



DOI 10.28925/2663-4023.2026.32.1207

УДК 004.8:004.89:004.5:621.798

**Олейніков Іван Анатолійович**

старший викладач кафедри технологій цифрового розвитку

Державний університет інформаційно-комунікаційних технологій, Київ, Україна

ORCID: 0009-0001-3066-4639

*i.oleinikov@duikt.edu.ua*

**Полоневич Ольга Володимирівна**

кандидат технічних наук, доцент, доцент кафедри інформаційних систем та технологій

Державний університет інформаційно-комунікаційних технологій, Київ, Україна

ORCID: 0000-0002-4906-2785

*o.polonevych@duikt.edu.ua*

**Нестеренко Катерина Сергіївна**

доктор технічних наук, професор, директор інституту

Державний університет інформаційно-комунікаційних технологій, Київ, Україна

ORCID: 0000-0001-7672-7386

*k.nesterenko@duikt.edu.ua*

**Власенко Вадим Олександрович**

кандидат технічних наук, доцент, доцент кафедри систем та технологій кібербезпеки,

начальник навчально-методичного відділу

Державний університет інформаційно-комунікаційних технологій, Київ

ORCID: 0000-0002-9329-5914

*v.vlasenko@duikt.edu.ua*

## МОДЕЛЬ ВИБОРУ КЕРУВАЛЬНИХ ДІЙ З МЕХАНІЗМОМ ПОЯСНЕННЯ В ІНТЕЛЕКТУАЛЬНІЙ СИСТЕМІ АВТОМАТИЗОВАНОГО КЕРУВАННЯ 3D- ДРУКОМ

**Анотація.** У статті розглянуто задачу підвищення обґрунтованості, прозорості та практичної придатності керувальних дій в інтелектуальних системах автоматизованого керування FDM/FFF-3D-друком. Показано, що сучасні підходи до моніторингу процесу адитивного виготовлення, які використовують методи машинного навчання, комп'ютерного зору та мультимодального аналізу телеметрії, забезпечують своєчасне виявлення дефектів, аномалій і відхилень технологічних параметрів, однак у більшості випадків не надають достатньо зрозумілого пояснення причин вибору конкретної керувальної дії. Унаслідок цього знижується довіра оператора до автоматизованої системи, ускладнюється аналіз хибних спрацьовувань та обмежується можливість ефективного використання інтелектуального керування у лабораторних, освітніх і прикладних виробничих умовах. Запропоновано модель вибору керувальних дій із механізмом пояснення, яка інтегрує результати візуального аналізу зони друку, телеметричні показники принтера, контекст виконання G-code-команд, фазу технологічного процесу та інтегральний рівень ризику в єдину структуру прийняття рішень. На відміну від традиційних підходів, запропонована модель дозволяє не лише формувати рішення щодо продовження друку, паузи, корекції швидкості, температури або подачі матеріалу, а й генерувати коротке та розгорнуте пояснення причин такого втручання. У роботі наведено формальний опис моделі, визначено множину можливих керувальних дій, подано правила переходу від ознак дефекту до дії, запропоновано інтегральний показник інтерпретованості рішення та сформовано таблицю відповідності між типовими аномаліями, втручаннями та текстами пояснень. Практичне значення роботи полягає у можливості використання моделі як надбудови над уже існуючими системами інтелектуального моніторингу та керування 3D-друком. Реалізація такого підходу дає змогу зменшити кількість хибних втручань, підвищити узгодженість між результатами машинного навчання і



керувальними діями, а також підвищити довіру оператора до автоматизованого керування технологічним процесом.

**Ключові слова:** 3D-друк, FDM/FFF-друк, інтелектуальне керування, машинне навчання, комп'ютерний зір, мультимодальна телеметрія, пояснення рішень, виявлення дефектів.

## ВСТУП

Сучасний розвиток адитивних технологій зумовлює підвищені вимоги до точності, стабільності та відтворюваності процесу FDM/FFF-3D-друку. Якість готового виробу залежить від великої кількості взаємопов'язаних факторів, зокрема температури сопла і стола, швидкості переміщення друкувальної голівки, параметрів подачі матеріалу, режимів охолодження, геометрії моделі, характеристик траєкторії та поточного стану механічних вузлів принтера. Навіть незначні відхилення окремих параметрів здатні спричинити дефекти, які проявляються у вигляді ниткоутворення, недоекструзії, втрати адгезії, зсуву шарів, деформації геометрії або повного зриву друку [1], [2], [10].

У зв'язку з цим у системах моніторингу 3D-друку дедалі ширше застосовуються методи машинного навчання, комп'ютерного зору та мультимодального аналізу телеметрії. Їх використання дає змогу перейти від пасивного спостереження за процесом до активного виявлення аномалій, оцінювання ризику їх розвитку та автоматизованого формування керувальних втручань [4], [6], [7]. Разом із тим у більшості існуючих рішень основний акцент робиться на точності розпізнавання дефекту або на визначенні моменту втручання, тоді як питання пояснення причин вибору конкретної керувальної дії залишається недостатньо формалізованим.

