

$$f_1(x)(h_N - h_{N+1}) + f_Q(x)(h_N - h_{N+1}) = (S_1 - S_0)^{-1} Q^{-1}(h_N - h_{N+1}) + (S_Q - S_{Q-1})^{-1} Q^{-1}(h_N - h_{N+1}).$$

Площа під зрізаною кривою буде дорівнювати:

$$1 - Q^{-1} \left[ (S_1 - S_0)^{-1} + (S_Q - S_{Q-1})^{-1} \right] h_N - h_{N+1}.$$

Отже, величина нормуючого множника  $m$  визначиться, як відношення площ:

$$m = \left\{ 1 - Q^{-1} \left[ (S_1^{(N)} - S_0^{(N)})^{-1} + (S_Q^{(N)} - S_{Q-1}^{(N)})^{-1} \right] (h_N - h_{N+1}) \right\}^{-1}.$$

На цей множник необхідно помножити значення ординат оцінки  $f_N(x)$  для отримання ординат оцінки  $\hat{f}_N(x)$ , визначаючи тим самим новий масив координат точок розбиття  $S_{N+1}(Q)$ .

Логічну схему алгоритму наведено на рис. 7.

Отже, запропонований алгоритм може забезпечити роботу блока обробки поточної інформації модуля багатоканального запису інформації системи комп'ютерного моніторингу, виконуючи функції статистичної обробки інформаційних параметрів, що надходять від об'єктів спостереження.

Крім цього, цей процес можна розглядати як стискання інформації для подальшого запису в банк даних, що є однією з головних задач першого етапу і підготовки інформації для обробки на другому етапі комп'ютерного моніторингу.

#### Список літератури

1. Parzen E. On estimation of a probability density function and mode // Ann. Math. Stat. – 1962. – Vol. 33, № 3. – P. 1065–1076.
2. Фукунага Х. Введение в статистическую теорию распознавания образов. – М.: Наука, 1979. – С. 366.
3. Зеленков О.А., Бунчук О.О. Математичні моделі у розрахунках на ЕОМ: Навч. посіб. – К.: КМУЦА, 2000. – 240 с.

Стаття надійшла до редакції 08.02.02.

УДК 629.735.071:629.35.72:681.3(045)

І.П. Сердюк

#### СИНТЕЗ РОЗВ'ЯЗУВАЛЬНИХ ПРАВИЛ ПРИ СЕРТИФІКАЦІЇ РІВНЯ ПРОФЕСІЙНОЇ ПІДГОТОВКИ ЛЬОТНИХ ЕКІПАЖІВ

*Розглянуто методику синтезу розв'язувальних правил із застосуванням алгоритмів теорії розпізнавання образів при сертифікації рівня професійної підготовки льотних екіпажів під час підтвердження присвоєного мінімуму при метеомінімумі 1-ї та 2-ї категорій ІКАО на комплексному тренажері літака.*

Рівень безпеки польотів сучасних повітряних суден (ПС) значною мірою залежить від надійної діяльності членів екіпажів як у нормальних умовах, так в особливих випадках польоту. Підвищення надійності діяльності членів екіпажу потребує удосконалення системи професійної підготовки. Найбільш ефективним засобом професійної підготовки членів екіпажу є системні та комплексні тренажери ПС.

Для розв'язання задач оперативного оцінювання діяльності екіпажу при тренуваннях на тренажері використовують алгоритми допускового контролю [1]. Недостатня інформаційна база допускового контролю, у основу якого покладено обмеження, регламентовані нормативними документами ПС, вимушує притягати для оцінки експертний досвід інструкторів. Інструкторська оцінка виконаного польотного завдання може проводитися за багатобальною

або бінарною шкалою. Сумісне використання алгоритмів допускного контролю і оцінки інструктора можливе при постановці задачі оцінки якості діяльності екіпажу як задачі теорії розпізнавання образів.

