

І. Гребеннік, О. Коваленко

АДАПТИВНА НЕЙРОНЕЧІТКА СИСТЕМА ВИВЕДЕННЯ ДЛЯ СОРТУВАННЯ ОБ'ЄКТІВ ПОШТОВИХ ВІДПРАВЛЕНЬ У КОНВЕЄРНОМУ ПОТОЦІ

Предметом вивчення є моделі прийняття рішень автоматизованих сортувальних ліній (ASL), якими оснащено перевалкові центри сортування об'єктів поштових відправлень (ОПВ), що належать до логістичної мережі доправлення пошти. **Мета дослідження** – розробити модель прийняття рішень для ASL завантажувальних дверей терміналів перевалкових центрів у вигляді адаптивної нейронечіткої системи виведення (ANFIS). У статті необхідно виконати такі **завдання**: проаналізувати конструктивні особливості обладнання ASL та запропонувати його модифікацію – оснащення дверей терміналів не одним, а трьома завантажувальними лотками; визначити структуру ANFIS відповідно до нечіткої моделі Такагі – Сугено першого порядку; встановити діапазони ваги й габаритів ОПВ, пов'язаних з номерами завантажувальних лотків; визначити критерії для реалізації заданої логіки сортування ОПВ; з'ясувати параметри наборів даних для навчання й тестування ANFIS; провести порівняльне навчання й тестування ANFIS з використанням інструментарію середовища MATLAB з оцінюванням значень відносної точності правильної класифікації ОПВ. **Методи**: системний, аналітичний, комп'ютерного моделювання, методи навчання з архітектурою ANFIS, математичний і статистичний аналіз ефективності навчання. **Досягнуті результати**. Проведено порівняльне навчання ANFIS гібридним методом і методом зворотного поширення помилки. За результатами тестування після 100 епох навчання для реалізації обрано модель ANFIS, що навчена гібридним методом, який забезпечує відносну точність класифікації ОПВ на рівні 96,3 %. **Висновки**. Запропонована модель прийняття рішень ASL у вигляді ANFIS дає змогу реалізувати нечітку класифікацію ОПВ у потоці конвеєра за трьома діапазонами їх вагогабаритних параметрів для реалізації заданої логіки сортування по завантажувальних лотках. Реалізована логіка сортування забезпечує компактне завантаження кузовів вантажівок по секціях і знижує ризики пошкодження ОПВ, коли вони укладаються один на один.

Ключові слова: об'єкти поштових відправлень; сортування; модель прийняття рішень; автоматизована лінія; нечітка класифікація; адаптивна нейронечітка система виведення.

1. Вступ

Поштова логістика є важливим аспектом бізнесу, що визначає репутацію компаній-виробників у сфері обслуговування клієнтів. Зростання обсягів електронної комерції підвищує вимоги споживачів до швидкості, якості та контролю доправлення товарів поштою. Для доправлення об'єктів поштових відправлень (ОПВ) логістичні компанії створюють транспортну мережу з проміжними центрами сортування посилок (PSC – *Parcel Sorting Centres*) за напрямками. Для організації подібної транспортної мережі розв'язуються складні завдання, пов'язані з контролем потоку ОПВ, плануванням і оптимізацією маршрутів доправлення ОПВ до кінцевих пунктів із використанням проміжних PSC, плануванням графіка прибуття вхідних і вихідних вантажівок на проміжні PSC для розвантаження й завантаження ОПВ після їх сортування за напрямками доправлення.

Однією з важливих проблем у процесі доправлення ОПВ є їх пошкодження під час розвантаження й завантаження, що зумовлено двома факторами. Перший пояснюється тим, що досі не існує узагальненого міжнародного стандарту, який визначає класифікацію ОПВ за їх вагогабаритними параметрами. Це є причиною, чому виробники автоматизованих сортувальних конвеєрів (ASC – *Automated Sorting Conveyor*) і автоматизованих сортувальних ліній (ASL – *Automated Sorting Line*), що використовуються для обладнання PSC, не реалізують сортування ОПВ з огляду на їх ваги й габарити.

Другий фактор зумовлений жорстким графіком роботи PSC. Проміжні PSC [1] працюють цілодобово за планом прибуття вхідних і вихідних вантажівок. Вантажівки завантажуються в чітко встановлені терміни вручну. Посилки, відсортовані за напрямками доправлення, надходять на завантаження потоком. ОПВ завантажуються в кузов вантажівки способом ручного укладання один на одний у кілька шарів. У вантажників немає часу на сортування посилок за їх вагою та габаритами під час завантаження. Такий спосіб завантаження зумовлює ризик пошкодження ОПВ під час їх штабелювання, а також неефективне використання вантажного простору кузова транспортного засобу в процесі його завантаження.

Для усунення проблем, спричинених зазначеними факторами, у працях [2, 3] розроблено моделі прийняття рішення ASL, що застосовують чітку й нечітку логіку сортування ОПВ за їх вагою та габаритами для реалізації двох варіантів логіки завантаження вантажівок шляхом розподілу посилок по завантажувальних дверях терміналів PSC. Недоліками цих моделей є те, що перший варіант логіки завантаження реалізує почергове завантаження вантажівок біля різних дверей терміналів. Це призводить до збільшення часу завантаження й до зниження пропускної здатності PSC. Другий варіант логіки завантаження реалізує завантаження вантажівок ОПВ з однаковим діапазоном ваги й габаритів. Це підвищує ризик їх пошкодження за умови укладання в кілька шарів.

Зазначені недоліки моделей [2, 3] є критичними, тому виникає необхідність проведення досліджень з розроблення моделі прийняття рішень ASL, що дає змогу реалізувати сортування ОПВ за їх вагою та габаритами в конвеєрному потоці з реалізацією секційної логіки завантаження кузовів вантажівок шарами.

Для розроблення й дослідження моделі прийняття рішень ASL обрано модель у вигляді адаптивної нейронечіткої системи виведення (ANFIS – *Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System*), яка реалізує задану логіку сортування посилок за вагою та габаритами в конвеєрному потоці.