На практиці це означає, що система здатна виявити небажану зміну стану процесу друку та видати команду на паузу, зміну швидкості, температури чи подачі матеріалу, однак оператор не завжди отримує зрозуміле обґрунтування такого рішення. Унаслідок цього знижується довіра до автоматизованої системи, ускладнюється аналіз хибних спрацьовувань та обмежується можливість ефективного використання інтелектуального керування в навчальних, лабораторних і прикладних виробничих сценаріях [7], [8], [9].

Інтелектуалізація систем FDM/FFF-3D-друку є одним із ключових напрямів розвитку адитивного виробництва, оскільки поєднання комп'ютерного зору, машинного навчання та телеметричного контролю дає змогу перейти від постфактум оцінювання якості до проактивного наглядного керування технологічним процесом [1], [4], [6]. Водночас практична цінність таких систем визначається не лише точністю виявлення дефектів, а й здатністю пояснювати оператору логіку вибору конкретної керувальної дії, що особливо важливо в сценаріях паузи друку, корекції швидкості, температури або аварійного завершення процесу [4], [7], [8].

**Постановка проблеми.** У наукових працях, присвячених автоматизації 3D-друку, значна увага приділяється застосуванню моделей машинного навчання, глибоких нейронних мереж, аналізу відеопотоку та телеметричних даних для виявлення дефектів друку, прогнозування якості виробів і оптимізації параметрів технологічного процесу. Особливо активно розвиваються підходи, засновані на використанні комп'ютерного зору для ідентифікації ниткоутворення, недоекструзії, відшарування, геометричних деформацій та інших типових дефектів FDM/FFF-друку [1], [2], [5], [10].

Окремий напрям досліджень пов'язаний із мультимодальним моніторингом, у межах якого дані з камери спостереження поєднуються з температурними показниками, параметрами подачі матеріалу, координатною інформацією та журналами виконання G-code-команд. Такий підхід дозволяє підвищити надійність виявлення аномалій і



зменшити кількість хибних спрацьовувань за рахунок узгодженого аналізу кількох джерел інформації [4], [6], [7], [10].

Разом із тим аналіз сучасних підходів свідчить, що переважна частина робіт орієнтована або на побудову моделей виявлення дефектів, або на прогнозування стану технологічного процесу, тоді як питання пояснення логіки вибору керувальної дії висвітлено недостатньо. Навіть у випадках, коли модель здатна виявити аномалію з високою точністю, оператор не завжди отримує відповідь на питання, чому система рекомендує саме паузу друку, а не корекцію швидкості, або чому пропонується зміна температурного режиму замість зміни подачі матеріалу [7], [8], [9].

Таким чином, існує потреба у створенні моделі, яка б поєднувала можливості виявлення аномалій та ризик-орієнтованого керування з механізмом формування зрозумілого пояснення для оператора. Такий підхід є доцільним як з точки зору підвищення практичної придатності інтелектуального керування, так і з точки зору накопичення знань про типові причинно-наслідкові зв'язки між ознаками дефектів та рекомендованими втручаннями [4], [7], [8].

**Аналіз останніх досліджень і публікацій.** У наукових працях, присвячених автоматизації 3D-друку, значна увага приділяється застосуванню моделей машинного навчання, глибоких нейронних мереж, аналізу відеопотоку та телеметричних даних для виявлення дефектів друку, прогнозування якості виробів і оптимізації параметрів технологічного процесу. Особливо активно розвиваються підходи, засновані на використанні комп'ютерного зору для ідентифікації ниткоутворення, недоекструзії, відшарування, геометричних деформацій та інших типових дефектів FDM/FFF-друку.

Окремий напрям досліджень пов'язаний із мультимодальним моніторингом, у межах якого дані з камери спостереження поєднуються з температурними показниками, параметрами подачі матеріалу, координатною інформацією та журналами виконання G-code-команд. Такий підхід дозволяє підвищити надійність виявлення аномалій і зменшити кількість хибних спрацьовувань за рахунок узгодженого аналізу кількох джерел інформації.

Разом із тим аналіз сучасних підходів свідчить, що переважна частина робіт орієнтована або на побудову моделей виявлення дефектів, або на прогнозування стану технологічного процесу, тоді як питання пояснення логіки вибору керувальної дії висвітлено недостатньо. Навіть у випадках, коли модель здатна виявити аномалію з високою точністю, оператор не завжди отримує відповідь на питання, чому система рекомендує саме паузу друку, а не корекцію швидкості, або чому пропонується зміна температурного режиму замість зміни подачі матеріалу.

