. *Kinematics and Phys. Celestial Bodies*. 2021. **37** (3). P. 58—67.
9. Larson S. M., A'Hearn M. F. Comet Bowell (1980b) — Measurement of the optical thickness of the coma and particle albedo from a stellar occultation. *Icarus*. 1984. **58**. P. 446—450.
10. Richichi A., Calamai G., Leinert C. New binary stars discovered by lunar occultations. *Astron. and Astrophys.* 1994. **286**. P. 829—837.
11. Rommel F. L., Braga-Ribas F., Desmars J., et al. Stellar occultations enable milliarcsecond astrometry for Trans-Neptunian objects and Centaurs. *Astron. and Astrophys.* 2020. **644**. A40.
12. Tanga P., Delbo M. Asteroid occultations today and tomorrow: toward the GAIA era. *Astron. and Astrophys.* 2007. **474**. P. 1015—1022.
13. Tedesco E. F., Noah P. V., Noah M. C., Price S. D. IRAS Minor Planet Survey. *NASA Planetary Data System. IRAS-A-FPA-3-RDR-IMPS-V6.0* (2004).
14. Spoto F., Tanga P., Mignard F., et al. Gaia Data Release 2. Observations of solar system objects. *Astron. and Astrophys.* 2018. **616**. A13.

## REFERENCES

1. Karbovsky V., Kleshchonok V., Buromsky M. (2017). Software and hardware complex for observation of star occultations by asteroids. *Bull. Taras Shevchenko Nat. Univ. Kyiv, Astronomy*, **56**, № 2, 41–44 [In Ukrainian]. <https://doi.org/10.17721/BTSNUA.2017.56.41-44>.
2. Kleshchonok V. V., Karbovsky V. L., Buromsky M. I. (2019). Test observations on the astronomical complex for the detection of stars by asteroids and comets and their results. Proc. of sci. conf. “Astronomy and the present”. Vinnytsia: State Pedagogical Univ. named after M. Kotsyubynskyi, 13–17.
3. Braga-Ribas F., Sicardy B., Ortiz J. L., et al. (2014). A ring system detected around the Centaur (10199) Chariklo. *Nature*, **508** (7494), 72–75.
4. Chornaya E., Zubko E., Luk'yanyk I., et al. (2020). Imaging polarimetry and photometry of comet 21P/Giacobini-Zinner. *Icarus*, **337** (113471).
5. Kleshchonok V. V., Kaminsky S. V., Karbovsky V. L., Buromsky M. I. (2019). *GPS system of accurate time for tv observations*. 6-th Gamow Int. Conf. “New Trends in Cosmology, Astrophysics and HEP after Gamow”. Odessa, Abstract book. P. 49–50
6. Kleshchonok V. V., Karbovsky V. L., Lashko M. V., Buromsky M. I. (2020). *New mobile complex for observation of occultation*. Int. Conf. “Astronomy and Space Physics in the Kyiv University”. Book of Abstracts. Kyiv, 66.
7. Kleshchonok V. V., Karbovsky V. L., Buromsky M. I., Lashko M. V. (2021). Observation of Stellar Occultations by Asteroid (259) Alethea and Comet 21P/Jacobini – Zinner. *Kinematics and Phys. Celestial Bodies*, **37** (1), 71–88.
8. Kleshchonok V. V., Karbovsky V. L., Buromsky M. I., Lashko M. V. (2021). Observation of the Grazing Occultation of the TYC 1280-832-1 Star by the Asteroid (486) Cremona. *Kinematics and Phys. Celestial Bodies*, **37** (3), 58–67.
9. Larson S. M., A'Hearn M. F. (1984). Comet Bowell (1980b) — Measurement of the optical thickness of the coma and particle albedo from a stellar occultation. *Icarus*, **58**, 446–450.
10. Richichi A., Calamai G., Leinert C. (1994). New binary stars discovered by lunar occultations. *Astron. and Astrophys.*, **286**, 829–837.
11. Rommel F. L., Braga-Ribas F., Desmars J., et al. (2020). Stellar occultations enable milliarcsecond astrometry for Trans-Neptunian objects and Centaurs. *Astron. and Astrophys.*, **644**, A40.
12. Tanga P., Delbo M. (2007). Asteroid occultations today and tomorrow: toward the GAIA era. *Astron. and Astrophys.*, **474**, 1015–1022.
13. Tedesco E. F., Noah P. V., Noah M. C., Price S. D. (2004). *IRAS Minor Planet Survey*. NASA Planetary Data System. IRAS-A-FPA-3-RDR-IMPS-V6.0.
14. Spoto F., Tanga P., Mignard F., et al. (2018). Gaia Data Release 2. Observations of solar system objects. *Astron. and Astrophys.*, **616**, A13.

Стаття надійшла до редакції 03.09.2021

Після доопрацювання 29.06.2022

Прийнято до друку 30.06.2022

Received 03.09.2021

Revised 29.06.2022

Accepted 30.06.2022



V. V. Kleshchonok<sup>1</sup>, senior researcher, Ph.D. in Phys.&Math.

ORCID.org/0000-0002-4832-371X

E-mail: klev@knu.ua

V. L. Karbovsky<sup>2</sup>, research fellow

E-mail: karb1234@ukr.net

M. I. Buromsky<sup>1</sup>, leading engineer

E-mail: nburomsky@ukr.net

M. V. Lashko<sup>2</sup>, research fellow, Ph.D. in Pedagogics

E-mail: mykhaylo.lashko@gmail.com

Yu. M. Gorbanev<sup>3</sup>, senior researcher, Ph.D. in Phys.&Math.

E-mail: skydust@ukr.net

V. I. Kashuba<sup>3</sup>, research fellow

E-mail: v.kashuba@onu.edu.ua

C. R. Kimakovskiy<sup>3</sup>, observer-specialist

E-mail: keysunai@gmail.com

V. I. Shavlovskiy<sup>2</sup>, research fellow

E-mail: svitaly@mao.kiev.ua

O. V. Angelskiy<sup>4</sup>, observer-specialist

E-mail: a.v.angelsky@gmail.com

V. S. Tsekhmeistrenko<sup>5</sup>, observer-specialist

E-mail: astronom\_tvs@ukr.net

N. N. Myshevskiy<sup>6</sup>, observer-specialist

E-mail: nikastro@ukr.net

A. V. Revun<sup>7</sup>, observer-specialist

E-mail: lsao@ukr.net

<sup>1</sup> Taras Shevchenko National University of Kyiv, Astronomical Observatory

3, Observatorna Str., Kyiv, 04053 Ukraine

<sup>2</sup> Main Astronomical Observatory of National Academy of Sciences of Ukraine

27, Akademik Zabolotny Str., Kyiv, 03143 Ukraine

<sup>3</sup> Research Institute «Astronomical Observatory», Odesa National I. I. Mechnikov University

1v, Marazliyivska Str. (T. G. Shevchenko Park), Odesa, 65014 Ukraine

<sup>4</sup> Odessa Society of Astronomy Amateurs «Astrodes»

1v, Marazliyivska Str. (T.G. Shevchenko Park), Odesa, 65014 Ukraine

<sup>5</sup> Private Astronomical Observatory L58 «Heavenly Owl»

32, Agronavtiv Str., Velykodolynske town, Ovidiopol district, Odesa region, 67832 Ukraine

<sup>6</sup> Private Astronomical Observatory L33

114, Nezalezhnosti Str., Ananiiv, Odesa region, 66400 Ukraine

<sup>7</sup> Lozova School Astronomical Observatory

61, Hrushevskoho Str., Educational Complex «Lozova I-III Grade Elementary School – Preschool Nursery»

Lozova village, Ternopil district, Ternopil region, 47706 Ukraine

#### OCCULTATION OF STARS BY SMALL PLANETS OF THE SOLAR SYSTEM:

#### THE STATE OF OBSERVATION PROGRAMS IN UKRAINE

Observations of stars' occultations by small bodies of the Solar system allow solving of a series of problems described in this article. The Main Astronomical Observatory of the National Academy of Sciences of Ukraine, together with the Astronomical Observatory of the Taras Shevchenko National University of Kyiv, created a software and hardware complex for observing the star coatings with long-focus telescopes. The complex uses a highly sensitive Apogee Alta U47 CCD camera in time delay integration (TDI) mode. It also includes a focus reducer with a block of light filters. The stationary variant of the complex can be used on the AZT-2 telescope of MAO NAS of Ukraine and the AZT-14 of the Lesniki observation station. The mobile complex is also made on the basis of the telescope of Newton's system ( $D = 203$  mm,  $F = 1200$  mm) and the computerized installation of Sky-Watcher EQ-5 with the GOTO system for field observations. The worth of occultation observations increases significantly when using several observation points. To this end, we have initiated the gathering of the group of observers and their instrumentation from Ukrainian astronomical institutions, both professional and amateur. The Odesa Astronomical Observatory is presented in the group by the Richie-Chrétien telescope OMT-800 ( $D = 800$  mm,  $F = 2134$  mm) with the CCD camera QHY174M

GPS at the Mayaki station and Schmidt system telescope ( $D = 271.25$  mm,  $F = 440$  mm) with the “VIDEO SCAN-415-2001” camera at the Kryzhanivka station. The group also includes several amateur observatories. Among them, there are stations in the village of Petrovka in the Odesa region, the astronomical observatory of Lozova school in the Ternopil region, private astronomical observatory L33 at Ananiiv, the Odesa region, and private observatory L58 “Heavenly Owl” in the town of Velikodolinskoye, the Odesa region. A description of the equipment used in these observation points and several examples of effective observations of occultations obtained by this group are given.