2. Аналіз досліджень, присвячених удосконаленню логістики центрів сортування посилок

Для сортування об'єктів поштових відправлень PSC обладнуються автоматизованими сортувальними конвеєрами. Конструкція ASC містить автоматизовані сортувальні лінії різного типу. Загалом модель прийняття рішень ASC реалізована як комп'ютерна система управління сортуванням і переміщенням ОПВ на основі інформації штрих-кодів

їх етикеток. Першочерговими завданнями PSC є забезпечення безперервної (цілодобової) та безперебійної роботи ASC відповідно до графіка прибуття вхідних і вихідних вантажівок. Логістичні завдання вдосконалення роботи ASC центрів сортування посилок можна узагальнити за трьома напрямками.

Перший напрям пов'язаний з розробленням алгоритмів для розв'язання завдань підвищення пропускної здатності ASC. Для цього в праці [4] запропоновано генетичний алгоритм, що дає змогу контролювати швидкість вивантаження ОПВ, керувати графіком відправлення вихідних вантажівок і водночас не допускати простоїв. У роботі [5] описано генетичний алгоритм для планування прибуття вхідних вантажівок залежно від фіксованої кількості розвантажувальних дверей для мінімізації часу розвантаження вхідних вантажівок. Для PSC, оснащеного ASC із замкнутим контуром, розроблено гібридні алгоритми, призначені для пошуку оптимального плану прибуття вхідних [6] і вихідних [7] вантажівок відповідно до мети їх розподілу по дверях терміналів. Автори дослідження [8] розглядають завдання розроблення нелінійної моделі планування оптимального завантаження транспортних контейнерів. Контейнер розбивається на підконтейнери. У процесі планування завантаження об'єктів беруться до уваги як їх геометричні параметри (орієнтація об'єктів, мінімально і/або максимально допустимі відстані між об'єктами, комбінаторні властивості розташування об'єктів усередині підконтейнерів), так і обмеження, пов'язані з їх вагою.

Другий напрям пов'язаний з розробленням моделей, спрямованих на мінімізацію часу розвантаження й завантаження посилок, а також часу, необхідного для сортування й доправлення їх до завантажувальних дверей. Для розв'язання цієї проблеми автори праці [1] розробили змішану цілочисельну модель для ASC, яка виконує двоступеневе сортування посилок. Скорочення часу сортування досягається внаслідок мінімізації кількості налаштувань ASC, що вимагають перерозподілу посилок від завантажувальних до розвантажувальних дверей. У роботі [9] запропоновано дві моделі оптимізації пропускної здатності ASC для розподільного центру з огляду на його експлуатаційні обмеження. Перша модель визначає мінімальний маршрут транспортування товарів по конвеєру для конкретного сценарію завантаження-розвантаження. Друга модель зважає на режим роботи конвеєра з максимальною пропускною здатністю та мінімізує всі маршрути товарів для кожного завантаження-розвантаження.

Третій напрям пов'язаний з розробленням імітаційних моделей для ASC з метою проведення досліджень, спрямованих на збільшення його пропускної здатності. Імітаційні моделі реалізують потенційні конфігурації для оснащення ASC різними типами ASL, беручи до уваги їх розміщення щодо розвантажувально-завантажувальних дверей і маршрутів транспортування посилок. Для розв'язання проблеми проєктування компоновання кільцевого конвеєра в роботі [10] подано генетичний алгоритм для визначення оптимальної конструкції ASC з метою підвищення його пропускної здатності. Для перевірки алгоритму використовується імітаційна модель.

Автори праці [11] розглядають різні варіанти конструкції сортувальних конвеєрів із замкнутим контуром. Розроблена модель застосовується для оцінювання пропускної здатності конвеєра з різними схемами компоновання.

У дослідженні [12] запропоновано детерміновану змішано-цілочисельну лінійну модель для розв'язання питання скорочення часу ручного транспортування посилок способом зміни компоновання обладнання конвеєра PSC.

3. Мета й завдання дослідження

Метою статті є розроблення моделі прийняття рішень ASL завантажувальних дверей терміналів PSC у вигляді адаптивної нейронечіткої системи виведення, що здійснює потокову нечітку класифікацію ОПВ за трьома діапазонами їх параметрів для реалізації заданої логіки їх сортування по завантажувальних лотках.

Для досягнення окресленої мети необхідно виконати такі завдання:

- проаналізувати конструктивні особливості обладнання конвеєрів PSC і його можливої модифікації;
- визначити структуру ANFIS відповідно до мети дослідження;
- з'ясувати діапазони ваги й габаритів ОПВ, пов'язані з номерами завантажувальних лотків;
- дослідити логіку сортування ОПВ;
- визначити параметри наборів даних для навчання й тестування ANFIS;
- виконати навчання й тестування ANFIS у середовищі MATLAB.

Навчена ANFIS має проводити нечітку класифікацію посилок за їх вагою та габаритами й визначати номер завантажувального лотка з відносною точністю не менше ніж 95 %.

4. Результати дослідження

4.1. Аналіз конструктивних особливостей обладнання конвеєрів PSC та його можливої модифікації

У спрощеній схемі PSC [1] три конвеєри використовуються для первинного (ASC-1) і вторинного (ASC-A, ASC-B) сортування ОПВ (рис. 1).

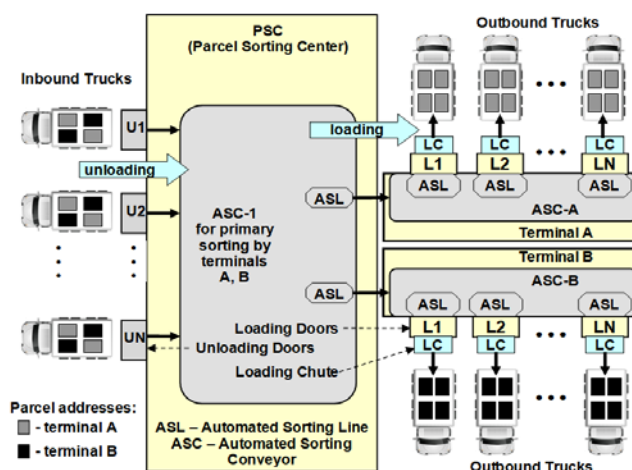


Рис. 1. Спрощена схема PSC

Завдання конвеєрів PSC полягає в розподілі ОПВ у двох напрямках, яким відповідають термінали А і В. Вхідні вантажівки прибувають до розвантажувальних дверей (*unloading door*), позначених як U1, U2, ..., UN. Посилки від розвантажувальних дверей відправляються в ASC-1 для первинного сортування за напрямками доправлення. Із цією метою використовуються два ASL, які зчитують адресу ОПВ з етикетки й визначають, на який з двох конвеєрів, ASC-A (термінал А) або ASC-B (термінал В), посилка буде відправлена. Кінцевою метою сортування на конвеєрах ASC-A і ASC-B є транспортування посилки до завантажувальних дверей (*loading door*) терміналу А або В з певним номером, позначеним як L1, L2, ..., LN. ASL завантажувальних дверей конвеєрів ASC-A і ASC-B визначає адресу посилки за її етикеткою. Якщо вона збігається, ASL відправляє посилку в завантажувальний лоток LC (*Loading Chute*) відповідних дверей. Робочі завантажують вихідну вантажівку посилками з лотків LC.