Таким чином, існує потреба у створенні моделі, яка б поєднувала можливості виявлення аномалій та ризик-орієнтованого керування з механізмом формування зрозумілого пояснення для оператора. Такий підхід є доцільним як з точки зору підвищення практичної придатності інтелектуального керування, так і з точки зору накопичення знань про типові причинно-наслідкові зв'язки між ознаками дефектів та рекомендованими втручаннями.

**Мета і задачі дослідження.** Метою статті є розробка моделі вибору керувальних дій з механізмом пояснення в інтелектуальній системі автоматизованого керування FDM/FFF-3D-друком на основі машинного навчання.

Для досягнення поставленої мети вирішено такі задачі:

1. визначено структуру вхідних даних, які беруть участь у формуванні керувального рішення;



2. побудовано формальну модель вибору керувальної дії з урахуванням візуальних, телеметричних, контекстних і фазових ознак;
3. запропоновано структурну схему системи з окремим блоком формування пояснення;
4. сформовано правила переходу від типових ознак аномалій до керувальних дій;
5. введено інтегральний показник інтерпретованості рішення;
6. побудовано таблицю відповідності між дефектами, втручаннями та поясненнями.

## РЕЗУЛЬТАТИ ДОСЛІДЖЕННЯ

### Структура вхідних даних для формування рішення

Для вибору керувальної дії та побудови її пояснення запропоновано використовувати кілька груп ознак, що характеризують поточний стан технологічного процесу.

До першої групи належать **візуальні ознаки**  $X_v$ , які формуються за результатами аналізу відеопотоку з камери спостереження. До цієї множини входять імовірності належності стану до певного класу дефекту, локалізація зони аномалії, інтенсивність прояву дефекту, стійкість виявлення на послідовних кадрах та характер просторового розподілу порушень у зоні друку.

До другої групи належать **телеметричні ознаки**  $X_t$ , які відображають фактичний стан обладнання та параметри процесу друку. Це температура сопла, температура стола, швидкість переміщення друкувальної голівки, характеристики подачі матеріалу, ознаки коливань екструзії, нестабільності нагріву та інші службові параметри.

Третю групу становлять **контекстні ознаки**  $X_g$ , що характеризують поточний фрагмент технологічного процесу: тип G-code-команди, зовнішній або внутрішній контур, друк заповнення, ділянка ретракції, зона різкої зміни траєкторії або інші геометрично важливі елементи друку.

Четверта група – **фазові ознаки**  $X_p$ , які враховують номер шару, відносну висоту виробу, стадію друку, а також критичність поточного шару для формування геометрії або адгезії виробу.

Окремою складовою є **інтегральний рівень ризику**  $R$ , який відображає ймовірність подальшого розвитку аномалії та можливість погіршення якості виробу або зриву друку за умови відсутності втручання.

### Формальна модель вибору керувальної дії

Запропоновану модель подамо у вигляді кортежу:

$$M_{exp} = \langle X_v, X_t, X_g, X_p, R, D, E \rangle, \quad (1)$$

де  $X_v$  – множина візуальних ознак;  $X_t$  – множина телеметричних ознак;  $X_g$  – множина контекстних ознак;  $X_p$  – множина фазових ознак;  $R$  – інтегральний рівень ризику;  $D$  – множина можливих керувальних дій;  $E$  – множина можливих пояснень.

Вибір керувальної дії визначається функцією:

$$d^* = f(X_v, X_t, X_g, X_p, R), \quad (2)$$

де  $d^*$  – оптимальна керувальна дія, сформована на підставі сукупності вхідних ознак та оціненого ризику.

Пояснення для сформованого рішення визначається як:

$$e = g(d^*, X_v, X_t, X_g, X_p, R), \quad (3)$$

де  $e$  – коротке або розгорнуте пояснення причин вибору дії  $d^*$ .

Таким чином, результат роботи системи подається парою:

$$Y = \langle d^*, e \rangle, \quad (4)$$

де сформована дія без пояснення не розглядається як завершений результат функціонування системи.

### Структурна схема моделі

Структуру запропонованої моделі вибору керувальних дій з механізмом пояснення наведено на рис. 1. На відміну від традиційних схем моніторингу, запропонована структура містить окремий блок формування пояснення, який функціонує спільно з блоком вибору керувальної дії та забезпечує підготовку обґрунтування для оператора і журналу подій.