**Keywords:** star occultation, equipment for occultation observations.

<https://doi.org/10.15407/knit2022.05.067>

УДК 620.22-036.4+620.18

**М. Н. МЕЙРБЕКОВ**<sup>1,2</sup>, докторант PhD

E-mail: muhammed\_91@mail.ru

**М. Б. ІСМАІЛОВ**<sup>1,2</sup>, дир. департаменту космічного матеріалознавства, д-р техн. наук, проф.

E-mail: muhammed\_91@mail.ru

**Т. А. МАНЬКО**<sup>3</sup>, проф., д-р техн. наук, проф.

E-mail: tamaramanko1607@gmail.com

**К. В. КОЗІС**<sup>4</sup>, пров. інж., канд. техн. наук

E-mail: kozis2014@gmail.com

<sup>1</sup>АО «Національний центр космічних досліджень і технологій»

вул. Шевченка 15, Алмати, Республіка Казахстан, 050010

<sup>2</sup>НАО «Казахський національний дослідницький технічний університет імені К. І. Сатпаєва»

вул. Шевченка 15, Алмати, Республіка Казахстан, 050010

<sup>3</sup>Дніпровський національний університет імені Олеся Гончара

Проспект Гагаріна 72, Дніпро, Україна, 49000

<sup>4</sup>Державне підприємство «Конструкторське бюро «Південне» ім. М. К. Янгеля»

вул. Криворізька 3, Дніпро, Україна, 49008

## ДОСЛІДЖЕННЯ ВПЛИВУ КАУЧУКІВ НА МІЦНІСНІ ВЛАСТИВОСТІ ВУГЛЕПЛАСТИКУ

*Використання еластомерів дозволяє цілеспрямовано змінювати структуру епоксидних композицій, яка значною мірою визначає характеристики. Серед відомих особливий інтерес становлять еластомери, такі як силіконові і поліуретанові каучуки. В експериментальних роботах для виготовлення вуглепластикових пластин використовувався метод ручного формування з механічним пресуванням. Дана технологія є економічною, не вимагає великих трудозатрат, а витрата матеріалів менша, ніж при використанні інших методів формування. Досліджено вплив поліуретанового та силіконового каучуків як модифікаторів підвищення ударної в'язкості епоксидної смоли Етал-Інжект-Т гарячого отвердіння. Для визначення міцності вуглепластику на стиск зразки випробовувалися на універсальній випробувальній машині МУП-200. Ударна міцність вуглепластику визначалася методом Шарпі. Встановлено, що поліуретанові та силіконові каучуки якісно однаково впливають на властивості епоксидних смол.*

*При модифікації вуглепластику поліуретановим каучуком зі збільшенням вмісту до 10 % ударна в'язкість вуглепластику максимально збільшується до 215 кДж/м<sup>2</sup> зі значним збільшенням міцності на стиск до 495 МПа. Оптимальні результати отримано з поліуретановим каучуком при 10 %-му вмісті речовини. Основна роль каучуку у підвищенні міцності і пружності матеріалу полягає в тому, що при ударі в малому обсязі вуглепластику концентрується велика механічна енергія. В цьому випадку каучуки є концентраторами напружень, тому тріщина зароджується в ділянці матриці, прилеглої частки еластомеру (каучуку). Підвищення ударної в'язкості матеріалу можна зв'язати з утворенням дисперсної фази каучуку, яка розрихлює структуру затверділої епоксидної смоли.*

**Ключові слова:** вуглепластик, епоксидна смола, модифікатори, рідкі олігомери, ударна в'язкість, стискання, міцність.

Цитування: Мейрбеков М. Н., Ісмаїлов М. Б., Манько Т. А., Козіс К. В. Дослідження впливу каучуків на міцнісні властивості вуглепластику. *Космічна наука і технологія*. 2022. 28, № 5 (138). С. 67—74. <https://doi.org/10.15407/knit2022.05.067>

## ВСТУП

Сучасна космічна галузь і авіабудування потребують нових зв'язників для композитів при виготовленні деталей літаків і космічних апаратів. У зв'язку з цим основним завданням є розробка способів модифікації епоксидних смол для отримання в подальшому на їхній основі полімерів і композитів, які відповідають вимогам міцності.

Епоксидні смоли мають обмежене застосування в ролі полімерних матриць, бо їхня тривимірна зшита структура мережі робить їх крихкими, що ускладнює поглинання і розподіл навантажень. Незважаючи на значну крихкість і твердість епоксидних матеріалів, особливої актуальності набуває проблема підвищення їхньої еластичності при збереженні задовільного рівня інших фізико-механічних характеристик.

Спільне затвердіння епоксидної смоли і з'єднань, що містять функціональні групи, які реагують з епоксидною групою — один з найбільш поширених і ефективних шляхів отримання еластичних епоксидних композицій. Ударну міцність крихких за своєю природою епоксидних смол можна підвищити шляхом введення модифікаторів [6, 14].

Вуглепластики, отримані за базовою технологією, володіють високою міцністю, але залишаються чутливими до ударного навантаження. Дана обставина обмежує їхню область використання у зв'язку з ризиком руйнування або втрати справності від ударних навантажень і відколів. Щоб вирішити цю проблему, необхідні ретельні дослідження модифікаторів і технологічних нюансів, що дозволяють збільшити ударну в'язкість вуглепластиків.

Збільшення ударної в'язкості здійснювалося шляхом модернізації первинного вуглепластику спеціальними модифікаторами. При цьому були досягнуті результати: ударна в'язкість зростає на 15...110 % [2, 3, 7]. Ця обставина різко підняла можливість використання удароміцних марок вуглепластиків при виробництві літаків, ракетно-космічної техніки і т. д. Матеріал виявився наукомістким зі складною технологією виробництва.

На сьогоднішній день проводиться велика кількість досліджень, присвячених вивченню

процесу затвердіння епоксидного зв'язника. Одним з методів підвищення ударної міцності вуглепластику є підвищення ударної в'язкості його матриці, тобто епоксидної смоли (ЕС). У першу чергу це досягається введенням різних модифікаторів, таких як пластифікатори [9, 12], термопласти [4, 16], наночастинки [8, 15] і еластомери [1, 5, 10, 11, 13], що здатні реагувати з функціональними групами, які утворюються на різних стадіях отримання полімеру. Як модифікаційні добавки найчастіше використовуються еластомери.

Використання еластомерів дозволяє цілеспрямовано змінювати структуру епоксидних композицій, яка в значній мірі визначає характеристики матеріалу. Серед представлених особливий інтерес становляють еластомери, такі як силіконові і поліуретанові каучуки [5, 13].

**Мета роботи** — дослідження впливу модифікаторів поліуретанового і силіконового каучуків на міцнісні властивості вуглепластику.

## ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНА ЧАСТИНА ТА МЕТОДИКА ДОСЛІДЖЕННЯ

**Вихідні компоненти, матеріали.** Як полімерний зв'язник в експериментах використовувалась ЕС «гарячого затвердіння» Етал Інжект-Т [1], що складається з компонентів: А — епоксидна смола, Б — затверджувач у масовому співвідношенні 100 : 49.9.

Для підвищення міцності і ударної в'язкості вуглепластику в експериментах використано такі матеріали:

вуглецева тканина саржа 3К-1200-200;

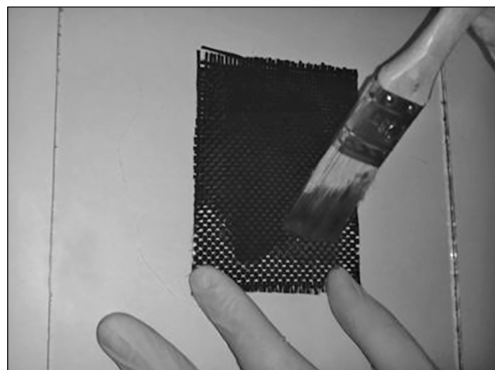
епоксидна смола Етал-Інжект-Т;

каучуки: поліуретанові і силіконові СКТН-А.