Задача навчання розпізнавання образів має таке формулювання: є деяка множина спостережень, які задаються вектором  $X$  і відносяться до різних класів. Класифікація задається числом  $\omega$ , яке може приймати значення  $0, 1, \dots, p-1$ . Маючи послідовність  $M$  спостережень та їх класифікацій

$$x_1, \omega_1; \dots; x_M, \omega_M, \tag{1}$$

необхідно побудувати таке розв'язувальне правило  $\omega = F(x)$ , яке з найменшою кількістю помилок класифікує нові спостереження, що з'являються.

Прийнято рахувати, що на просторі векторів  $X$  існує невідома ймовірнісна міра  $P(x)$ , згідно з якою випадково і незалежно з'являються спостереження  $x$ , які класифікуються за допомогою правила  $P(\omega|x)$ . Ці спостереження складають навчаючу послідовність. Для розв'язувального правила  $F(x)$  якість являє собою ймовірність різної класифікації за допомогою правила  $F(x)$  і правила  $P(\omega|x)$ . Чим менше ця ймовірність, тим вище якість. Якість розв'язуваного правила може бути записана у вигляді:

$$I(F) = \sum_{i=0}^{p-1} \int \theta(F(x) - \omega_i) P(\omega_i|x) P(x) dx, \tag{2}$$

де  $\theta(F(x) - \omega_i) = \theta(z) = \begin{cases} 0, & \text{якщо } z = 0, \\ 1, & \text{якщо } z \neq 0. \end{cases}$

Безпосередньо облічити ймовірність помилкової класифікації для розв'язувального правила  $F(x)$  неможливо, тому що невідомі щільності  $P(x)$  та  $P(\omega|x)$ . Задача полягає в тому, щоб, використовуючи вибірку (1), знайти в класі розв'язувальних функцій  $\{F(x)\}$  правило, яке мінімізує функціонал (2).

Для зручності вважаємо, що змінна  $\omega$  набуває тільки два значення – нуль або одиницю, тобто спостереження  $X$  належить одному з двох класів. Послідовним розподіленням на два класи можливо одержати розподілення на будь-яке кінцеве число класів. Нехай клас індикаторних функцій  $\{F(x, \alpha)\}$  є параметричним,  $\alpha$  – параметр, який належить множині  $A$ , конкретне значення якого  $\alpha = \alpha^*$  визначає функцію  $F(x, \alpha^*)$ . Знайти функцію в класі означає встановити значення параметра  $\alpha^*$  в класі  $A$ . Функціонал (2) для задачі розпізнавання образів має зміст імовірності помилкової класифікації і може бути записаний у вигляді:

$$P(\alpha) = \int (\omega - F(x, \alpha))^2 P(x, \omega) dx d\omega,$$

де функцію  $P(x, \omega) = P(\omega|x) P(x)$  будемо називати сумісною щільністю пар  $x, \omega$ .

Для частоти помилкової класифікації за навчаючою послідовністю має зміст функціонал

$$v(\alpha) = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^l (\omega_i - F(x_i, \alpha))^2.$$

Для оцінки гарантованої ймовірності помилкової класифікації використана формула

$$P(\alpha) = v(\alpha) + \frac{h \left( \ln \frac{m}{h} + 1 \right)}{2m} \left( 1 + \sqrt{1 + \frac{4v(\alpha)m}{h \left( \ln \frac{m}{h} + 1 \right) - \ln \eta}} \right),$$

де  $v(\alpha)$  – частота помилкової класифікації за навчаючою послідовністю;  $h$  – внутрішня розмірність задачі:

$n$  – розмір  
стань  $m$   
підмнож  
сяг навч

Об

$X = x_1, \dots$

створен

$Z$

За

кування

$W$

де  $\Psi$

в позит

вигляд

$x$

де  $C$

$\min x_i$

$x_i \in X$

$D$

вій мн

ною га

ба знаї

де  $c$

корис

нання

жері  $J$

тегорі

задав

$$h = \min \left( n, \left[ \frac{D^2}{\rho^2} \right] + 1, r \right);$$

$n$  – розмірність простору ознак;  $D$  – діаметр множини векторів, які розподіляються;  $\rho$  – відстань між опуклими оболонками векторів, віднесених розв'язувальним правилом до різних підмножин;  $r$  – мінімальне число векторів вибірки, які створюють опуклу оболонку;  $m$  – обсяг навчаючої вибірки;  $\ln \eta$  – величина, яка задає надійність оцінки  $P(\alpha)$ .