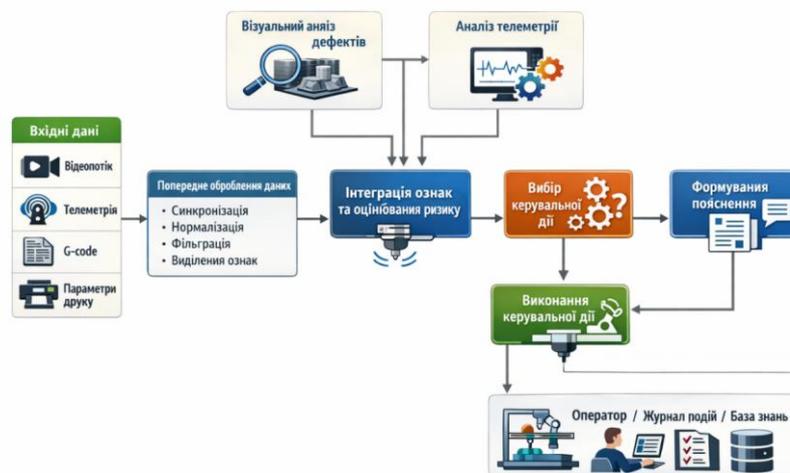


Рис. 1. Структурна схема моделі вибору керувальних дій з механізмом пояснення в системі автоматизованого керування 3D-друком

Як видно з рис. 1, формування остаточного результату відбувається після інтеграції візуальних, телеметричних, контекстних і фазових ознак. Це дає змогу перейти від простої фіксації дефекту до обґрунтованого вибору втручання, що підвищує прозорість автоматизованого керування.

### Множина керувальних дій

У межах моделі запропоновано таку множину можливих керувальних дій:

$$D = \{d_1, d_2, d_3, d_4, d_5, d_6, d_7, d_8, d_9\}, \quad (5)$$

де  $d_1$ – продовження друку без змін;  $d_2$ – виведення попередження оператора;  $d_3$ – короткочасна пауза друку;  $d_4$ – зменшення швидкості друку;  $d_5$ – корекція температури сопла;  $d_6$ – корекція температури стола;  $d_7$ – корекція подачі матеріалу;  $d_8$ – зміна параметрів охолодження;  $d_9$ – аварійне завершення процесу.

Кожна з наведених дій відповідає певному типу технологічної ситуації. Наприклад, за незначного зростання ризику доцільним може бути лише попередження оператора, тоді як за поєднання вираженої аномалії та нестабільності подачі матеріалу доцільніше сформувавши паузу друку або аварійне завершення процесу.

### Правила переходу від ознак до дії

Для формування керувального рішення використовуються правила, які поєднують тип виявленої аномалії, телеметричні підтвердження, контекст друку, фазу процесу та оцінений рівень ризику. Узагальнене правило має вигляд:

Ілюстративну залежність між інтегральним рівнем ризику та інтенсивністю рекомендованого втручання наведено на рис. 2. Графік відображає логіку переходу від інформаційного попередження до активної корекції режимів друку, паузи та аварійного завершення процесу залежно від ступеня загрози для якості виробу.

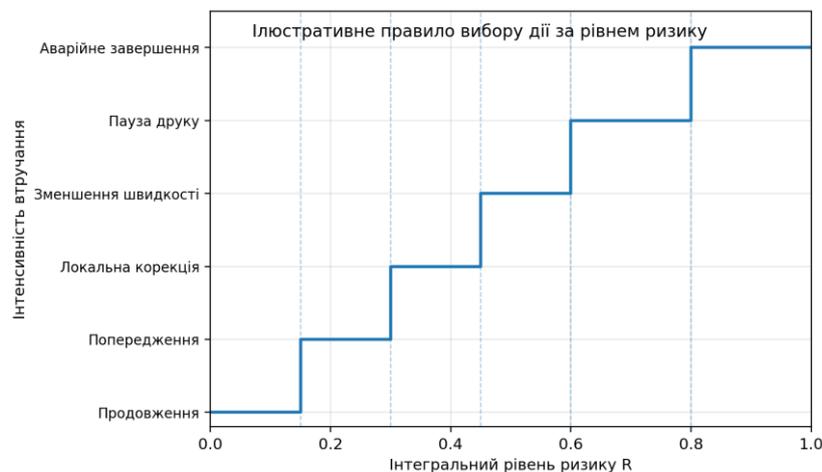


Рис. 2. Ілюстративна залежність інтенсивності керувальної дії від інтегрального рівня ризику

Як видно з рис. 2, зі зростанням ризику система переходить від м'яких форм впливу до жорстких втручань. Така структура узгоджується з ризик-орієнтованим принципом керування й забезпечує керувану ескалацію реакції системи:

$$(c_i \in X_v) \wedge (t_j \in X_t) \wedge (g_k \in X_g) \wedge (p_l \in X_p) \wedge (R > R_{thr}) \Rightarrow d = d_m, \quad (6)$$

де  $R_{thr}$ – порогове значення ризику, за перевищення якого формується втручання  $d_m$ .



Наприклад, якщо виявлено ниткоутворення, швидкість друку перевищує робочий діапазон, а поточна ділянка належить до зовнішнього контуру, система може рекомендувати зменшення швидкості друку. Якщо виявлено локальне відшарування шару, спостерігається нестабільність температури стола, а шар є критичним для опорної геометрії, доцільною є пауза друку. Якщо виявлено виражену деформацію виробу та критичний рівень ризику, можливим рішенням є аварійне завершення процесу.