**Формування вуглепластику.** В експериментальних роботах для виготовлення вуглепластикових пластин використовувалась метод ручного формування з механічним пресуванням. Дана технологія є економічною, не вимагає великих трудозатрат, і витрата матеріалів менша, ніж при використанні інших методів формування.

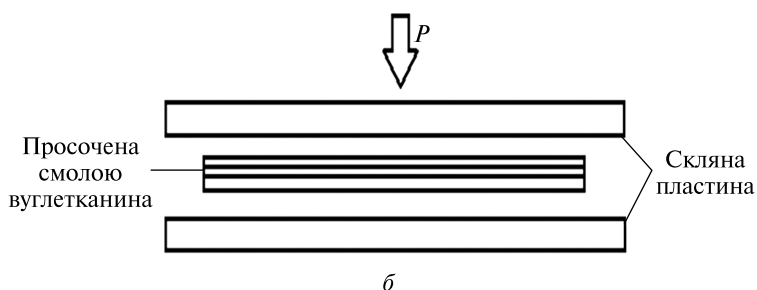
Процес ручного формування складається з декількох етапів.

1. Готується форма для укладання. В даному випадку було використано скляну пластину, на



*a*

**Рис. 1.** Ручне формування вуглепластику: *a* — просочування тканини ЕС, *б* — отвердіння вуглепластику під тиском



*б*

укладальному формі якої наноситься розділовий шар, що дозволяє згодом відокремити заготовку. У ролі розділового шару використовувався спирт марки Loctite 330 NS.

2. Вуглецева тканина необхідних розмірів викладається пошарово у форму.

3. Готується зв'язний компонент (епоксидний компаунд Етал-Інжект-Т перед змішуванням нагрівається при температурі 45 °С протягом 60 хв).

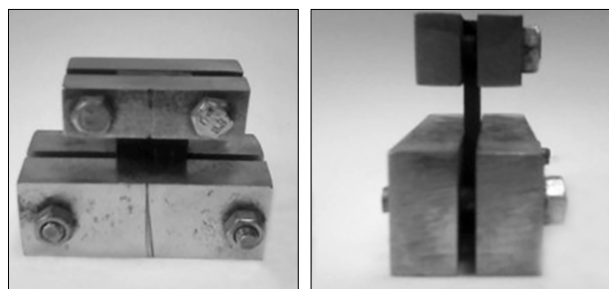
4. Кожен шар просочується ЕС за допомогою пензлика або м'якого валика (рис. 1, *a*).

5. На завершальному етапі вуглепластик піддається прокатці за допомогою жорсткого валика: прокатка дозволяє позбутися пухирців повітря у матеріалі.

6. Отвердіння вуглепластику проводилося під тиском  $P = 0.02$  МПа. Для надання тиску використовувалася пластина з вантажем (рис. 1, *б*).

Витяг виробу з матриці проводиться тільки після повного затвердіння. Час затвердіння пластин залежить від типу використаної епоксидної смоли. Затвердіння пластини з епоксидною смолою марки Етал Інжект-Т проводиться при використанні такого температурного режиму: 4 год при температурі 150 °С і 1 год — при температурі 180 °С. Для затвердіння вуглепластику при вищих температурах використовувалась термошафа марки SNOL з температурою нагрівання до 220 °С.

Методи випробувань зразків вуглепластику на стиск і ударну в'язкість. Для визначення міцності вуглепластику на стиск зразки випробову-



**Рис. 2.** Пристосування для випробування на стиск

валися на універсальній випробувальній машині МУП-200. Вуглепластикові зразки для випробувань на стиск виготовлені з розмірами: довжина  $l = 80 \pm 2$  мм, ширина  $b = 10 \pm 0.5$  мм, товщина  $h = 4 \pm 0.2$  мм.

При випробуваннях пластин на стиск важливим фактором для коректного визначення міцності є збереження паралельності торців і стійкості зразка в ході випробування. Для цього було виготовлено пристосування зі сталевих пластин і кріпильних болтів. У пристосування кріпиться зразок і ставиться на випробувальну плиту. Дане пристосування полегшує процес випробувань на стиск (рис. 2).

Ударна міцність вуглепластику визначається методом Шарпі по ГОСТ 4647-2015. Даний стандарт поширюється на пластмаси і встановлює метод визначення ударної в'язкості на зразках з надрізом і без надрізу. Встановлений метод застосовують для оцінки характеристик зразків для випробування, передбачених цим стандартом, під дією ударних напруг і для оцінки крих-

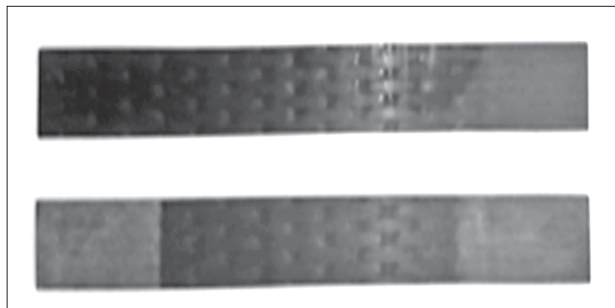


Рис. 3. Зразок для випробувань на ударну в'язкість

кості або в'язкості зразків у межах, встановлених умовами випробування.

Ударну в'язкість по Шарпі визначають для таких матеріалів:

- жорсткі термопласти для лиття та екструзії, включаючи наповнені і зміцнені композиції;
- жорсткі конструкції з термопластів і реактопластів;
- жорсткі формувальні реактопласти, зокрема наповнені і зміцнені композиції і шаруваті пластмаси;

Таблиця 1. Вплив каучуків на властивості вуглепластику

Вміст	Номер зразка	Модифікатори			
		поліуретановий каучук		силіконовий каучук	
		міцність на стиск, МПа	ударна в'язкість, кДж/м <sup>2</sup>	міцність на стиск, МПа	ударна в'язкість, кДж/м <sup>2</sup>
0	1	425	188	425	188
	2	424	194	424	194
	3	421	189	421	189
	4	425	192	425	192
	5	430	197	430	197
5 %	1	444	205	431	190
	2	440	200	427	193
	3	429	206	433	192
	4	431	195	425	199
	5	426	189	429	201
10 %	1	498	217	437	208
	2	491	213	440	209
	3	492	214	439	205
	4	495	219	443	207
	5	499	212	446	211
15 %	1	478	192	415	188
	2	485	195	414	189
	3	479	196	416	186
	4	480	193	417	187
	5	483	194	413	185
20 %	1	421	190	199	180
	2	418	189	397	182
	3	419	187	401	185
	4	417	189	398	180
	5	420	190	395	183

- термопласти і реактопласти, зміцнені волоконом, зокрема матеріали з односпрямованим або різноспрямованими міцнісними компонентами, такими як мати, тканини, тканини з ровінгу, рубані комплексні нитки з комбінованими і гібридними компонентами, ровінги і подрібнені волокна;

- композити з попередньо просочених матеріалів (препреги), наповнені і зміцнені композитні матеріали;

- рідкокристалічні полімери.

Випробування на ударну в'язкість вуглепластику проводилися на маятниковому копрі МК-30А.

Затверділі зразки вуглепластику доводилися до точних розмірів на шліфувальній установці. Зразок для випробувань на ударну в'язкість показано на рис. 3.

Після випробувань на маятниковому копрі за отриманими даними показників енергії, витраченої на руйнування зразків, розраховується ударна в'язкість матеріалу.

Ударну в'язкість  $a_H$  зразків без надрізу обчислюють за формулою

$$a_H = A \times 10^3 / (b \times h), \text{ кДж/м}^2,$$

де  $A$  — енергія удару, витрачена на руйнування зразка без надрізу, Дж;  $b$  — ширина зразка по його середині, мм;  $h$  — товщина зразка по його середині, мм.

### ВПЛИВ КАУЧУКІВ НА МЕХАНІЧНІ ВЛАСТИВОСТІ ВУГЛЕПЛАСТИКУ

Досліджено вплив каучуків на властивості вуглепластику з епоксидної матрицею марки Етал Інжект-Т. Проведена модифікація епоксидної частини вуглепластику поліуретановим (ПУ) і силіконовим каучуками. В першу чергу здійснювалося поєднання компонентів з використанням ультразвукового диспергатора. У ЕС додавалися каучуки 5, 10, 15, 20 % від загальної маси, але не більше 20 % мас., бо при цьому порушується його повне розчинення в ЕС, що негативно позначається на механічних властивостях вуглепластику). Використаний ультразвуковий вплив при частоті 65 кГц протягом 20 хв сприяв зменшенню повітряних пор, зниженню в'язкості, де-

газації, і в цілому змінював структуру, що забезпечує монолітність структури композиту.

У табл. 1 представлені результати міцності вуглепластику, модифікованого каучуками.