Обчислювальна процедура навчання розпізнавання образів для двох множин  $X = x_1, \dots, x_a$  і  $\bar{X} = \bar{x}_1, \dots, \bar{x}_b$  будує множину  $Z$ , яка складається з усіх можливих різностей, які створені векторами множин  $X$  і  $\bar{X}$ :

$$Z = \{z_{ij} = x_i - \bar{x}_j\}, \quad i = 1, \dots, a, \quad j = 1, \dots, b.$$

Задача побудування площини, яка розділяє дві множини векторів, зводиться до відшукування максимуму функції

$$W(\alpha) = \sum_{i=1}^a \sum_{j=1}^b \alpha_{ij} - \frac{1}{2} \Psi^T \Psi, \quad (3)$$

$$\text{де } \Psi = \sum_{i=1}^a \sum_{j=1}^b \alpha_{ij} (x_i - \bar{x}_j)$$

в позитивному квадранті. У цьому випадку рівняння відокремлюючої площини буде мати вигляд

$$x^T \Psi = C_0,$$

$$\text{де } C_0 = \frac{\min_{x_i \in X} x_i^T \Psi_0 + \max_{x_j \in \bar{X}} \bar{x}_j^T \Psi_0}{2};$$

$\min x_i$  і  $\max \bar{x}_j$  – вектори, найближчі до відокремлюючої площини.

$$x_i \in X \quad \bar{x}_j \in \bar{X}$$

Для фіксованого об'єму вибірки існує підмножина ознак, які належать заданій початковій множині, у якій побудоване розділяюче правило володіє найкращою якістю – мінімальною гарантованою ймовірністю помилки. У початковій множині, яка складена з  $n$  ознак, треба знайти такі  $k$  ознаки, щоб збудоване розділяюче правило забезпечувало мінімум критерію:

$$P(\alpha) = v(\alpha) + \frac{d \left( \ln \frac{m}{d} + 1 \right) + C_n^k - \ln \eta}{2m} \left( 1 + \sqrt{1 + \frac{4v(\alpha)m}{d \left( \ln \frac{m}{d} + 1 \right) + \ln C_n^k - \ln \eta}} \right), \quad (4)$$

$$\text{де } d = \min \left( n - k, \left[ \frac{D^2}{\rho^2} \right] + 1, r \right);$$

$$C_n^k = n! / k!(n-k)!.$$

Теоретичні положення і програмний комплекс засобів теорії розпізнавання образів використані для визначення оптимальної множини змінних, які характеризують якість виконання завдань підтвердження присвоєного мінімуму командиру ПС на комплексному тренажері літака Ту-154БЗ у тренажерному центрі Національного авіаційного університету.

Програма перевірки містить виконання завдань підтвердження метеомінімуму 1-ї і 2-ї категорій у повному складі екіпажу. У процесі перевірки горизонтальна та вертикальна видимість задавалася інструктором тренажера в залежності від умов тренування. Зліт виконувався при іміта-

ції видимості на злітно-посадковій смузі 400 – 200 м. Захід на посадку виконувався в автоматичному режимі. Видимість на злітно-посадковій смузі імітувалася в залежності від присвоєного мінімуму. Командир ПС визначав відповідність фактичної видимості присвоєному мінімуму і виконував автоматичний вихід на друге коло з висоти, не меншій від висоти прийняття рішення. Умови при повторному заході і посадці відповідали присвоєному мінімуму.

Реєстрація і аналіз польотних даних виконувалися за допомогою програмно-апаратного комплексу, який дозволяє реєструвати 64 аналогові змінні й понад 100 разових команд з частотою два, а для деяких змінних – чотири рази в секунду. Результати виконання польотних завдань можуть мати вигляд бланка експрес-аналізу або осцилограми.

Початкові умови задач підтвердження мінімуму однакові для всіх польотів:

злітна маса 102 т;

посадкова маса 78 т;

тиск аеродрому 746 мм;

$V_{\text{вдп}} = 282 + 15$  км/год;

$V_{\text{пос}} = 258 + 10 - 5$  км / год;

$V_{\text{вих}} = 245 + 10$  км / год;

$V_1 = 262 + 15$  км / год;

$V_2 = 287 + 15$  км/год;

$V_r = 277 + 15$  км / год;

$V_{\text{ref}} = 266 + 10 - 5$  км / год.