Недолік конвеєрів ASC-A і ASC-B зумовлений тим, що посилки сортуються попри їх вагогабаритні показники, а ОПВ, відсортовані за напрямками доправлення, транспортуються на завантажувальні лотки потоком. Потокове завантаження ОПВ у кузов вантажівки здійснюється з лотків способом ручного укладання шарами один на одний. Унаслідок того, що конвеєр (потік посилок) зупинити неможливо, у робочих немає часу на сортування ОПВ за їх вагою та габаритами під час завантаження. Такий спосіб укладання ОПВ зумовлює ризик їх пошкодження у процесі завантаження й транспортування, а також неефективне використання вантажного простору кузова вантажівки.

Для усунення зазначеного недоліку всі двері терміналів А і В оснащуються не одним, а трьома завантажувальними лотками, для кожного з яких визначено діапазон ваги й габаритів ОПВ. Завданням моделі прийняття рішень ASL завантажувальних дверей терміналів є виконання нечіткої класифікації ОПВ у потоці на основі їх ваги й габаритів і визначення номера завантажувального лотка LC дверей L, до яких їх потрібно транспортувати.

Варіант логіки завантаження ОПВ в потоці зображений на рис. 2. Двері L терміналів А і В оснащені трьома завантажувальними лотками, позначеними як LC1, LC2, LC3. Завантажувальні лотки призначені для прийому посилок у трьох діапазонах ваги й габаритів. Значення діапазонів збільшуються відповідно до порядку номерів завантажувальних лотків LC.

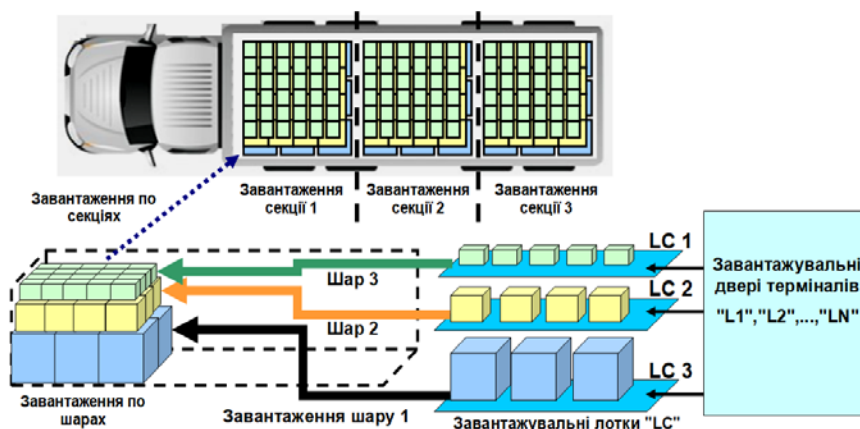


Рис. 2. Логіка завантаження вантажівок

Завантаження здійснюється в три етапи й більше залежно від обсягу вантажного простору автомобіля. На кожному етапі завантаження посилки розташовують у три шари. Перший шар формують з посилок завантажувального лотка LC3 з найбільшим діапазоном ваги й габаритів. Другий шар містить посилки середнього діапазону з лотка LC2, а третій шар – найлегші й найменші посилки з лотка LC3. На другому й наступних етапах завантаження розміщення посилок шарами повторюється. Це забезпечує компактне завантаження вантажного простору автомобіля ОПВ, що надходять у потоці, та знижує ризик їх пошкодження за умови секційного розміщення шарами.

Для реалізації моделі прийняття рішень ASL завантажувальних дверей терміналів обрано ANFIS [13]. З використанням заданих значень вхідних і вихідних наборів даних нечітка модель ANFIS реалізує нечітке визначення номера завантажувального лотка, оснований на заданому методі навчання. На цей час тривають дослідження різних методів навчання ANFIS [14] для підвищення її продуктивності. Універсальність моделі ANFIS зумовлює її широке застосування в різних галузях промисловості [15].

4.2. Визначення структури ANFIS відповідно до мети дослідження

Для розроблення й проведення досліджень використовувався інструментарій створення та навчання ANFIS, реалізований у середовищі MATLAB (версія R2016a-9.0.0.341360). Розроблена в MATLAB нечітка модель ANFIS має чотири входи й один вихід (рис. 3) і відповідає моделі Такагі – Сугено (TS) першого порядку.

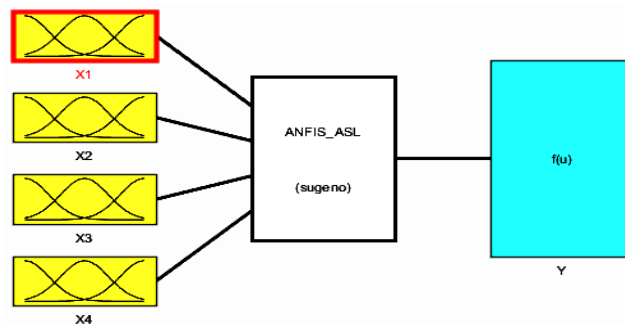


Рис. 3. Нечітка модель ANFIS

Модель ANFIS має чотири входи й один вихід. Вхідними нечіткими параметрами є: x_1 – вага, x_2 – висота, x_3 – ширина й x_4 – глибина ОПВ. Вихідним нечітким параметром є номер завантажувального лотка LC, що позначається як u . Згідно з нечіткою моделлю Такагі – Сугено першого порядку правила подаються в такому вигляді [13]:

$$R_k: \text{IF}(x_1 \in A_{1q}) \text{ and } \text{IF}(x_2 \in A_{2j}) \text{ and } \text{IF}(x_3 \in A_{3m}) \text{ and } \text{IF}(x_4 \in A_{4s}) \rightarrow f_k, \quad (1)$$

$$f_k = c_{0k} + c_{1k}x_1 + c_{2k}x_2 + c_{3k}x_3 + c_{4k}x_4,$$

де R_k – нечітке правило з індексом k , $k = 1, 2, 3, \dots, K$; $A_{i(q,j,m,s)}$ – нечіткі множини, визначені для вхідних параметрів x_i з індексом $i = \{1, 2, 3, 4\}$; q, j, m, s – індекси умов у антецедентах правил R_k , які обираються незалежно від індексу k ; f_k – консеквент правила R_k ; c_{0k}, c_{ik} –