Як показано в табл. 1, міцність на стиск немодифікованого вуглепластику дорівнювала 425 МПа, а ударна в'язкість — 192 кДж/м<sup>2</sup>. При модифікації ЕС з 5 % ПУ каучуку міцність вуглепластику дорівнює 434 МПа, ударна в'язкість — 199 кДж/м<sup>2</sup>. А для смоли з 5 % каучуку СКТН-А міцність вуглепластику становила 429 МПа, ударна в'язкість — 195 кДж/м<sup>2</sup>. Для ЕС, модифікованої 10 % силіконовим каучуком, міцність на стиск підвищилася на 4 %, а ударна в'язкість — на 8 %.

При модифікації вуглепластику ПУ каучуком зі збільшенням вмісту до 10 % ударна в'язкість вуглепластику максимально збільшується до 215 кДж/м<sup>2</sup> зі значним збільшенням міцності на стиск до 495 МПа. Оптимальні результати отримано з каучуком ПУ при 10 %-му вмісті речовини.

### ВИСНОВКИ

Основна роль каучуку у підвищенні міцності і пружності матеріалу полягає в тому, що при ударі у малому обсязі вуглепластику концентрується велика механічна енергія. У цьому випадку каучуки є концентраторами напружень, тому тріщина зароджується в ділянці матриці прилеглої частки еластомеру (каучуку). Тобто, частинки каучуку ініціюють мікротріщини. Таким чином, основна роль частинок рідкого олігомеру полягає в забезпеченні ефекту змочування, що призводить до утворення мікротріщин замість звичайних тріщин, а також у створенні багатьох осередків перенапруг, що призводять до виникнення великої кількості мікротріщин. При цьому відбувається певне розпушення матеріалу матриці в околицях частинок за рахунок різниці коефіцієнтів теплового розширення, а також можливе молекулярне диспергування каучуку у матриці або сегментального розчинення полімерів у міжфазних шарах. Ця властивість олігомеру і сприяє підвищенню ударної стійкості вуглепластику.

ЛІТЕРАТУРА

1. Амиров Р. Р., Андрианова К. А., Амирова Л. М., Герасимов А. В. Механические и теплофизические свойства эпоксидных полимеров, модифицированных уретановыми каучуками. *Бутлеровские сообщения*. 2012. **31**, № 8. С. 61—65.
2. Дубкова В. И., Маевская О. И., Жандаров С. Ф. Модифицированные полимерной матрицы углепластика для повышения межфазной адгезионной прочности, деформационно-прочностных свойств и устойчивости к термоокислению. *Полимерные материалы и технологии*. 2017. № 4. С. 19—36.
3. Костягина В. А., Соломонов Л. И., Кравченко Т. П., Горбунова И. Ю. Композиционные материалы на основе термопластов. *Успехи в химии и химической технологии*. 2012. **26**, № 4. С. 11—14.
4. Мараховский К. М., Осипчик В. С., Водовозов Г. А., Папина С. Н. Модификация эпоксидного связующего с повышенными характеристиками для получения композиционных материалов. *Успехи в химии и химической технологии*. 2016. **30**, № 10. С. 56—58.
5. Мейірбеков М. Н., Исмаилов М. Б. Влияние каучка на механические свойства эпоксидной смолы и углепластика (Обзор). *Комплексное использование минерального сырья*. 2020. № 1 (312). С. 11—18.
6. Старокамодский Д. Длинный век эпоксидки. *Наука и жизнь*. 2018. С. 66—72.
7. Чеботараев Е. А., Вишняков Л. Р. Полимерные композиционные материалы: Формирование структуры и влияние её на свойства (Обзор). *Bull. engineering Acad. Ukraine*. 2012. № 2. С. 157—163.
8. Яковлев Е. А., Яковлев Н. А., Ильиных И. А., Бурмистров И. Н., Горшков Н. В. Исследование влияния функционализированных многостенных углеродных нанотрубок на электропроводность и механические характеристики эпоксидных композитов. *Вестник Томского гос. ун-та. Химия*. 2016. **5**, № 3. С. 15—23.
9. Bakar M., Bialkowska A., Rudecka J., Bachan D. Preparation and properties evaluation of an epoxy resin toughened by a combination of reactive polyester and kaolin. *Polymers & Polymer Composites*. 2012. **20**, № 7. P. 629—637.
10. Fakhar A., Aabediaan M., Keivani M., Langari A. Use of reactive oligomer to improve fracture resistance of epoxy used in medical applications and GRP pipelines. *World Appl. Sci. J.* 2012. P. 259—263.
11. Gojny F. H., Wichmann M. H. G., Fiedler B., Schulte K. Influence of different carbon nanotubes on the mechanical properties of epoxy matrix composites. *A comparative study. Composites Sci. and Technol.* 2005. **65**. P. 2300—2313.
12. Ku H., Cardona F., Rogers D. Vandenbroucke A. Effects of EPON on mechanical and thermal properties of epoxy resins. URL: <https://pdfs.semanticscholar.org/8da3/43d97d56c9de4ca5a6a6505cd09ebe217bb4.pdf> (дата звернення: 05.09.2021).
13. Meirbekov M. N., Ismailov M. B., Manko T. A. The effect of the modification of an epoxy resin by liquid oligomers on the physical-mechanical properties of composites. *Voprosy khimii i khimicheskoi tekhnologii*. 2020. **3**. P. 122—127.
14. Machanje Doreen Iteny, Xinhai Yu, Rotich K. Gideon. Modification of epoxy resin with reactive end-capped carboxylic imide oligomer for manufacture of glass-fiber reinforced composite. *Int. J. Composite Materials*. 2017. **7**, № 4. P. 120—126.
15. Pilawka R., Paszkiewicz S., Roslaniec Z. Epoxy composites with carbon nanotubes. *Adv in manufacturing sci. and technology*. 2012. **36**, № 3. P. 67—79.
16. Zeyu Sun, Lei Xu, Zhengguo Chen, Yuhao Wang, Rogers Tusiime, Chao Cheng, Shuai Zhou, Yong Liu, Muhuo Yu, Hui Zhang. Enhancing the mechanical and thermal properties of epoxy resin via blending with thermoplastic polysulfone. *Polymers*. 2019. № 11. P. 461.



## REFERENCES

1. Amirov R. R., Andrianova K. A., Amirova L. M., Gerasimov A. V. (2012). Mechanical and thermophysical properties of epoxy polymers modified with urethane rubbers. *Butler's messages*, **31**, № 8, 61–65.
2. Dubkova V. I., Maevskaya O. I., Zhandarov S. F. (2017). Modified polymer matrix of carbon fiber to increase the interfacial adhesive strength, strain strength and resistance to thermal oxidation. *Polymeric materials and technologies*, № 4, 19–36 [in Russian].
3. Kostyagina V. A., Solomonov L. I., Kravchenko T. P., Gorbunova I. Yu. (2012). Composite materials based on thermoplastics. *Advs in chemistry and chemical technology*, **26**, № 4, 11–14 [in Russian].
4. Marakhovsky K. M., Osipchik V. S., Vodovozov G. A., Papina S. N. (2016). Modification of epoxy binder with improved characteristics for the production of composite materials. *Successes in chemistry and chemical technology*, **30**, № 10, 56–58.
5. Meirbekov M. N., Ismailov M. B. (2020). Influence of rubber on mechanical properties of epoxy resin and carbon fiber (Review). *Complex use of mineral raw materials*, № 1 (312), 11–18. Almaty, ISSN 2224-5243.
6. Starokamodsky D. (2018). The long life of epoxy. *Sci. and life*, 66–72 [in Russian].
7. Chebotaraev E. A., Vishnyakov L. R. (2012). Polymer composite materials: Structure formation and its influence on properties (Review). *Bull. engineering academy of Ukraine*, № 2, 157–163 [in Russian].
8. Yakovlev E. A., Yakovlev N. A., Ilinykh I. A., Burmistrov I. N., Gorshkov N. V. (2016). Investigation of the influence of functionalized multiwall carbon nanotubes on the electrical conductivity and mechanical characteristics of epoxy composites. *Bull. Tomsk State Univ. Chemistry*, **5**, № 3, 15–23.
9. Bakar M., Bialkowska A., Rudecka J., Bachan D. (2012). Preparation and properties evaluation of an epoxy resin toughened by a combination of reactive polyester and kaolin. *Polymers & Polymer Composites*, № 7, 629–637.
10. Fakhar A., Aabeadiaan M., Keivani M., Langari A. (2012). Use of reactive oligomer to improve fracture resistance of epoxy used in medical applications and GRP pipelines. *World Appl. Sci. J.*, 259–263.
11. Gojny F. H., Wichmann M. H. G., Fiedler B., Schulte K. (2005). Influence of different carbon nanotubes on the mechanical properties of epoxy matrix composites. *A comparative study. Composites Sci. and Technology*, **65**, 2300–2313.
12. Ku H., Cardona F., Rogers D. Vandenbroucke A. Effects of EPON on mechanical and thermal properties of epoxy resins [Електрон. ресурс]. URL: <https://pdfs.semanticscholar.org/8da3/43d97d56c9de4ca5a6a6505cd09ebe217bb4.pdf> (Last accessed: 05.09.2021).
13. Meirbekov M. N., Ismailov M. B., Manko T. A. (2020). The effect of the modification of an epoxy resin by liquid oligomers on the physical-mechanical properties of composites. *Voprosy khimii i khimicheskoi tekhnologii*, **3**, 122–127.
14. Machanje Doreen Iteny, Xinhai Yu, Rotich K. Gideon (2017). Modification of epoxy resin with reactive end-capped carboxylic imide oligomer for manufacture of glass-fiber reinforced composite. *Int. J. Composite Materials*, **7**, № 4, 120–126.
15. Pilawka R., Paszkiewicz S., Roslaniec Z. (2012). Epoxy composites with carbon nanotubes. *Advs in manufacturing science and technology*, **36**, № 3, 67–79.
16. Zeyu Sun, Lei Xu, Zhengguo Chen, Yuhao Wang, Rogers Tusiime, Chao Cheng, Shuai Zhou, Yong Liu, Muhuo Yu, Hui Zhang (2019). Enhancing the Mechanical and Thermal Properties of Epoxy Resin via Blending with Thermoplastic Poly-sulfone. *Polymers*, № 11, 461.