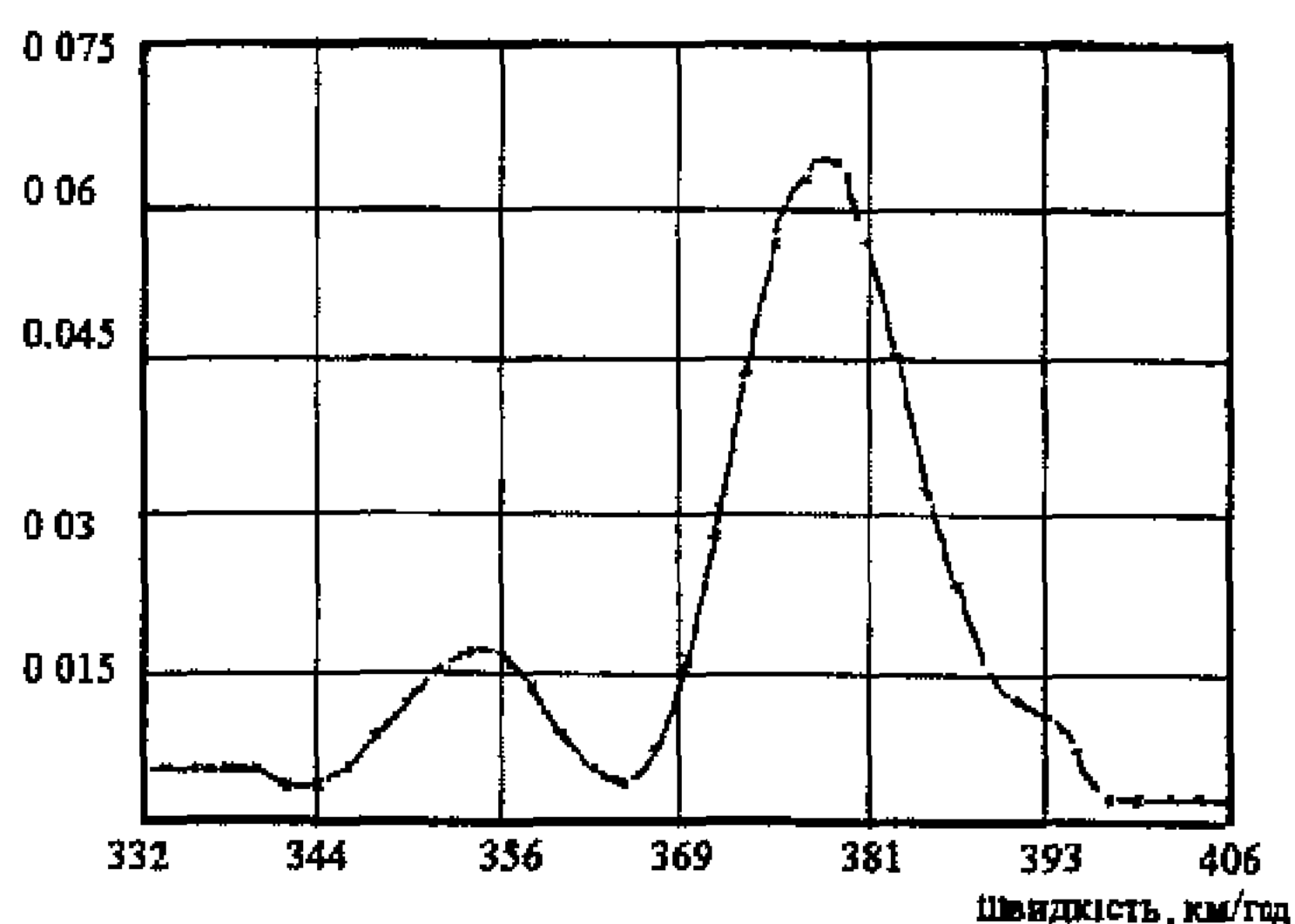
Кількість польотів по задачах підтвердження присвоєного мінімуму при метеомінімумі 2-ї категорії склала 80, результати 63 з них відповідали вимогам сертифікації.