Для формалізації правил переходу від виявлених ознак до керувальних дій доцільно використовувати таблицю відповідності між типовими аномаліями, підтверджувальними даними, рекомендованими втручаннями та сформованими поясненнями. Відповідний фрагмент знань системи наведено в табл. 1.

Таблиця 1

**Відповідність між типовими ознаками дефектів, рекомендованими керувальними діями та сформованими поясненнями**

№	Виявлена ознака / ситуація	Додаткові підтверджувальні дані	Рекомендована керувальна дія	Приклад пояснення
1	Ниткоутворення на зовнішньому контурі	Підвищена швидкість друку, нестабільність подачі матеріалу	Зменшення швидкості друку	Виявлено ниткоутворення; рекомендовано зменшити швидкість для стабілізації екструзії.
2	Локальне відшарування шару	Коливання температури стола, критична ділянка опори	Пауза друку	Виявлено відшарування шару; рекомендовано тимчасову паузу для перевірки адгезії.
3	Недоекструзія	Ознаки нестабільної подачі, повторюваність дефекту на кількох кадрах	Корекція подачі матеріалу	Виявлено недоекструзію; рекомендовано скоригувати подачу матеріалу.
4	Зсув шару	Аномалія руху по координатах, різке відхилення траєкторії	Пауза друку або аварійне завершення	Виявлено зсув шару; рекомендовано перевірити механіку переміщення.
5	Перегрів локальної ділянки	Підвищена температура сопла, низька інтенсивність охолодження	Корекція температури сопла або охолодження	Виявлено перегрів; рекомендовано скоригувати температурний режим.
6	Втрата адгезії першого шару	Нестабільність температури стола, рання фаза друку	Пауза друку	Виявлено втрату адгезії першого шару; рекомендовано паузу для перевірки поверхні.
7	Деформація геометрії виробу	Зростання інтегрального ризику, накопичення візуальних відхилень	Аварійне завершення друку	Виявлено критичну деформацію; рекомендовано завершити друк аварійно.
8	Ознаки нестабільного проходження ретракції	Порушення подачі, дефекти у зонах переходу	Корекція швидкості або подачі	Виявлено нестабільну ретракцію; рекомендовано скоригувати швидкість або подачу.

Наведені в табл. 1 правила не вичерпують усіх можливих сценаріїв функціонування системи, однак відображають базові причинно-наслідкові зв'язки між типовими дефектами FDM/FFF-друку та рекомендованими діями. Надалі така таблиця може бути розширена з урахуванням типу матеріалу, конфігурації обладнання та умов друку.

### Формування пояснення для оператора

Формування пояснення щодо вибору керувальної дії пропонується здійснювати на основі уніфікованої багатокомпонентної структури, яка враховує сукупність ознак технологічного процесу та результат аналізу стану друку. Така структура дозволяє системі не лише сформувати керувальне рішення, але й надати оператору зрозуміле обґрунтування причин його вибору.

Концептуально пояснення формується як послідовність інформаційних компонентів, що відображають логіку переходу від виявлення аномалії до рекомендованого втручання в технологічний процес друку.

Формально структуру пояснення можна подати у вигляді кортежу:

$$E = \langle A, T, G, P, R, D \rangle, \quad (7)$$

де  $A$  – опис виявленої аномалії процесу друку;  $T$  – телеметричні підтвердження аномалії (параметри температури, швидкості, подачі матеріалу тощо);  $G$  – контекст виконання G-code або тип технологічної ділянки (контур, заповнення, ретракція тощо);  $P$  – інформація про фазу або стадію технологічного процесу друку;  $R$  – оцінений рівень ризику подальшого розвитку аномалії;  $D$  – рекомендована керувальна дія.

Таким чином, сформоване пояснення являє собою структурований опис ситуації, у якому поєднуються результати виявлення дефекту, підтверджувальні фактори, контекст виконання технологічної операції та обґрунтоване рішення щодо втручання у процес друку.

### Приклад короткого пояснення:

«Виявлено ниткоутворення на зовнішньому контурі. Зафіксовано підвищену швидкість друку та ознаки нестабільної подачі матеріалу. Рекомендовано зменшити швидкість друку для стабілізації екструзії».

Для візуалізації впливу окремих компонентів пояснення на інтегральний показник інтерпретованості на рис. 3 наведено ілюстративний графік залежності показника від повноти пояснення за різних рівнів логічної узгодженості.