Стаття надійшла до редакції 05.09.2021

Після доопрацювання 26.05.2022

Прийнято до друку 30.05.2022

Received 05.09.2021

Revised 26.05.2022

Accepted 30.05.2022

*M. N. Meyirbekov*<sup>1,2</sup>, PhD student

E-mail.: muhammed\_91@mail.ru

*M. B. Ismailov*<sup>1,2</sup>, Director of the Department of Space Materials Science, Dr. Sci. in Tech., Prof.

E-mail.: muhammed\_91@mail.ru

*T. A. Manko*<sup>3</sup>, Dr. Sci. in Tech., Prof.

E-mail.: tamaramanko1607@gmail.com

*K. V. Kozis*<sup>4</sup>, Leading Engineer, Ph. D. in Tech.

E-mail: kozis2014@gmail.com

<sup>1</sup>AO «National Center for Space Research and Technology»,

15, Shevchenko Str., 050010 Almaty, Republic of Kazakhstan

<sup>2</sup>NAO «Kazakh National Research Technical University named after K. I. Satpayev»,

15, Shevchenko Str., 050010 Almaty, Republic of Kazakhstan

<sup>3</sup>Oles Honchar Dnipro National University

72, Gagarina Ave, Dnipro, 49010 Ukraine

<sup>4</sup>Yangel Yuzhnoye State Design Office

3 Kryvorizka Str, Dnipro, 49008 Ukraine

### STUDY OF THE INFLUENCE OF RUBBER ON STRENGTH PROPERTIES OF CARBON PLASTIC

The use of elastomers allows us to purposefully change the structure of epoxy compositions, which largely determines the characteristics. Of particular interest are elastomers, such as silicone and polyurethane rubbers. In experimental works for the manufacture of carbon fiber plates, we used the method of manual molding with mechanical pressing. This technology is economical, does not require large labor costs, and less material consumption than when using other methods of formation. The effect of polyurethane and silicone rubbers as modifiers of increasing the impact strength of epoxy resin Etal-Inject-T hot curing has been studied. To determine the compressive strength of carbon fiber, the samples were tested on a universal test machine MUP-200. The impact strength of carbon fiber was determined by the Charpy method. It is established that polyurethane and silicone rubbers have the same qualitative effect on the properties of epoxy resins. When modifying carbon fiber with polyurethane rubber with an increase in the content of up to 10%, the impact strength of carbon fiber increases to a maximum of 215 kJ/m<sup>2</sup>, with a significant increase in compressive strength up to 495 MPa. Optimal results were obtained with polyurethane rubber at 10% content of the substance. The main role of rubber in increasing the strength and elasticity of the material is that when the impact in a small amount of carbon fiber concentrates a lot of mechanical energy, the rubbers are stress concentrators, so the crack arises in the matrix adjacent to the elastomer (rubber). The increase in the toughness of the material can be associated with the formation of a dispersed phase of rubber, which loosens the structure of the cured epoxy resin.

**Keywords:** Carbon Fiber Reinforced Plastic, Epoxy resin, modifiers, liquid oligomers, impact viscosity, compression, strength.

<https://doi.org/10.15407/knit2022.05.075>

УДК 523.24.312

**П. П. СУХОВ**<sup>1</sup>, старш. наук. співроб., канд. фіз.-мат. наук

E-mail: psukhov@ukr.net

**К. П. СУХОВ**<sup>2</sup>, мол. наук. співроб., програміст

**О. Л. ПАВЛОВСЬКИЙ**<sup>2</sup>, нач. відділу

**С. А. МАМРАЙ**<sup>2</sup>, нач. лаб. ведення Головного каталогу та аналізу космічної обстановки

<sup>1</sup>Астрономічна обсерваторія Одеського національного університету ім. І. І. Мечникова

вул. Маразліївська 16, Одеса, Україна, 65122

E-mail: psukhov@ukr.net

<sup>2</sup>Національний центр управління та випробувань космічних засобів, Центр космічних спостережень

вул. Пушкінська 40, Житомир, Україна, 10002

E-mail: sppete@ukr.net, pal2978@bigmir.net, sergan1502@gmail.com

## ФОТОМЕТРИЧНИЙ СПОСІБ ВИЗНАЧЕННЯ ДЕГРАДАЦІЇ ПОВЕРХНІ ГЕОСТАЦІОНАРНОГО ОБ'ЄКТА

*Представлено новий спосіб використання фотометричних даних для визначення деградації оптичних показників поверхні ГСС від часу активної роботи ГСС на орбіті. Наведено експериментальні дані зміни коефіцієнтів спектрального відбиття поверхні декількох геостационарних супутників з різними типами космічних платформ протягом кількох років. Дані отримано методом наземних фотометричних BVR-спостережень геостационарних супутників «Astra 2E» (платформа «Eurostar-3000»), «Azerspace 2/Intelsat 38» (платформа SSL-1300), «Sicral 2» (платформа «Spacebus-4000B2»), «Vlagovest 11L» (платформа «Ekspress-2000»). Виявлено, що характер зміни відбивної спроможності для геостационарних супутників різнити. Космічні матеріали поверхні геостационарних супутників, виготовлених у другому десятилітті 21-го століття, більш стійкі до впливу агресивного космічного середовища, ніж у супутників, виготовлених наприкінці 20-го століття. Запропоновано шляхи визначення типу космічного матеріалу на основі даних багатоколірних фотометричних спостережень у різних спектральних смугах. Пропонується використовувати результати наземних багатоколірних фотометричних спостережень як доповнення до лабораторного методу визначення ступеня деградації поверхні КА.*

**Ключові слова:** деградація відбивних характеристик, космічна платформа, багатоколірна фотометрія, коефіцієнти відбиття, геостационарний супутник.

### ВСТУП

Проблема деградації космічного матеріалу в умовах космосу має актуальне фундаментальне та прикладне значення не тільки для конструкторів космічних систем. Характер деградації космічних матеріалів в умовах космосу з використанням наземних фотометричних спостережень поки що слабо вивчено. Авторам ві-

дома лише одна публікація О. В. Діденка [1], у якій приведено результати спостережень зміни відбивної здатності геостационарних супутників (ГСС) із Землі через атмосферу у різних спектральних діапазонах довжин хвиль ( $B$ ,  $V$ ,  $R$ ). З удосконаленням методів спостережень та обробки спостережного матеріалу цей напрямок заслуговує на більшу увагу. Багатоколірна фото-

Цитування: Сухов П. П., Сухов К. П., Павловський О. Л., Мамрай С. А. Фотометричний спосіб визначення деградації поверхні геостационарного об'єкта. *Космічна наука і технологія*. 2022. **28**, № 5 (138). С. 75—80. <https://doi.org/10.15407/knit2022.05.075>

метрія та отримані значення показників кольору можуть дати можливість відрізнити космічне сміття від неушкоджених космічних об'єктів, таких як корпуси ракет і супутники.

На космічний апарат (КА), що перебуває на навколоремній орбіті, впливає цілий ряд факторів: глибокий вакуум, невагомість, метеорний пил, частинки штучного походження, сонячні спалахи, корпускулярне та електромагнітне випромінювання різних видів, радіаційний пояс Ван Аллена, різкий температурний перепад при вході у тінь Землі та виході із неї тощо. Під дією цих факторів руйнуються механічні кріплення, що використовуються для монтажу платформ, корисного навантаження, елементів сонячних батарей, а також на з'єднання між цими компонентами. Змінюються механічні, оптичні та електрофізичні характеристики матеріалів та елементів космічного апарата. Як наслідок, виникають поломки, що призводить до зменшення терміну активної роботи КА на орбіті.