Для аналізу діяльності екіпажів розподілення щільностей імовірності характеристик апроксимовані з використанням методу структурної мінімізації ризику й обчислювальних програм, які реалізують цей метод [2]. Оцінка функції щільності зроблена у вигляді розкладу за системою тригонометричних функцій:

$$p^N(X) = S \sum_{k=1}^N \lambda_k \varphi_k(S(X-A)), \quad X \in [A, B],$$

де  $S$ ,  $A$ ,  $B$  і  $\lambda_k$  – відповідно масштабний множник, межі змінення  $X$  і коефіцієнти розкладу,  $\varphi_k(x)$  – використані базисні функції.

На рисунку наведена оцінка розподілення щільності ймовірності максимальної швидкості випуска шасі у задачах підтвердження мінімуму. Функція розподілення щільності – багатомодальна, як і функції деяких характеристик діяльності. Це свідчить про неоднорідність дослідженого контингенту в координатах характеристик діяльності.



Розподілення значень максимальної швидкості випуска шасі під час підтвердження мінімуму посадки при метеомінімумі 2-ї категорії

Неоднорідність характеристик є наслідком психофізичних різниць, різних методик підготовки, індивідуальних стратегій пілотування і дозволяє використати структурні методи дослідження даних [3].

Одним з методів дослідження структур даних є факторний аналіз, який дозволяє пояснити кореляції між змінними через визначення факторів, які обумовлюють ці кореляції. Якщо вважати польоти підтвердження мінімуму як виконання тестів на виявлення професійно важливих якостей, головне рівняння факторного аналізу пов'язує здібності, які необхідні для виконання теста, у вигляді передбачуваних факторів з обсягом цих здібностей у вигляді факторних навантажень:

$$S_{ji} = C_{j1}X_{1i} + C_{j2}X_{2i} + \dots + C_{jq}X_{qi},$$

де  $S_{ji}$  – оцінка іспитованого  $i$  при виконанні теста  $j$ ;  $C_{jq}$  – навантаження фактора  $q$  в тесті  $j$ ;  $X_{qi}$  – об'єм фактора  $q$  у іспитованого.

В табл. 1 наведені факторні навантаження, які перевищують порогове значення 0,4, і частки дисперсій факторів для 80 польотів підтвердження мінімуму 2-ї категорії.

Факторна структура експериментальних даних має домінуючий перший фактор з часткою дисперсії 31,5 %. Цей фактор пов'язаний тільки з витримуванням нормованих швидкостей польота програми підтвердження мінімуму. Другий фактор з часткою дисперсії 10,4 % пов'язаний зі змінними, які характеризують захід на посадку і посадку. На чотири залишившихся фактори припадає 31,3 % дисперсії. Наявність загальних факторів також свідчить про структурованість одержаних експериментальних даних і дозволяє припустити існування підмножини початкових змінних, найбільш інформативних для визначення якості виконання завдань підтвердження присвоєного мінімуму.

З початкової множини, яка склала 21 ознаку, визначимо підмножину найбільш інформативних ознак з точки зору якості виконання польотних завдань. У цій множині ознака відокремлюючої площини має мінімальну гарантовану ймовірність помилкової класифікації. Початкова множина редукувана до 14 ознак, для яких побудоване розв'язувальне (3) правило з порогом, який дорівнює  $-0,954$ , і коефіцієнтами, наведеними у табл. 2. Значення критерію якості (4) – імовірності помилкової класифікації при зменшенні розміру простору – зменшилося.