коефіцієнти полінома першого порядку. Операція визначення ступеня належності чіткої змінної x_i до множини $A_{i(q,j,m,s)}$ в умовах антецедентів правил (1) є знаходженням значення гауссової функції належності:

$$\mu_{A_{ij}}(x_i) = \exp \left[-\frac{1}{2} \left(\frac{x_i - a_{ij}}{b_{ij}} \right)^2 \right], \quad (2)$$

де a_{ij} , b_{ij} – параметри, що визначаються в процесі навчання ANFIS.

Спрощена структура ANFIS, встановлена відповідно до її нечіткої моделі (рис. 3) для трьох правил (1), подана на рис. 4. Кількість правил нечіткої моделі ANFIS уточнюється під час визначення логіки сортування ОПВ.

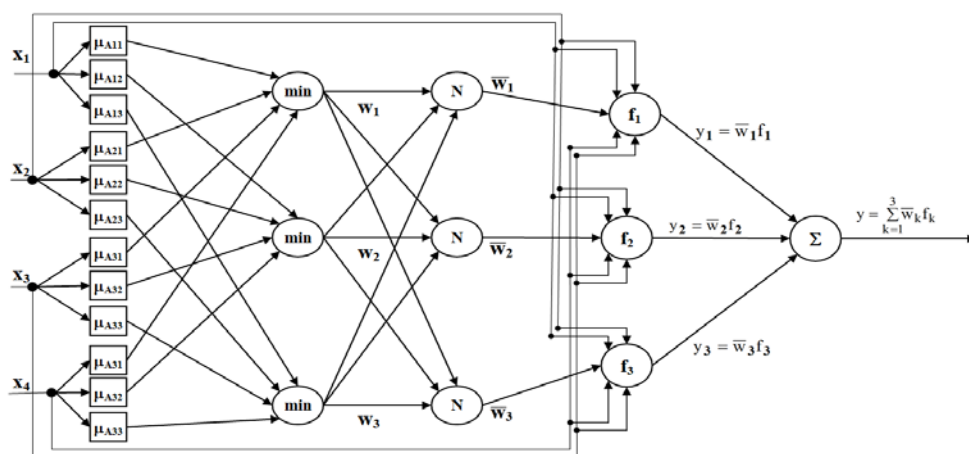


Рис. 4. Структура ANFIS

Структура моделі ANFIS (рис. 4) містить п'ять шарів:

– перший шар відповідає за обчислення значень функції належності $\mu_{A_{ij}}(x_i)$ для вхідних значень (рівень фазифікації);

– другий шар відповідає за агрегацію ступенів істинності умов кожного k -го правила (1) відповідно до операції T -норми, обчислюючи вагові коефіцієнти w_k . Значення вагового коефіцієнта w_k визначається як мінімальне значення з множини значень функцій належності, розрахованих у першому шарі:

$$w_k = \min\{\mu_{A1j}(x_1), \mu_{A2j}(x_2), \mu_{A3j}(x_3), \mu_{A4j}(x_4)\};$$

– третій шар відповідає за нормалізацію вагових коефіцієнтів w_k (обчислення відносного рівня істинності k -го правила):

$$\bar{w}_k = w_k / \sum_k w_k, \quad k = 1, 2, 3;$$

– четвертий шар відповідає за обчислення добутку відносного рівня істинності k -го правила на його консеквент f_k (рівень дефазифікації):

$$y_k = \bar{w}_k f_k = \bar{w}_k (c_{0k} + c_{1k} x_1 + c_{2k} x_2 + c_{3k} x_3 + c_{4k} x_4);$$

– п'ятий шар, що містить один нейрон, відповідає за адаптивне підсумовування вихідних даних попереднього шару:

$$y = \sum_{k=1}^3 \bar{w}_k f_k = \sum_{k=1}^3 w_k f_k / \sum_{k=1}^3 w_k.$$

4.3. Визначення діапазонів ваги й габаритів ОПВ

Для кожного вхідного параметра x_i , $i \in \{1, 2, 3, 4\}$, визначено по три діапазони значень, що відповідають трьом завантажувальним лоткам LC з індексами (номерами) $q = j = m = s = 1, 2, 3$, і позначених як T_{iq} , T_{ij} , T_{im} , T_{is} .

Значення діапазонів наведено в табл. 1.

Таблиця 1. Діапазони значень параметрів ОПВ

Вхідні параметри	Позначки діапазонів	Діапазони значень параметрів ОПВ для завантажувальних лотків		
		для лотка LC1	для лотка LC2	для лотка LC3
x_1 , вага (кг)	T_{1q}	$T_{11} - [0, 14.9]$	$T_{12} - [15, 44.9]$	$T_{13} - [45, 60]$
x_2 , висота (см)	T_{2j}	$T_{21} - [0, 39.9]$	$T_{22} - [40, 119.9]$	$T_{23} - [120, 160]$
x_3 , ширина (см)	T_{3m}	$T_{31} - [0, 39.9]$	$T_{32} - [40, 119.9]$	$T_{33} - [120, 160]$
x_4 , глибина (см)	T_{4s}	$T_{41} - [0, 39.9]$	$T_{42} - [40, 119.9]$	$T_{43} - [120, 160]$

4.4. Визначення логіки сортування ОПВ

Навчальна вибірка ANFIS має відтворювати логіку сортування ОПВ за трьома завантажувальними лотками. Визначимо кількість правил нечіткого виведення ANFIS, що використовуються в (1): $K = G^L = 4^3 = 81$, де $G = 4$ – кількість параметрів ОПВ, $L = 3$ – кількість завантажувальних лотків.

