

ГАЛУЗЕВЕ МАШИНОБУДУВАННЯ

УДК 004.89:656.13:658.5

[https://doi.org/10.32515/2664-262X.2025.11\(42\).2.143-159](https://doi.org/10.32515/2664-262X.2025.11(42).2.143-159)

А. О. Головатий, В. М. Чумак, Є. В. Манько, В. В. Аулін, проф., д-р техн. наук,
Д. О. Кульова, д-р філос.

Центральноукраїнський національний технічний університет, м. Кропивницький, Україна
e-mail: aulinvv@gmail.com, artemholovaty@gmail.com, d.coolava@gmail.com

Вдосконалення математичного моделювання машинобудівних технологій для смарт-підприємств в системі машинного зору

У статті розглядається питання математичного моделювання машинобудівних технологій системи машинного зору в умовах переходу до смарт-підприємств, які є основою сучасної Індустрії 4.0. Зазначається, що традиційні підходи до моделювання не повною мірою відповідають вимогам цифрового виробництва, що характеризується високою динамічністю, необхідністю інтеграції з кіберфізичними системами, технологіями Інтернету речей (IoT) та адаптивного управління в реальному часі.

Показано, що моделювання машинобудівних технологій на смарт-підприємстві як формалізованого підходу базується на специфікації підсистем і сукупності факторів. Дано характеристики математичних моделей, які можуть достатньо точно описати виробничі процеси на підприємстві. При цьому враховується специфіка структури, складу, ключові функціональні призначення та інженерні, економічні та його програмно-апаратні аспекти, а також умови машинобудівних виробництв у відповідності до концепції кіберфізичної системи.

Визначено, що згідно з кіберфізичним підходом ступінь автоматизації технологічного обладнання варіюється від базових до високорівневих рішень. Це обумовлює моделювання виробничих процесів і технологій та побудову математичних моделей та їх параметризацією для подальшого використання в умовах мережевої взаємодії при створенні смарт-виробництва та смарт-підприємств. З'ясовано, що зазначене потребує використання системи машинного (технічного зору) для забезпечення автоматизацію процесів контролю якості продукції (послуг) та управління шляхом обробки та інтерпретації системи інформації.

Виявлені можливості впровадження системи машинного зору на машинобудівних підприємствах. Розглянуто в зв'язку з цим такий метод штучного інтелекту як штучні нейронні мережі. Сформульовані завдання у системах машинного (технічного) зору з використанням методу штучних нейронних мереж. Визначені переваги цього методу на цифрових виробництвах, на смарт-підприємствах.

З'ясована інтеграція машинного зору з робототехнічними системами. Визначено низку функцій комплексу "машинний зір-робот" і можливостей керування рухом роботів під час виконання завдання управління роботизованими платформами з використанням моделі різних типів штучних нейронних мереж. Розроблено структуру інтелектуальної систем управління робототехнічними та мехатронними системами з рядом функціональних модулів. Розглянуто на смарт-підприємстві автоматизовані комплекс для виготовлення і складання деталей та машин, інтелектуальні виробничі системи. Функціональність інтелектуальних виробничих систем базується на моделюванні з використанням систем масового обслуговування. Розглядаються багатозадачні одно- та багатоканальні системи масового обслуговування. Визначено можливості моделей автоматизованих виробничих систем та застосування багаторівневих комп'ютерних моделей у SCADA-системах. Показано ефективність створених смарт-підприємств на платформі кіберфізичної системи та інтеграція їх у єдину мережу виробничих систем машинобудування. При цьому використовуються різноманітні системи автоматизованого проєктування, технологічна підготовка виробництва, єдина база даних буде мати систему управління даними про виробника і математичне моделювання передових технологій машинобудування на смарт-підприємствах.

технологія машинобудування, виробництво, машинний (технічний) збір, кіберфізична система, смарт-підприємство, математичне моделювання, оптимізація, інтелектуальне управління, штучна нейронна мережа

Постановка проблеми. Сучасні тенденції розвитку машинобудівної галузі обумовлюють перехід до смарт-підприємств, де ключову роль відіграють цифрові технології, автоматизація та інтеграція виробничих процесів у єдину кіберфізичну систему.

Одним із критичних елементів цього переходу є здатність точно описувати, аналізувати та оптимізувати виробничі процеси, що характерні для машинобудування. У зв'язку з цим зростає значення математичного моделювання як інструменту для формалізації складних технологічних процесів, прийняття рішень у реальному часі та підвищення ефективності виробництва [1,2].

Однак традиційні підходи до моделювання часто не враховують особливостей смарт-середовища: динамічності даних, інтеграції з IoT (Internet of Things)-пристроями, адаптивного управління та самонавчання систем [1,2]. Спостерігається розрив між теоретичними моделями та їх практичною реалізацією в умовах цифрового виробництва. В зв'язку з цим існує потреба у розробці нових математичних моделей або адаптації існуючих. Вони повинні відображати специфіку машинобудівних процесів у контексті смарт-підприємств [2-4].