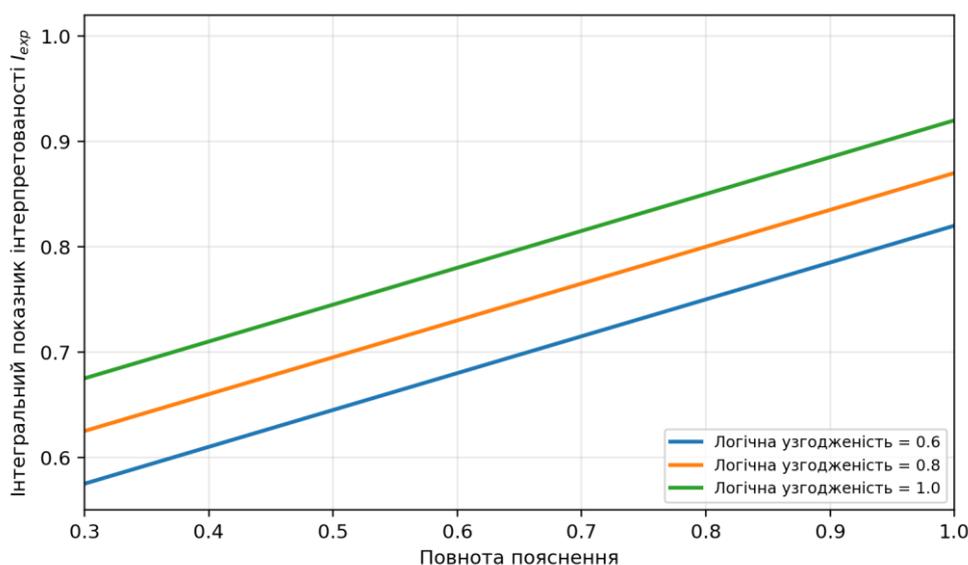


Рис. 3. Ілюстративна залежність інтегрального показника інтерпретованості від повноти пояснення



З рис. 3 випливає, що збільшення повноти пояснення підвищує інтегральний показник інтерпретованості в усьому діапазоні значень, однак максимальний ефект досягається за умови високої логічної узгодженості між вхідними ознаками, обраною дією та сформованим текстом пояснення.

#### Приклад розгорнутого пояснення:

«Виявлено ознаки ниткоутворення на зовнішньому контурі моделі. Додатково зафіксовано підвищену швидкість друку та нестабільність подачі матеріалу. Поточна ділянка належить до зовнішнього контуру, що впливає на якість поверхні виробу. Рівень ризику подальшого розвитку дефекту оцінено як підвищений. Рекомендовано зменшити швидкість друку для стабілізації процесу екструзії».

#### Показник інтерпретованості рішення

Для кількісного оцінювання якості пояснення запропоновано інтегральний показник інтерпретованості:

$$I_{exp} = \alpha C + \beta L + \gamma T + \delta U, \quad (8)$$

де  $C$  – повнота пояснення;  $L$  – логічна узгодженість;  $T$  – зрозумілість для оператора;  $U$  – практична корисність пояснення;  $\alpha, \beta, \gamma, \delta$  – вагові коефіцієнти.

Показник  $C$  характеризує, наскільки повно в поясненні відображено ключові фактори, що вплинули на рішення. Показник  $L$  відображає відповідність між реальними ознаками процесу та сформованим текстом пояснення. Показник  $T$  характеризує зручність сприйняття повідомлення оператором. Показник  $U$  оцінює придатність пояснення для прийняття подальших дій щодо контролю технологічного процесу. Чим більше значення  $I_{exp}$ , тим вищою є якість сформованого пояснення. Запропонований показник може використовуватися для порівняння різних наборів правил інтерпретації або для адаптації системи до конкретних умов експлуатації.

#### Критерії оцінювання ефективності моделі

Ефективність запропонованої моделі доцільно оцінювати за такими критеріями:

1. точність вибору керувальної дії;
2. частка коректно пояснених рішень;
3. середній час формування пояснення;
4. зниження кількості хибних втручань;
5. рівень погодження оператора з рекомендацією системи;
6. вплив на частку браку;
7. вплив на стабільність друку та повторюваність результатів.

Зазначені критерії можуть застосовуватися як у лабораторних експериментах, так і в умовах прикладного використання системи на реальному 3D-принтері.

#### Практичне значення запропонованого підходу

Практичне значення запропонованої моделі полягає в тому, що вона не потребує повної заміни вже існуючої системи інтелектуального моніторингу та керування 3D-друком, а може бути реалізована як логічна надбудова над модулями візуального аналізу, оцінювання телеметрії та формування керувальних дій. Це дозволяє поетапно



підвищувати функціональні можливості системи без суттєвого ускладнення її архітектури.

Крім того, використання механізму пояснення сприяє підвищенню довіри оператора до автоматизованої системи, зменшенню кількості необґрунтованих пауз і передчасних завершень друку, спрощенню аналізу причин хибних спрацьовувань, накопиченню знань про типові причинно-наслідкові зв'язки між дефектами та втручаннями, а також підвищенню навчальної цінності системи у лабораторному середовищі.