Матриця логіки сортування, що визначається індексами завантажувальних лотків $\{q, j, m, s\}$, подана в табл. 2 (у скороченому вигляді). Ці індекси визначають належність вхідних параметрів x_i навчальної вибірки до діапазонів T_{1q} , T_{2j} , T_{3m} , T_{4s} , поданих у табл. 1.

Таблиця 2. Матриця логіки сортування ОПВ

Правило k	Індекси виконаних умов у антецедентах правил				Номер лотка LC
	$x_1 \in T_{1q}$	$x_2 \in T_{2j}$	$x_3 \in T_{3m}$	$x_4 \in T_{4s}$	
	індекс q	індекс j	індекс m	індекс s	
1	1	1	1	1	1
2	1	1	1	2	
3	1	1	1	3	
4	1	1	2	1	

Кінець таблиці 2.

5	1	1	3	1	
6	1	2	1	1	
7	1	3	1	1	
8	1	1	2	2	2
9	1	1	2	3	
10	1	1	3	2	
11	1	1	3	3	
12	1	2	1	2	
13	2	1	1	1	
...	...	...	...	...	
47	2	3	2	2	
48	2	1	3	3	
49	2	2	3	3	
50	2	3	1	3	
51	2	3	2	3	
52	2	3	3	1	
53	3	1	1	1	
...	...	...	...	...	
81	3	3	3	3	

Для завдання логіки сортування необхідно обрати індекси $\{q, j, m, s\}$ виконаних умов правила (1) і номер завантажувального лотка, що відповідає цим умовам. Для цього використовуються два критерії контролю ваги й габаритів посилки:

1) якщо в правилі не більше ніж одна виконана умова з індексом $\{j, m, s\}$, значення якого перевищує індекс q , то ОПВ транспортується до завантажувального лотка з номером q ;

2) якщо в правилі два й більше індексів виконаних умов з $\{j, m, s\}$ перевищують значення індексу q , то ОПВ транспортується до завантажувального лотка з номером $q + 1$. Якщо $(q + 1) > 3$, то $q = 3$.

4.5. Визначення параметрів наборів даних для навчання й тестування ANFIS

Для навчання ANFIS використано чотири набори даних, які формувалися способом задання кортежів значень $\langle x_1, x_2, x_3, x_4, y_T \rangle$, що відповідають діапазонам значень з табл. 1 і матриці логіки сортування ОПВ (табл. 2).

Для тестування навченої ANFIS використано набір даних *dataset3* у вигляді кортежів $\langle x_1, x_2, x_3, x_4, y_v \rangle$.

Параметри наборів даних для навчання й тестування ANFIS подано в табл. 3.

Таблиця 3. Параметри наборів даних для навчання й тестування ANFIS

Призначення наборів даних	Кількість значень для діапазонів $T_{i(q,j,m,s)}$				Загалом кортежів в наборі (N)	Найменування наборів даних
	T_{1q}	T_{2j}	T_{3m}	T_{4s}		
Навчання	3	3	3	3	$3^4 = 81$	<i>dataset1</i>
	6	6	6	6	$6^4 = 1296$	<i>dataset2</i>
	9	9	9	9	$9^4 = 6561$	<i>dataset3</i>
Тестування	13	13	13	13	$13^4 = 28561$	<i>dataset4</i>

5. Обговорення результатів дослідження

Для навчання ANFIS впроваджено два методи, реалізовані в MATLAB: зворотного поширення помилки (*backpropa*) і гібридний (*hybrid*), що об'єднує метод зворотного поширення помилки з методом найменших квадратів. Навчання проводилося для кожного навчального набору даних протягом 5, 25, 50 і 100 епох із фіксацією значення середньоквадратичної помилки навчання.

Навчені ANFIS протестовано з використанням вибірки *dataset4*, параметри якої подано в табл. 3. У процесі тестування навчених ANFIS вихідні дійсні числові значення їх нечітких моделей (номери завантажувальних лотків) округлювалися до цілих відповідно до правил математики. Для оцінювання якості навчених моделей ANFIS фіксувалися істинні (TC – *True Classification*) і помилкові (FC – *False Classification*) результати нечіткої класифікації ОПВ за номерами завантажувальних лотків. Метрикою оцінювання якості застосовано відносну точність правильної класифікації (RP – *Relative Precision*), яка визначається відповідно до виразу

$$RP = \frac{TC}{TC + FC} = \frac{TC}{N}, \quad (3)$$

де N – кількість кортежів у наборі даних для тестування.

Результати дослідження продемонстровано в табл. 4, де подано значення середньоквадратичної помилки (СКП) навчання й оцінки відносної точності правильної класифікації (RP) залежно від кількості епох навчання.

Дослідження переконало, що гібридний метод навчання ANFIS є кращим, оскільки забезпечує мінімальні помилки, якщо порівнювати з методом зворотного поширення помилки.

Відповідно до результатів дослідження (табл. 4) для реалізації обрано модель ANFIS, навчену гібридним методом протягом 100 епох. Ця модель забезпечує мінімальну помилку навчання й задовольняє вимогу, що визначена в постановці задачі щодо забезпечення відносної точності класифікації ОПВ не менше ніж 95 %.

Аналіз показників навчання моделей ANFIS з гібридним методом навчання дає змогу сформулювати висновок, що більш значний вплив на відносну точність нечіткої класифікації ОПВ має розмір даних навчальної вибірки.

Отримана оцінка відносної точності класифікації практично не залежить від кількості епох навчання (табл. 4). Це пов'язано з тим, що середньоквадратична помилка навчання від 5 до 100 епох зменшується повільно (для набору даних *dataset2* – 5,89 %, а для *dataset3* – лише 0,53 %).

Зазначене впливає на те, що вихідні дійсні числові значення ANFIS також змінюються незначно, а після округлення до цілих обчислюване значення відносної точності класифікації практично не змінюється.