Лабораторні умови, моделювання не можуть враховувати вплив всіх космічних факторів на поверхню супутника. Так само вони не можуть враховувати вплив земної атмосфери на відбите від поверхні супутника світло. Згідно з висновками роботи В. А. Шувалова [5] «...відносна складність і висока вартість натурних випробувань не дозволяють вважати їх достовірним засобом для детального вивчення впливу факторів навколосупутникового середовища». Як продовження чи доповнення до лабораторного методу автори пропонують використовувати результати наземних багатокольорових фотометричних

спостережень для визначення ступеня деградації поверхні КА.

### ОСНОВНА ЧАСТИНА

Автори використовували алгоритм, запропонований О. В. Діденком, в якому попередньо обчислювалися спектральні коефіцієнти відбиття  $\gamma_B, \gamma_V, \gamma_R$  у відповідних спектральних смугах [1]. Ці величини легко визначити з фотометричних спостережень:

$$\gamma_\lambda = d^2 \cdot 10^{\frac{m_\lambda^\odot - m_\lambda}{2.512}} \cdot \sec \psi / S,$$

де  $\gamma_\lambda$  — спектральний коефіцієнт відбиття,  $m_\lambda$  — реєстрований блиск КА у конкретному спектральному діапазоні,  $m_\lambda^\odot$  — зоряна величина Сонця у відповідному спектральному діапазоні,  $S$  — видима для спостерігача поверхня КА, освітлена Сонцем,  $\psi$  — супутникоцентричний фазовий кут,  $d$  — топоцентрична відстань до КА.

На кінцевому етапі обчислювалися відносні коефіцієнти відбиття  $\Delta_{(B-V)}$  і  $\Delta_{(V-R)}$  для кожної ночі спостережень протягом кількох років.

О. В. Діденко за період чотири з половиною роки спостерігав різні класи ГСС, запущені в кінці 20-го і на початку 21-го століття: «Горизонт», «Радуга» та «Інтелсат» і отримав такі висновки:

- 1) найбільші зміни у відбивних характеристиках поверхні КА відбуваються протягом перших трьох років;
- 2) характер зміни відбивної спроможності для різних супутників різний.

Автори спостерігали ГСС, запущені в другому десятилітті 21-го століття, з моменту почат-

Таблиця 1. Досліджувані геостационарні супутники

Назва ГСС, рік запуску	Призначення	Підрядник	Платформа	Підсупутникова точка	Період спостереження
«Astra 2E» 2013 р.	зв'язок	EADS Astrium	«Eurostar-3000»	30.6° E	2013—2021 рр.
«Sicral 2» 2015 р.	військовий зв'язок	Thales Alenia Space	«Spacebus-4000B2»	40.4° E	2015—2021 рр.
«Azerspace 2» 2018 р.	зв'язок	Space Systems/Loral	SSL-1300	46.9° E	2019—2021 рр.
«Blagovest 11L» 2017 р.	військовий зв'язок	ISS Reshetnev with Thales Alenia Space	«Ekspress-2000»	48.1° E	2017—2021 рр.

ку роботи у підсупутниковій точці і до 2021 р. (табл. 1). У ці роки масово стали використовуватися нові композитні вуглепластикові матеріали, теплозахисні покриття, захисні плівки на сонячних панелях та інші матеріали, стійкіші до впливу космічного середовища.

Спостереження проводилися на 20-дюймовому касегренівському телескопі. Використовувався високошвидкісний фотопомножувач ФЕУ-79, що працює в режимі рахунку імпульсів. Застосовувалися  $B$ -,  $V$ -,  $R$ -фільтри зі смугами пропускання, близькими до широкосмугової фотометричної системи Джонсона — Коузіна.

Всі представлені у табл. 1 ГСС стабілізовані за трьома осями, розташовані поблизу меридіана спостерігача і протягом спостережуваного часу дислокацію не змінювали. Тип космічної платформи, розміри ГСС взято з електронних ресурсів, Gunter Space Page [6], Вікіпедії [7] та з сайту ІСС ім. М. Решетньова [8].

Основними фотоприймальними елементами сонячних панелей (СП) є кремній, сполуки арсеніду галію, фосфіду індію галію та ін. Головне призначення СП — поглинати та перетворити сонячну енергію в електричну. Тому здатність до відбивання сонячних променів сучасних СП дуже мала. Проте через їхню велику площу (від кількох десятків квадратних метрів до більше сотні) вклад відбитого від СП світла у загальний блиск супутника досить великий, а у  $B$ -смузі — навіть переважний. Відбивна здатність платформи, її зовнішнього корисного навантаження — дуже велика. Це необхідно для терморегуляції та стабільної роботи бортової радіоелектронної апаратури. Платформи багатьох супутників зв'язку, поверхня антенно-фідерних модулів радіоантен покриваються тонкою жовтою, золотистого кольору плівкою, яка має більший коефіцієнт відбиття  $\gamma_\lambda$ . У  $V$ - і  $R$ -смузі вклад у загальний блиск вносять деталі платформ (типу циліндрів, конусів, кубів, паралелепіпедів тощо) та зовнішнього корисного навантаження (службовий модуль та радіоантени різної форми). Також частку відбиття у  $V$ - і  $R$ -смузі вносять СП, виготовлені на основі сполук арсеніду галію, фосфіду індію галію тощо.

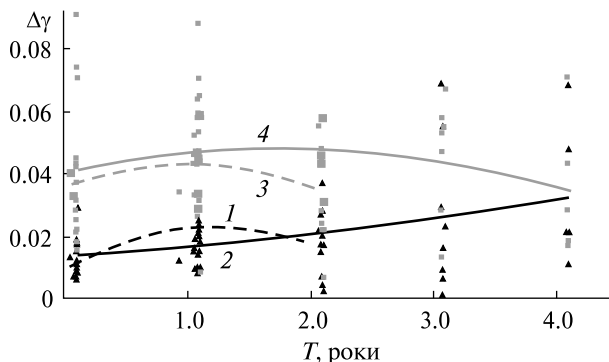


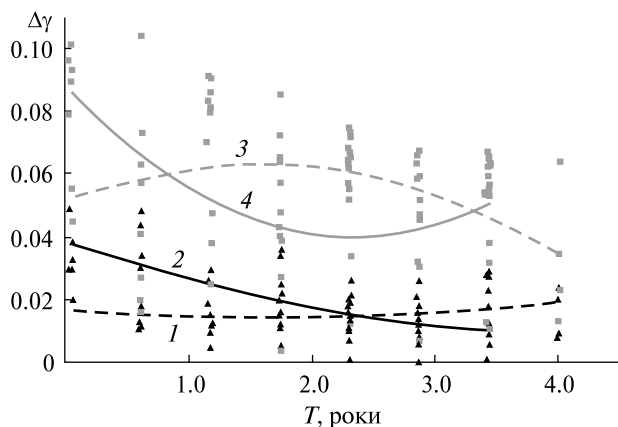
Рис. 1. Зміна відносних коефіцієнтів відбиття  $\Delta_{(B-V)}$  (трикутники, криві 1, 2) та  $\Delta_{(V-R)}$  (квадратики, криві 3, 4). Криві 1, 3 — для ГСС «Azerspace 2» (платформа SSL-1300) у 2019–2021 рр.; криві 2, 4 — для ГСС «Cosmos 2520»/«Blagovest 11L» (платформа «Express-2000») у 2017–2021 рр.

У публікаціях [2–4, 9, 10] експериментально визначено показники кольору  $B - V$  та  $V - R$  для деяких космічних матеріалів. На основі цих показників кольору визначити, яку частку відбиття у конкретній спектральній смузі вносять СП з новими фотоприймачами та платформа із зовнішнім корисним навантаженням — питання складне, тому що для кожного конкретного супутника потрібно знати: а) ефективну площу відбиття —  $S_\lambda$ , яка визначається із спостережень; б) спектральний коефіцієнт відбиття  $\gamma_\lambda$ , величина якого, як правило, дослідникам недоступна та невідома.

На рис. 1 показано зміну відносних коефіцієнтів відбиття  $\Delta_{(B-V)}$ ,  $\Delta_{(V-R)}$  ГСС «Azerspace 2» та «Cosmos 2520»/«Blagovest 11L» з часом від початку роботи у «підсупутниковій точці» і включно до 2021 р.