## ВИСНОВКИ ТА ПЕРСПЕКТИВИ ПОДАЛЬШИХ ДОСЛІДЖЕНЬ

У статті розроблено модель вибору керувальних дій з механізмом пояснення в інтелектуальній системі автоматизованого керування FDM/FFF-3D-друком. На відміну від традиційних підходів, модель поєднує візуальні ознаки, телеметрію, контекст виконання G-code та фазові характеристики друку в єдиній логіці прийняття рішень і доповнює її механізмом формування короткого або розгорнутого пояснення для оператора.

Наукова новизна роботи полягає у введенні окремого механізму пояснення до структури вибору керувальної дії в інтелектуальній системі автоматизованого керування 3D-друком. Запропоновану функцію пояснення визначено як інтегрований результат оцінювання ризику, сукупності візуальних, телеметричних, контекстних і фазових ознак технологічного процесу.

Практичне значення полягає у підвищенні прозорості функціонування системи, зменшенні кількості хибних втручань, покращенні взаємодії між оператором та автоматизованим керуванням, а також у можливості подальшого формування бази знань про типові аномалії й сценарії реагування.

Перспективами подальших досліджень є експериментальна перевірка моделі на різних типах дефектів, матеріалах друку та конфігураціях обладнання; адаптація правил пояснення до різних класів 3D-принтерів; а також поєднання шаблонного механізму пояснення з методами локальної інтерпретації результатів глибинних нейронних мереж.

## СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

1. Bondarchuk, A. P., Oleinikov, I. A., & Bazhan, T. O. (2024). Application of machine learning methods to 3D printer control. *Telecommunication and Information Technologies*, (1), 4–15. <https://doi.org/10.31673/2412-4338.2024.010415>
2. Oleinikov, I. A., & Sribna, I. M. (2025). Development of a method for detecting 3D printing defects based on a ResNet model. *Telecommunication and Information Technologies*, (1), 111–119. <https://doi.org/10.31673/2412-4338.2025.014545>
3. Oleinikov, I. A. (2025). *Method and model of intelligent automated control of 3D printing based on machine learning* (Doctoral dissertation, specialty 123 Computer Engineering). Kyiv, Ukraine.
4. Ukwaththa, J., Herath, S., & Meddage, D. P. P. (2024). A review of machine learning (ML) and explainable artificial intelligence (XAI) methods in additive manufacturing (3D printing). *Materials Today Communications*, 41, 110294. <https://doi.org/10.1016/j.mtcomm.2024.110294>
5. Aktepe, E., & Ergün, U. (2025). Machine learning approaches for FDM-based 3D printing: A literature review. *Applied Sciences*, 15(18), 10001. <https://doi.org/10.3390/app151810001>
6. Inayathullah, S., & Buddala, R. (2025). Review of machine learning applications in additive manufacturing. *Results in Engineering*, 25, 103676. <https://doi.org/10.1016/j.rineng.2024.103676>
7. Gawade, V., & Chen, M. (2025). Explaining multimodal CNN-DNN model predictions for quality monitoring of porosity in laser metal deposition. *Knowledge-Based Systems*, 311, 113095. <https://doi.org/10.1016/j.knosys.2025.113095>



8. Gurav, V., Upadhyay, A., & Sakhare, H. (2025). An explainable lightweight framework for process control and fault detection in additive manufacturing. *Journal of Manufacturing and Materials Processing*, 9(12), 392. <https://doi.org/10.3390/jmmp9120392>
9. Singh, M., Sharma, P., Sharma, S. K., & Singh, J. (2025). A novel real-time quality control system for 3D printing: A deep learning approach using data-efficient image transformers. *Expert Systems with Applications*, 273, 126863. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2025.126863>
10. Sampedro, G. A. R., Agron, D. J. S., Amaizu, G. C., Kim, D.-S., & Lee, J.-M. (2022). Design of an in-process quality monitoring strategy for FDM-type 3D printer using deep learning. *Applied Sciences*, 12(17), 8753. <https://doi.org/10.3390/app1217875>

**Ivan Oleinikov**

Senior Lecturer, Department of Digital Development Technologies  
State University of Information and Communication Technologies, Kyiv, Ukraine  
ORCID: 0009-0001-3066-4639  
*i.oleinikov@duikt.edu.ua*

**Olha Polonevych**

PhD in Technical Sciences, Associate Professor,  
Department of Information Systems and Technologies  
State University of Information and Communication Technologies, Kyiv, Ukraine  
ORCID: 0000-0002-4906-2785  
*o.polonevych@duikt.edu.ua*

**Kateryna Nesterenko**

Doctor of Technical Sciences, Professor,  
Director of the Institute  
State University of Information and Communication Technologies, Kyiv, Ukraine  
ORCID: 0000-0001-7672-7386  
*k.nesterenko@duikt.edu.ua*