Таблиця 4. Результати навчання й тестування ANFIS

Показники якості навчання	Кількість епох навчання ANFIS				Набори даних для навчання
	5	25	50	100	
Метод навчання "Зворотне поширення помилки" (<i>backpropa</i>)					
СКП	0,8614	0,1692	0,1682	0,1667	dataset1
RP, %	38,9 %	79,9 %	80,4 %	80,7 %	
СКП	0,9133	0,2537	0,2415	0,2352	dataset2
RP, %	48,8 %	90,7 %	91,7 %	91,4 %	
СКП	0,2907	0,3385	0,3325	0,3307	dataset3
RP, %	48,9 %	93,3 %	94,1 %	94,2 %	
Гібридний метод навчання (<i>hybrid</i>)					
СКП	1.54e -5	1.54e -5	1.54e -5	1.54e -5	dataset1
RP, %	86 %	86 %	86 %	86 %	
СКП	0,0407	0,0403	0,0397	0,0383	dataset2
RP, %	94,3 %	94,3 %	94,3 %	94,3 %	
СКП	0,2812	0,2809	0,2805	0,2797	dataset3
RP, %	96,3 %	96,3 %	96,3 %	96,3 %	

Вхідні функції належності нечіткої моделі навченої ANFIS для параметрів ОПВ x_1 та x_2 подаються на рис. 5 і рис. 6 відповідно.

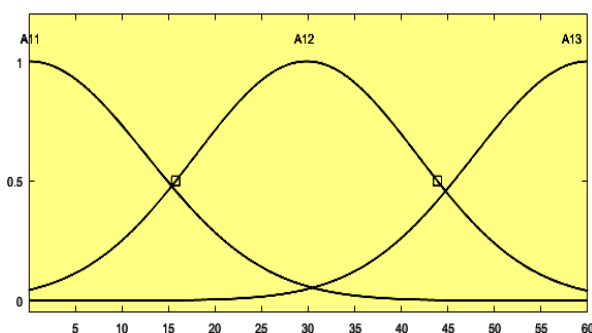


Рис. 5. Функції належності для ваги (x_1)

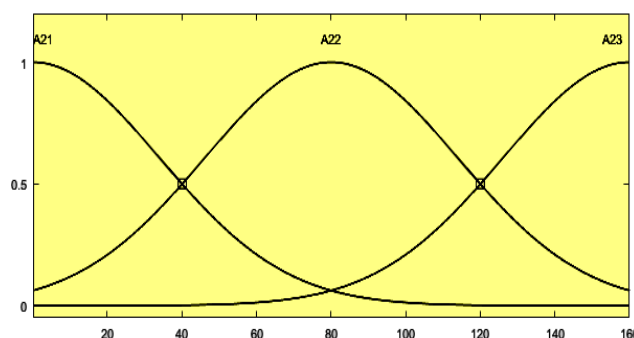


Рис. 6. Функції належності для висоти (x_2)

Параметри вхідних гауссових функцій належності (2) нечіткої моделі обраної ANFIS, визначені в процесі навчання, подано в табл. 5.

Нечітка модель навченої ANFIS містить 81 правило нечіткого виведення, що відповідає табл. 2.

Таблиця 5. Параметри вхідних функцій належності навченої ANFIS

Функція належності	gaussmf(b,a)		Функція належності	gaussmf(b,a)	
	b	a		b	a
$\mu_{A11}(x_1)$	12,56	0,098	$\mu_{A31}(x_3)$	33,94	0,093
$\mu_{A12}(x_1)$	11,92	29,834	$\mu_{A32}(x_3)$	33,93	80,05
$\mu_{A13}(x_1)$	12,22	60	$\mu_{A33}(x_3)$	33,94	160
$\mu_{A21}(x_2)$	33,94	0,093	$\mu_{A41}(x_4)$	33,94	0,093
$\mu_{A22}(x_2)$	33,93	80,05	$\mu_{A42}(x_4)$	33,93	80,05
$\mu_{A23}(x_2)$	33,94	160	$\mu_{A43}(x_4)$	33,94	160

Значення коефіцієнтів консеквентів f_k у правилах нечіткої моделі (1), визначені в процесі навчання для індексів умов логіки сортування ОПВ, запропоновано в табл. 6.

Таблиця 6. Значення коефіцієнтів консеквентів у правилах нечіткої моделі ANFIS

Правило k	Індекси умов				Визначені коефіцієнти консеквентів f_k у правилах (1)				
	q	j	m	s	c_{0k}	c_{1k}	c_{2k}	c_{3k}	c_{4k}
1	1	1	1	1	-1,13E-01	8,27E-03	8,27E-03	8,27E-03	9,26E-01
2	1	1	1	2	-1,42E-01	-3,11E-02	-3,11E-02	8,42E-03	-4,20E-01
3	1	1	1	3	-1,41E-01	-2,46E-02	-2,46E-02	5,79E-03	-5,93E-01
4	1	1	2	1	-1,42E-01	-3,11E-02	8,42E-03	-3,11E-02	-4,20E-01
5	1	1	3	1	-1,41E-01	-2,46E-02	5,79E-03	-2,46E-02	-5,93E-01
6	1	2	1	1	-1,42E-01	8,42E-03	-3,11E-02	-3,11E-02	-4,20E-01
7	1	3	1	1	-1,41E-01	5,79E-03	-2,46E-02	-2,46E-02	-5,93E-01
8	1	1	2	2	-3,08E-02	4,03E-03	-3,15E-02	-3,15E-02	7,45E+00
9	1	1	2	3	-3,93E-02	4,45E-03	-2,35E-02	-2,15E-02	7,63E+00
10	1	1	3	2	-3,93E-02	4,45E-03	-2,15E-02	-2,35E-02	7,63E+00
11	1	1	3	3	-8,52E-02	-2,21E-03	-1,47E-02	-1,47E-02	6,67E+00
12	1	2	1	2	-3,08E-02	-3,15E-02	4,03E-03	-3,15E-02	7,45E+00
13	2	1	1	1	-1,40E-01	-1,75E-03	-1,75E-03	-1,75E-03	6,22E+00
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
47	2	3	2	2	-6,64E-02	4,45E-03	-3,34E-02	-3,34E-02	7,95E+00
48	2	1	3	3	-8,47E-02	6,11E-03	-2,76E-02	-2,76E-02	1,51E+01
49	2	2	3	3	-7,98E-02	8,94E-03	-3,33E-02	-3,33E-02	1,62E+01
50	2	3	1	3	-8,47E-02	-2,76E-02	6,11E-03	-2,76E-02	1,51E+01
51	2	3	2	3	-7,98E-02	-3,33E-02	8,94E-03	-3,33E-02	1,62E+01
52	2	3	3	1	-8,47E-02	-2,76E-02	-2,76E-02	6,11E-03	1,51E+01
53	3	1	1	1	-1,14E-01	3,40E-04	3,40E-04	3,40E-04	1,00E+01
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
81	3	3	3	3	-5,40E-02	-1,06E-03	-1,06E-03	-1,06E-03	6,79E+00

Узагальнені результати навченої ANFIS подано у вигляді її функцій відгуків для фіксованих діапазонів ваги й висоти ОПВ.