Таблиця 1

Факторна структура польотних даних завдань підтвердження мінімуму 2-ї категорії

Номер ознаки	Змінна	Фактор					
		1	2	3	4	5	6
1	V відриву колеса переднього стояка шасі	.88					
2	V відриву основних колес	.90					
3	V <sub>2</sub>	.88					
4	H початку прибирання шасі				-.72	.41	
5	H початку прибирання механізації						.77
6	V початку прибирання механізації	.77					
7	V кінця прибирання механізації	.63		.50			
8	V <sub>max</sub> випуску шасі	.85					
9	V <sub>max</sub> початку випуску механізації	.77					
10	Крен на 3-му розвороті						-.64
11	Крен на 4-му розвороті		.47				-.49
12	V зниження	.88					
13	V посадки	.40		-.61			
14	N у посадки				-.77		
15	L приземлення			.85			
16	Z приземлення					.55	
17	Крен максимальний на глісаді		.73				
18	Межа по курсу		.81				
19	N у виходу на друге коло						-.64
20	H виходу на друге коло						.68
21	V виходу на друге коло	.88					
	Дисперсія, %	31,5	8,6	7,6	6,9	8,3	6,8

Таблиця 2

**Коефіцієнти розв'язувального правила якості виконання завдань  
підтвердження мінімуму 2-ї категорії**

Номер ознаки	Ознака	Коефіцієнт розв'язувального правила					
1	$V$ відриву колеса переднього стояка шасі	.2592	-.3976	.1559	-.0175		
4	$H$ початку прибирання шасі	.0421	.3102	-.3524			
5	$H$ початку прибирання механізації	-.2293	.4522	-.2228			
7	$V$ кінця прибирання механізації	.0001	-.0637	-.1889	.2525		
9	$V_{max}$ початку випуску механізації	.2054	-.2054				
10	Крен на 3-му розвороті	.0276	-.1994	.1718			
11	Крен на 4-му розвороті	.0001	.1970	-.1970			
13	$V$ посадки	-.1019	.2410	-.2117	.0726		
14	$N$ у посадки	.1196	.2086	-.4644	.1362	.0001	
15	$L$ приземлення	-.1300	-.2259	-.0858	-.1475	.5892	.0001
16	$Z$ приземлення	-.2925	.0117	-.0255	-.0685	.3748	
17	Крен максимальний на глісаді	.2407	-.1229	.2521	-.3699		
18	Межа по курсу	-.4086	.4086				
21	$V$ виходу	.0456	-.2320	.2694	-.0830		

Оцінка якості збудованого розв'язувального правила показує, що для всіх векторів 1-го класу значення функції  $W$  позитивні, другого – негативні. Таким чином, досягнуто повне розділення векторів вибірки на два класи.

Використану методику можливо рекомендувати для розробки систем контролю діяльності екіпажів інших типів ПС, а також операторів інших транспортних засобів.

#### Список літератури

1. Яцков Н.А. Основы построения автоматизированных систем контроля полетов воздушных судов: Учебник для вузов гражданской авиации. – К.: КИИГА, 1989. – 344 с.
2. Алгоритмы и программы восстановления зависимостей / Под. ред. В.Н. Вапника. – М.: Наука, 1984. – 816 с.
3. Окунь Я. Факторный анализ. – М.: Статистика, 1980. – 398 с.

Стаття надійшла до редакції 21.01.02.

УДК 629.735.072.8.08

С.В. Кузнецов

### **МОДЕЛЮВАННЯ СВІТЛОСИГНАЛЬНИХ ЗАСОБІВ АЕРОПОРТІВ У ІМІТАТОРАХ ВІЗУАЛЬНОГО ОТОЧЕННЯ АВІАЦІЙНИХ ТРЕНАЖЕРІВ**

*Розглянуто моделювання світлосигнальних засобів аеропортів, можливі спрощення, засоби підвищення якості моделювання і зменшення коштовності моделювання завдяки урахуванню особливостей джерел світла, середовища і світлосприйняття людини.*

**Вступ.** В авіаційних тренажерах модель оточуючого середовища складається з моделей поверхні Землі і наземних орієнтирів, атмосфери, зоряного неба, світлосигнальних систем та рухомих повітряних об'єктів неприродного походження. Моделювання світлосигнальних засобів і атмосфери є найбільш складною задачею.

Існуючі у світі системи комп'ютерного синтезу зображення найвищого класу вирішують проблему відтворення вогнів за допомогою коштовних каліграфічних систем, відображаючи яскраві точки. Це наближає процес моделювання вогнів до фізичного, дозволяє об-