**Vadym Vlasenko**

PhD in Technical Sciences, Associate Professor,  
Department of Cybersecurity Systems and Technologies,  
Head of the Educational and Methodological Department  
State University of Information and Communication Technologies, Kyiv, Ukraine  
ORCID: 0000-0002-9329-5914  
*v.vlasenko@duikt.edu.ua*

## A CONTROL ACTION SELECTION MODEL WITH AN EXPLANATION MECHANISM FOR AN INTELLIGENT AUTOMATED 3D PRINTING CONTROL SYSTEM

**Abstract.** The paper addresses the problem of improving the validity, transparency, and practical usefulness of control interventions in intelligent automated FDM/FFF 3D printing systems. Modern approaches to monitoring additive manufacturing processes based on machine learning, computer vision, and multimodal telemetry analysis enable timely detection of defects, anomalies, and process deviations. However, in most cases they do not provide a sufficiently clear explanation of why a particular control action has been selected. As a result, operator trust in automated systems decreases, the analysis of false triggers becomes more difficult, and the effective use of intelligent control in laboratory, educational, and applied production environments remains limited. A control action selection model with an explanation mechanism is proposed. The model integrates the results of visual analysis of the print zone, printer telemetry indicators, G-code execution context, process phase, and integral risk level into a unified decision-making structure. Unlike traditional approaches, the proposed model not only generates decisions related to print continuation, pause, speed correction, temperature adjustment, or material feed adjustment, but also produces short and detailed explanations of the reasons for such interventions. The paper presents a formal description of the model, defines the set of possible control actions, describes the rules for mapping defect features to control actions, introduces an integral interpretability indicator, and provides a correspondence table between typical anomalies, interventions, and explanation texts. The practical value of the work lies in the possibility of using the model as an extension of existing intelligent supervisory 3D printing control systems. The proposed approach makes it possible to reduce false interventions, improve consistency between machine learning results and control actions, and increase operator trust in automated process control.

**Keywords:** 3D printing, FDM/FFF printing, intelligent control, machine learning, computer vision, multimodal telemetry, decision explanation, defect detection.



## REFERENCES (TRANSLATED AND TRANSLITERATED)

1. Bondarchuk, A. P., Oleinikov, I. A., & Bazhan, T. O. (2024). Application of machine learning methods to 3D printer control. *Telecommunication and Information Technologies*, (1), 4–15. <https://doi.org/10.31673/2412-4338.2024.010415>
2. Oleinikov, I. A., & Sribna, I. M. (2025). Development of a method for detecting 3D printing defects based on a ResNet model. *Telecommunication and Information Technologies*, (1), 111–119. <https://doi.org/10.31673/2412-4338.2025.014545>
3. Oleinikov, I. A. (2025). *Method and model of intelligent automated control of 3D printing based on machine learning* (Doctoral dissertation, specialty 123 Computer Engineering). Kyiv, Ukraine.
4. Ukwaththa, J., Herath, S., & Meddage, D. P. P. (2024). A review of machine learning (ML) and explainable artificial intelligence (XAI) methods in additive manufacturing (3D printing). *Materials Today Communications*, 41, 110294. <https://doi.org/10.1016/j.mtcomm.2024.110294>
5. Aktepe, E., & Ergün, U. (2025). Machine learning approaches for FDM-based 3D printing: A literature review. *Applied Sciences*, 15(18), 10001. <https://doi.org/10.3390/app151810001>
6. Inayathullah, S., & Buddala, R. (2025). Review of machine learning applications in additive manufacturing. *Results in Engineering*, 25, 103676. <https://doi.org/10.1016/j.rineng.2024.103676>
7. Gawade, V., & Chen, M. (2025). Explaining multimodal CNN-DNN model predictions for quality monitoring of porosity in laser metal deposition. *Knowledge-Based Systems*, 311, 113095. <https://doi.org/10.1016/j.knosys.2025.113095>
8. Gurav, V., Upadhyay, A., & Sakhare, H. (2025). An explainable lightweight framework for process control and fault detection in additive manufacturing. *Journal of Manufacturing and Materials Processing*, 9(12), 392. <https://doi.org/10.3390/jmmp9120392>
9. Singh, M., Sharma, P., Sharma, S. K., & Singh, J. (2025). A novel real-time quality control system for 3D printing: A deep learning approach using data-efficient image transformers. *Expert Systems with Applications*, 273, 126863. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2025.126863>
10. Sampedro, G. A. R., Agron, D. J. S., Amaizu, G. C., Kim, D.-S., & Lee, J.-M. (2022). Design of an in-process quality monitoring strategy for FDM-type 3D printer using deep learning. *Applied Sciences*, 12(17), 8753. <https://doi.org/10.3390/app1217875>

Отримано редакцією журналу / Received: 27.01.26

Прорецензовано / Revised: 18.02.26

Схвалено до друку / Accepted: 26.03.26