Платформа SSL-1300 (Structure, Composite & Al honeycomb) почала вироблятися з 1989 р., а «Express-2000» — з 2014 р. Слід зазначити, що зниження оптичних характеристик «Azerspace 2» з платформою SSL-1300 спостерігається протягом першого року. Тобто, його поверхня стійкіша до умов космічного середовища, ніж поверхня «Cosmos 2520» з платформою «Express-2000».

Платформа «Eurostar-300» виготовляється з 2004 р., а «Spacebus-400B2» — з 1985 р. Поміт-



**Рис. 2.** Зміна відносних коефіцієнтів відбиття  $\Delta_{(B-V)}$  (трикутники, криві 1, 2) та  $\Delta_{(V-R)}$  (квадратики, криві 3, 4). Криві 1, 3 — для ГСС «Astra 2» (платформа «Eurostar-3000») у 2013–2021 рр.; криві 2, 4 — для ГСС «Sicral-2» (платформа «Spacebus-4000B2») у 2015–2021 рр.

но, що для «Eurostar-300» найбільші зміни  $\Delta_{(V-R)}$  відбуваються у перші три роки, коли відповідний коефіцієнт  $\Delta$  збільшується від 0.05 до 0.065. Значення  $\Delta_{(B-V)}$  для цієї платформи практично не змінюються перші три роки. Для супутника «Sicral-2» («Spacebus-4000B2») цікавий протилежний хід кривих  $\Delta_{(B-V)}$  та  $\Delta_{(V-R)}$ . Це дивовижно.

Спостереження проводились у широкосмуговій фотометричній системі Джонсона — Коузіна з півшириною смуги пропускання близько 300 нм. Відповідно хід кривих на рис. 1 та 2 дають лише загальну характеристику зміни відбивних властивостей поверхні КА. Внаслідок цього поки неможливо визначити, які саме космічні матеріали змінювали свої оптичні якості протягом спостережного часу. Для цього потрібні спостереження у вузьких спектральних смугах з півшириною смуги менше 10 нм, або отримання та аналіз деталей спектру.

Представлені результати викликають інтерес до продовження фотометричних спостережень ГСС на інтервалі 10...15 років.

## ВИСНОВКИ

Представлено результати використання експериментальних даних для визначення деградації оптичних характеристик поверхні ГСС від часу активної роботи ГСС на орбіті.

На основі аналізу цих даних можна зробити такі висновки.

1. З чотирьох ГСС з різними типами платформи не виявлено ГСС, який має значні переваги щодо стійкості оптичних характеристик зовнішньої поверхні до впливу космічного середовища. Характер зміни відбивної спроможності для ГСС — різний. Це природно, бо різні типи СП та платформ використовують різні матеріали покриття.

2. Відбивна здатність поверхні ГСС, виготовлених у другому десятилітті 21-го століття, більш стійка до впливу космічного середовища, ніж відбивна здатність поверхонь супутників, виготовлених наприкінці 20-го століття. Це наслідок технічного прогресу у використанні нових полімерних композиційних матеріалів, теплозахисних покриттів, легких каркасів радіоантен, каркасів сонячних панелей з вуглепластику (карбон), сонячних панелей на основі GaAs, сполук титану тощо. Ці матеріали стійкіші до умов космічного середовища.

3. Відносні коефіцієнти  $\Delta_{(B-V)}$ ,  $\Delta_{(V-R)}$  відображають інтегральний характер зміни відбивних характеристик поверхні КА. За цими коефіцієнтами неможливо визначити матеріал поверхні КА, який змінив відбивну здатність.

4. Для визначення матеріалу, який змінив відбивні властивості, потрібно використовувати середньосмугові чи вузькосмугові фільтри. Надалі цей метод потребує вдосконалення.

5. Порівнюючи зміну відбивних характеристик типів платформ різних підприємств, компаній-виробників супутників, можна оцінити якість та науково-технічний прогрес цих підприємств.

6. Багатоколірні фотометричні дослідження поверхні супутника значно дешевші за лабораторні. Цей метод більш достовірно відображає вплив космічного середовища на поверхню супутника, оскільки фотометричний спосіб реєструє сумарний вплив всіх космічних факторів навколосупутникового середовища.

У фотометричній базі даних геостационарних об'єктів Одеської астрономічної обсерваторії є багаторічний спостережний матеріал з 190 геостационарних об'єктів з різними типами платформ. За цими даними можна будувати аналогічні залежності для окремих ГСС.

ЛІТЕРАТУРА

1. Диденко А. В. О влиянии старения покрытий космического аппарата на его фотометрические характеристики. *Вестник КазНПУ им. Абая. Сер. Физ.-мат. науки.* 2005. № 1(12). С. 81—84. URL: <http://astronomer.ru/publications.php?act=view&id=168> (дата звернення: 20.05.2022).
2. Єпішев В. П., Барна І. В., Кудак В. І., Періг В. М., Габдеев М. М. Багатоколірна фотометрія геостационарних об'єктів. *Науч. вестник Ужгородского ун-та. Сер. Физика.* 2017. Вып. 41. С. 132—139. DOI: 10.24144/2415-8038.2017.41.132-139.
3. Єпішев В. П., Кудак В. І., Павлюк М. М., Періг В. М. Дослідження поверхневих характеристик геостационарних супутників за даними колориметрії. *Науч. вестник Ужгородского ун-та. Сер. Физика.* 2017. Вып. 41. С.146—152. DOI: 10.24144/2415-8038.2017.41.146-152.
4. Муртазов А. К. *Оптические свойства поверхностей ИКО и техногенных отходов в космосе.* Околоземная астрономия и проблемы изучения малых тел Солнечной системы. М.: Космосинформ, 2000. С. 262—268.
5. Шувалов В. А., Письменный Н. И., Кочубей Г. С., Носиков С. В. Потери мощности солнечных батарей космического аппарата в полярной ионосфере и в магнитосфере Земли. *Космічна наука і технологія.* 2011. 17, № 3. С. 5—15. <https://doi.org/10.15407/knit2011.03.005>
6. Gunter Space Page. URL: <https://space.skyrocket.de/cgi-bin/search.pl> (дата звернення: 20.05.2022).
7. Астру 2Е. URL: [https://ru.wikipedia.org/wiki/Астру\\_2Е](https://ru.wikipedia.org/wiki/Астру_2Е) (дата звернення: 20.05.2022).
8. Спутниковая платформа «Экспресс-2000». URL: [https://www.russianspaceweb-com.translate.goog/Ekspress-2000.html?\\_x\\_tr\\_sch=http&\\_x\\_tr\\_sl=en&\\_x\\_tr\\_tl=ru&\\_x\\_tr\\_hl=ru&\\_x\\_tr\\_pto=sc](https://www.russianspaceweb-com.translate.goog/Ekspress-2000.html?_x_tr_sch=http&_x_tr_sl=en&_x_tr_tl=ru&_x_tr_hl=ru&_x_tr_pto=sc) (дата звернення: 20.05.2022).
9. Cowardin H., Seitzer P., Abercromby K., Barker E., Schildknecht T. Characterization of orbital debris photometric properties derived from laboratory-based measurements. *NASA Technical Reports Server.* 2010. URL: <https://ntrs.nasa.gov/search.jsp?R=20110015517> (дата звернення: 20.05.2022).
10. McCue G. A., Williams J. G., Morford J. M. Optical Characteristics of artificial satellites. *Planet. Space Sci.* 1971. 19. P. 851—868. [https://doi.org/10.1016/0032-0633\(71\)90137-1](https://doi.org/10.1016/0032-0633(71)90137-1)