На рис. 7 і рис. 8 зображено дві пари функцій відгуків ANFIS, що відтворюють залежність вихідного значення номера лотка у вигляді дійсного числа та його значення, округленого до цілого.

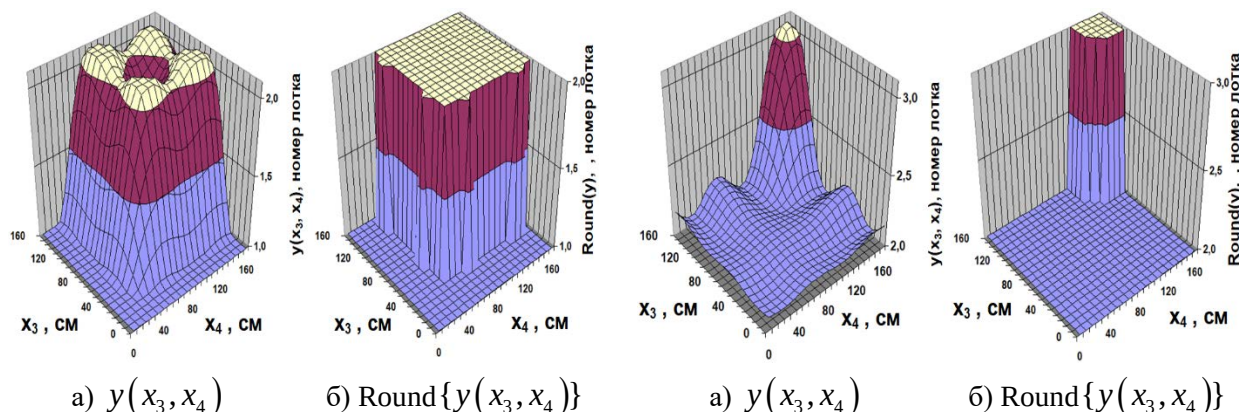


Рис. 7. Функції відгуків ($x_1 \in T_{11}$, $x_2 \in T_{21}$)

Рис. 8. Функції відгуків ($x_1 \in T_{12}$, $x_2 \in T_{22}$)

На рис. 7 подано функцію відгуку ANFIS для фіксованого діапазону ваги й висоти ОПВ першого завантажувального лотка LC1 ($x_1 \in T_{11}$, $x_2 \in T_{21}$) і двох вхідних параметрів – ширини (x_3) і висоти (x_4), значення яких змінюються в усіх трьох діапазонах, визначених у табл. 2.

Другий варіант функції відгуку ANFIS (рис. 8) подано для фіксованого діапазону ваги й висоти ОПВ другого завантажувального лотка LC2 ($x_1 \in T_{12}$, $x_2 \in T_{22}$) з аналогічними діапазонами зміни ширини (x_3) й висоти (x_4).

Результати моделювання підтверджують, що навчена ANFIS реалізує задану логіку сортування ОПВ відповідно до завантажувальних лотків у потоці конвеєра.

6. Висновки й перспективи подальших досліджень

Розроблена модель прийняття рішень ASL у вигляді адаптивної нейронечіткої системи виведення й додаткове оснащення дверей терміналів PSC завантажувальними лотками дають змогу реалізувати потокове сортування ОПВ без зміни швидкості їх транспортування по конвеєру.

Реалізована логіка сортування забезпечує поетапне завантаження транспортних засобів по секціях. Кожна секція містить три шари ОПВ, які укладаються послідовно відповідно до зменшення їх ваги й габаритів, що знижує ризик їх пошкодження.

Недоліком розробленої моделі прийняття рішень ASL є обмеження умов сортування, яке визначається кількістю завантажувальних лотків, що відповідають кількості діапазонів ваги й габаритів ОПВ.

З огляду на зазначений недолік можна окреслити такі напрями подальшої роботи:

– дослідження варіантів потокового завантаження ОПВ на завантажувальних дверях терміналів PSC залежно від обсягу кузова вантажівки;

– визначення можливих варіантів навчання ANFIS для різної кількості завантажувальних лотків, що встановлює кількість умов сортування ОПВ;

– порівняння можливих варіантів програмної реалізації ANFIS на базі сучасних мікроконтролерів, спеціалізованих ANFIS-контролерів, пропорційно-інтегральних і пропорційно-інтегрально-диференціальних регуляторів.

Отже, розроблена модель прийняття рішень у вигляді ANFIS забезпечує сортування ОПВ в умовах конвеєрного потоку, а отже, її рекомендовано для реалізації в ASL різного призначення.

References

1. Jarrah Ahmad, I., Xiangtong, Qi, Bard, J.F. (2014), "The Destination-Loader-Door Assignment Problem for Automated Package Sorting Centers", *Transportation Science*, No 50(4), P. 1314–1336. DOI: <https://doi.org/10.1287/trsc.2014.0521>
2. Grebennik, I. V., Kovalenko, O. A. (2024), "The Logic-Algebraic Model of Decision-Making for an Automated Parcel Sorting Conveyor", *Management Information System and Devises*, No 1 (183), P. 5–14. DOI: <https://doi.org/10.30837/0135-1710.2024.183.005>
3. Grebennik, I., Kovalenko, O. (2024), "Realisation of a Given Trucks Loading Logic using a Fuzzy Decision Making Model", *14th International Conference on Advanced Computer Information Technologies (ACIT), IEEE*, P. 27–31. DOI: <https://doi.org/10.1109/ACIT62333.2024.10712615>
4. Bugow, S., Kellenbrink, C. (2023), "The Parcel Hub Scheduling Problem With Limited Conveyor Capacity and Controllable Unloading Speeds", *OR Spectrum*, Vol. 45, P. 325–357. DOI: <https://doi.org/10.1007/s00291-022-00702-y>
5. McWilliams, D. L., Stanfield, P. M., Geiger, C. D. (2005), "The Parcel Hub Scheduling Problem: A Simulation-Based Solution Approach", *Computers & Industrial Engineering*, Vol. 49(3), P. 393–412. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.cie.2005.07.002>
6. Chen, J. C., Chen, T. L., Lee, Y. H. (2023), "Simulation optimization for parcel hub scheduling problem in closed-loop sortation system with shortcuts", *Simulation Modelling Practice and Theory*, Vol. 124(10):102728. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.simpat.2023.102728>
7. Chen, J. C., Chen, T. L., Ou, T. C., Lee, Y. H. (2019), "Adaptive Genetic Algorithm for Parcel Hub Scheduling Problem With Shortcuts in Closed-Loop Sortation System", *Computers & Industrial Engineering*, Vol. 138:106114. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.cie.2019.106114>
8. Romanova, T., Litvinchev, I., Grebennik, I., Kovalenko, A., Urniaieva, I. (2020), "Packing Convex 3D Objects with Special Geometric and Balancing Conditions", *Advances in Intelligent Systems and Computing*, Vol. 1072. DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-030-33585-4_27
9. Karami, F., Fathi, M., Pardalos, P. M. (2023), "Conveyor Operations in Distribution Centers: Modeling and Optimization", *Optim Lett*, Vol. 17, P. 1049–1068. DOI: <https://doi.org/10.1007/s11590-022-01912-7>

10. Chen, T.-L., Chen, J. C., Huang, C.-F., Chang, P.-C. (2021), "Solving the Layout Design Problem by Simulation-Optimization Approach – A case study on a sortation conveyor system", *Simulation Modelling Practice and Theory*, Vol. 106:102192.
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.simpat.2020.102192>
11. Fedtke, S., Boysen, N. (2014), "Layout Planning of Sortation Conveyors in Parcel Distribution Centers. *Transportation Science*, Vol. 51(1):3–18. DOI: <https://doi.org/10.1287/trsc.2014.0540>
12. Werners, B., Wülfing, T. (2010), "Robust Optimization of Internal Transports at a Parcel Sorting Center Operated by Deutsche Post World Net", *Eur. J. Oper. Res.*, Vol. 201(2):419–426.
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2009.02.035>
13. Jang, J.-S. R. (1993), "ANFIS: Adaptive-netWork-Based Fuzzy Inference System", *Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, Vol. 23(3), P. 665-685. DOI: <https://doi.org/10.1109/21.256541>
14. Karaboga, D., Kaya, E. (2019), "Adaptive Network Based Fuzzy Inference System (ANFIS) Training approaches: A Comprehensive Survey", *Artif Intell Rev*, Vol. 52, P. 2263–2293.
DOI: <https://doi.org/10.1007/s10462-017-9610-2>
15. Navneet-Kaur, W., Singh, H., Sharma, A. (2015), "ANFIS: Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System – A Survey", *International Journal of Computer Applications*, Vol. 123, P. 32–38.
DOI: <https://doi.org/10.5120/ijca2015905635>

Received (Надійшла) 01.10.2025

Accepted for publication (Прийнята до друку) 30.11.2025

Publication date (Дата публікації) 28.12.2025

Відомості про авторів / About the Authors

Гребеннік Ігор Валерійович – доктор технічних наук, професор, Харківський національний університет радіоелектроніки, завідувач кафедри системотехніки, Харків, Україна; e-mail: igor.grebennik@nure.ua; ORCID ID: <https://orcid.org/0000-0003-3716-9638>

Коваленко Олексій Андрійович – Харківський національний університет радіоелектроніки, аспірант, кафедра системотехніки, Харків, Україна; e-mail: oleksii.kovalenko3@nure.ua; ORCID ID: <https://orcid.org/0009-0008-4779-6161>

Grebennik Igor – Doctor of Sciences (Engineering), Professor, Kharkiv National University of Radio Electronics, Head of System Engineering Department, Kharkiv, Ukraine.

Kovalenko Oleksii – Kharkiv National University of Radio Electronics, PhD Student at the System Engineering Department, Kharkiv, Ukraine.

ADAPTIVE NEURO-FUZZY INFERENCE SYSTEM FOR SORTING POSTAL ITEMS IN A CONVEYOR STREAM

The **subject matter** of the article is decision-making models for automated sorting lines (ASL) used in parcel sorting center (PSC) hubs that are part of the postal delivery logistics network. The **goal** of the work is to develop an ASL decision-making model for PSC terminal loading doors in the form of an adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS). The following **tasks** were addressed in the article:

an analysis of the design features of ASL equipment was conducted, and a modification was proposed – equipping terminal doors with three loading chutes instead of one; the ANFIS structure was determined in accordance with the first-order Takagi-Sugeno fuzzy model; the weight and size ranges of parcels associated with loading tray numbers were determined; criteria for implementing the specified parcel sorting logic were determined; the parameters of the data sets for training and testing ANFIS were determined; comparative training and testing of ANFIS was carried out using the MATLAB environment tools with an assessment of the relative precision values of correct parcel classification. The following **methods** are used – systemic, analytical, computer modeling, ANFIS architecture learning methods, mathematical and statistical analysis of learning effectiveness. The following **results** were obtained: comparative training of ANFIS was conducted using a hybrid method and a backpropagation method. Based on the test results after 100 training epochs, the ANFIS model trained using the hybrid method was selected for implementation, which provides a relative accuracy of parcel classification at the level of 96.3 %. **Conclusions:** the developed ASL decision-making model in the form of ANFIS allows for the implementation of fuzzy classification of parcels in the conveyor flow according to three ranges of their weight and size parameters for the implementation of the specified sorting logic by loading chutes. The implemented sorting logic ensures compact loading of truck bodies by sections and reduces the risk of damage to parcels when they are stacked on top of each other.

Keywords: postal items; sorting; decision-making model; automated line; fuzzy classification; adaptive neuro-fuzzy inference system.

Бібліографічні описи / Bibliographic descriptions

Гребеннік І. В., Коваленко О. А. Адаптивна нейронечітка система виведення для сортування об'єктів поштових відправлень у конвеєрному потоці. *Автоматизовані системи управління та прилади автоматики*. 2025. № 4 (187). С. 47–62. DOI: <https://doi.org/10.30837/0135-1710.2025.187.047>

Grebennik, I., Kovalenko, O. (2025), "Adaptive neuro-fuzzy inference system for sorting postal items in a conveyor stream", *Management Information Systems and Devises*, No. 4 (187), P. 47–62. DOI: <https://doi.org/10.30837/0135-1710.2025.187.047>