REFERENCES

1. Didenko A. V. (2005). On the effect of spacecraft coating aging on its photometric characteristics . *Vestnik KazNPU im. Abaya, Ser. Fiz –mat. nauki*, № 1(12), 81—84. URL: <http://astronomer.ru/publications.php?act=view&id=168> (Last accessed: 20.05.2022).
2. Epishev V., Barna I., Kudak V., Perig M., Gabdeev M. (2017). Multicolor photometry of geostationary objects. *Scientific Herald of Uzhhorod Univ. Ser. Phys.*, № 41, 132—139. doi: 10.24144/2415-8038.2017.41.132-139
3. Epishev V., Kudak V., Pavluk M., Perig M. (2017). Investigation of surface characteristics of geostationary satellites according to colorimetric data. *Scientific Herald of Uzhhorod Univ. Ser. Phys.*, № 41, 146—152. doi: 10.24144/2415-8038.2017.41.146-152.
4. Murtazov A. K. (2000). *Optical properties of surfaces of ICO and man-made waste in space.* Near-Earth astronomy and problems of studying small bodies of the solar system. M.: Kosmosinform, 262—268.
5. Shuvalov V. A., Pismenny N. I., Kochubey G. S., Nosikov S. V. (2011). Power losses for solar arrays of a spacecraft in the Earth's polar ionosphere and magnetosphere. *Space Science and Technology*, 17, № 3, 5—15. <https://doi.org/10.15407/knit2011.03.005>
6. Gunter Space Page. URL: <https://space.skyrocket.de/cgi-bin/search.pl> (Last accessed: 20.05.2022).
7. Astra-2E. URL: [https://ru.wikipedia.org/wiki/Астру\\_2Е](https://ru.wikipedia.org/wiki/Астру_2Е) (Last accessed: 20.05.2022).
8. Ekspress-2000 satellite platform. URL: [https://www.russianspaceweb-com.translate.goog/Ekspress-2000.html?\\_x\\_tr\\_sch=http&\\_x\\_tr\\_sl=en&\\_x\\_tr\\_tl=ru&\\_x\\_tr\\_hl=ru&\\_x\\_tr\\_pto=sc](https://www.russianspaceweb-com.translate.goog/Ekspress-2000.html?_x_tr_sch=http&_x_tr_sl=en&_x_tr_tl=ru&_x_tr_hl=ru&_x_tr_pto=sc) (Last accessed: 20.05.2022).
9. Cowardin H., Seitzer P., Abercromby K., Barker E., Schildknecht T. (2010). Characterization of orbital debris photometric properties derived from laboratory-based measurements. *NASA Technical Reports Server.* URL: <https://ntrs.nasa.gov/search.jsp?R=20110015517> (Last accessed: 20.05.2022).
10. McCue G. A., Williams J. G., Morford J. M. (1971). Optical characteristics of artificial satellites. *Planet. Space Sci.*, 19, 851—868. [https://doi.org/10.1016/0032-0633\(71\)90137-1](https://doi.org/10.1016/0032-0633(71)90137-1)

Стаття надійшла до редакції 20.05.2022  
 Після доопрацювання 15.06.2022  
 Прийнято до друку 25.06.2022

Received 20.05.2022  
 Revised 15.06.2022  
 Accepted 25.06.2022

*P. P. Sukhov*<sup>1</sup>, Senior Researcher, Ph.D. in Phys.&Math.

E-mail: psukhov@ukr.net

*K. P. Sukhov*<sup>2</sup>, Junior Researcher, Programmer

E-mail: sppete@ukr.net

*A. L. Pavlovskyi*<sup>2</sup>, Head of Space Situation Monitoring Department of NTSUVCTC

E-mail: pal2978@bigmir.net

*S. A. Mamray*<sup>2</sup>, Head of Laboratory for Maintaning the Head Catalog and analysis of the Space Situation

E-mail: sergan1502@gmail.com

<sup>1</sup> Astronomical Observatory of the I. Mechnikov Odessa National University

1b, Marazliyivska Str., Odesa, 65122 Ukraine

<sup>2</sup> National Space Facilities Control and Testing Centre, Space Observation Center

40, Pushkinska Str., Zhytomyr, 10002 Ukraine

#### PHOTOMETRIC METHOD FOR DEGRADATION SURFACE DETERMINATION OF A GEOSTATIONARY OBJECT

We propose a new method of using photometric data for determining the degradation of the optical parameters of the GSS surface since the GSS's active operation in orbit. Experimental data on changes in the coefficients of spectral reflection (degradation) of the surface of several geostationary satellites with different types of space platforms over several years are presented. Data were obtained from ground-based photometric observations in filters *B*, *V*, and *R*. Among studied satellites, there are „As-tra 2E” (bus Eurostar-3000), „Azerspace 2/Intelsat 38” (bus SSL-1300), „Sicral 2” (bus Spacebus-4000B2), „Cosmos 2520/Blagovest 11L” (bus Ekspress-2000). It was revealed that the nature of the change in the surface reflectivity for the different satellites differs. Space materials on the surface of geostationary satellites manufactured in the second decade of the 21<sup>st</sup> century demonstrate that their surface is more resistant to the aggressive space environment than that of the satellites manufactured in the late 20<sup>th</sup> century. Methods for determining the type of space material and its color in different spectral bands using multicolor photometric observations are proposed. As a continuation or addition to the laboratory method, the authors propose to use the results of ground-based multicolor photometric observations to determine the degree of degradation of the spacecraft's surface.

**Keywords:** space material, degradation, reflective characteristics, *B*, *V*, *R* photometric, space bus.





**Директору  
Інституту космічних досліджень  
Національної академії наук України  
та Державного космічного агентства  
України,  
члену-кореспонденту НАН України  
О. П. ФЕДОРОВУ — 70 РОКІВ**

Олег Павлович Федоров народився 4 жовтня 1952 року. У 1975 році закінчив фізичний факультет Київського державного університету ім. Т. Г. Шевченка. З 1977 по 1995 рр. працював в Інституті металофізики НАН України на посаді провідного наукового співробітника. Завідував ініційованою ним лабораторією космічного матеріалознавства, де під його керівництвом проводилися дослідження з вирощування кристалів в умовах мікрогравітації.

У 1992 році захистив докторську дисертацію на тему: «Кристаліграфічні особливості росту і взаємодії кристалів з включеннями у розплаві».

Далі, вже як доктор фізико-математичних наук, продовжив наукові дослідження з космічних аспектів фізики твердого тіла та науково-організаційну діяльність в Національному (нині Державному) космічному агентстві України, спочатку як начальник відділу, а потім з 1999 року — як начальник управління Агентства. У 2008 році за роботу «Космічні системи, прилади та методи діагностики електромагнітних полів у

геокосмосі» О. П. Федоров з колективом співавторів був відзначений державною премією України в галузі науки і техніки. Він є автором комплексу експериментальних досліджень кінетики та механізму росту кристалів з розплавів, закономірностей структуроутворення матеріалів при спрямованій кристалізації, впливу гравітаційної конвекції на ріст кристалів. Зокрема вперше досліджено кінетику кристалізації гіперпереохолодженого розплаву низки речовин, кристаліграфічні особливості спрямованого твердіння неоднорідних розплавів, впливу рухомого розплаву на морфологічну стійкість фазової границі, що є підґрунтям для вироблення наукових основ одержання матеріалів в космічних умовах. На основі отриманих результатів та їхнього узагальнення О. П. Федоров опублікував у 2010 році монографію «Процессы роста кристаллов: кинетика, формообразование, неоднородности».

З 2009 року О. П. Федоров очолює Інститут космічних досліджень Національної академії наук України та Державного космічного агент-

ства України. Під його керівництвом інститут увійшов до складу установ-виконавців міжнародної програми FP-7, Міжурядової групи з космічних спостережень Землі (GEO), а також міжнародної робочої групи з інформаційних систем та сервісів (WGISS); створено міжнародні творчі колективи з виконання актуальних проектів з космічних досліджень (зокрема з космічної погоди), виконуються спільні проекти НАН України та ДКА України. У 2013 році О. П. Федорову було присвоєне звання «Заслужений діяч науки і техніки України», а у 2015 році обрано членом-кореспондентом НАН України.

Багато сил О. П. Федоров віддає організації та регулярному проведенню Всеукраїнської конференції з космічних досліджень та Всеукраїнської конференції з аерокосмічних спостережень в інтересах сталого розвитку та безпеки.

О. П. Федоров є активним членом низки національних (Рада з космічних досліджень НАН України, Асоціація «Космос» та інші) та міжнародних організацій, зокрема COSPAR — Міжнародного Комітету з космічних досліджень і Міжнародного комітету з супутникових досліджень Землі (CEOS), обраний членом-кореспондентом Міжнародної академії астронавтики. Він представляв Україну в історичній Асамблеї COSPAR у липні 2022 року, де за поданням України було призупинене членство в цій організації Академії наук Росії через її пасивну підтримку військового вторгнення в Україну російських військ.

Під керівництвом О. П. Федорова та безпосередньо за його участю розроблено науково-методичні підходи до формування космічних програм України на міжнародному, державному рівнях, а також планування космічних експериментів з використанням українських супутників. Він є науковим керівником Цільової програми наукових досліджень НАН України «Аерокосмічні спостереження довкілля в інтересах сталого розвитку та безпеки».

Від початку нового тисячоліття і до нинішніх днів О. П. Федоров виступає активним пропагандистом української державної космічної програми, намагається довести на всіх рівнях її важливість і актуальність, якими б складними не були часи. Олег Павлович є автором монографії «Космічна діяльність: підходи до розробки стратегії Why Space for Ukraine?» та аналітичної доповіді «Перспективи використання супутникової інформації для моніторингу досягнення цілей сталого розвитку України». Він постійно наголошує на необхідності вступу України до Європейського космічного агентства як одній з головних умов розвитку української космічної науки.

*Редакційна колегія та колектив редакції журналу «Космічна наука і технологія» щирістю вітають шановного Олега Павловича зі славним ювілеєм і зичать йому доброго здоров'я, гарного настрою, подальших успіхів у його науковій та організаторській діяльності!*