Серед сукупності питань, які слід розв'язати, актуальним є питання формалізації машинобудівних технологій за допомогою математичних моделей, здатних працювати в умовах високої змінності, цифрової взаємодії та багатофакторного середовища [5,7,8]. Розв'язання цього питання дозволить підвищити ефективність виробництва, зменшити витрати та забезпечити адаптивність виробничих систем до змін у попиті та умовах експлуатації.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Одним із найгостріших викликів для сучасних транспортних та виробничих підприємств є суттєве підвищення собівартості продукції або послуг, що пов'язане зі зростанням вимог споживачів до їх якості. При цьому, незважаючи на орієнтацію на інновації, пов'язані з виробничою, інформаційною та інтелектуальною складовою виробництва, вирішальною конкурентною перевагою залишається доступна ціна. Це обумовлює необхідність впровадження стратегій зниження витрат без втрати експлуатаційних характеристик продукції, що, у свою чергу, забезпечує підприємствам стабільність і можливість розширення частки на ринку [5,6].

Ще однією немало важною проблемою вітчизняних виробників є втрата уніфікованості продукції, що зменшує її сумісність з іншими товарами або сервісами [1,2]. Це пов'язано з недосконалістю чинної системи стандартизації та відсутністю належного рівня гармонізації з міжнародними нормами [13,14]. Ситуація вимагає від підприємств переорієнтації на випуск продукції, сумісної з глобальними аналогами, та активного пошуку механізмів зниження витрат у ланцюгах постачання, виготовлення та реалізації [15,17].

Згідно з аналітичними матеріалами дослідження [5,9], вирішення означених проблем можливе через інтеграцію логістичних і інформаційних систем на підприємствах. Впровадження логістичного підходу сприяє зменшенню обсягів запасів сировини, комплектуючих і готової продукції, підвищує оборотність активів, оптимізує виробничі витрати й водночас забезпечує високий рівень обслуговування клієнтів.

Європейська логістична асоціація наводить дані [9-11], які свідчать, що використання логістичних технологій дозволяє скоротити тривалість виробничих циклів на 25%, зменшити собівартість продукції до 30%, а також знизити обсяги запасів на складах і витрати на обслуговування на 30%. За оцінками деяких експертів [5,9], ефективне застосування логістичних стратегій здатне підвищити прибутковість підприємства більш ніж на 40%.

На закордонних підприємствах широко застосовується стандартизована методика логістичного планування, зокрема система MPS (Master Planning Scheduling), яка ґрунтується на об'ємно-календарному плануванні. Вона включає формування графіків реалізації продукції, планування поповнення запасів і аналіз фінансових

результатів підприємства за певні періоди. Водночас дана методика передбачає сталий попит і обмежений асортимент, що знижує її ефективність для великих або динамічних виробництв [18-20].

Більш гнучкою альтернативою є модель логістичного управління SIC (Statistical Inventory Control), яка базується на розрахунку точки замовлення – рівня залишків на складі, за якого необхідно ініціювати поповнення. У цій системі також визначаються граничні значення обсягу запасів, перевищення яких не є економічно доцільним. Дана модель адаптивна й дозволяє враховувати сезонні коливання попиту та зміни в часі поставок [21-24].

Ситуація значно ускладнюється, коли мова йде про виготовлення технічно складної продукції. У таких випадках технологічний процес включає не лише збірку готових виробів, а й виготовлення окремих компонентів та вузлів. Це породжує необхідність прийняття рішень щодо внутрішнього або аутсорсингового виконання окремих операцій і підвищує вимоги до точності та своєчасності постачання складових.

Для вирішення проблем ресурсного планування в умовах складного виробництва застосовується концепція MRP (Material Requirements Planning), що передбачає формування замовлень на комплектуючі на основі графіка випуску продукції. Аналогічна система CRP (Capacity Requirements Planning) орієнтована на облік виробничих потужностей. У поєднанні ці методики утворюють систему MRP II – інтегровану систему планування виробничих ресурсів [25,26].

MRP II тісно взаємодіє з такими засобами, як автоматизовані системи керування виробництвом (АСУ ТП), системи автоматизованого проєктування (САПР) та інші програмні комплекси, що забезпечують комплексну підтримку управлінських рішень. Цей підхід дозволяє не лише оптимізувати логістику, а й покращити технологічну та організаційну структуру виробництва [27,28].

Наступною еволюційною сходинкою у розвитку логістичних систем стала ERP (Enterprise Resource Planning) – система, що забезпечує управління всіма ресурсами підприємства. Вона відрізняється відкритістю, мобільністю, використанням реляційних баз даних та архітектури клієнт-сервер, що значно розширює її функціональні можливості [5,9].

Найбільш інноваційною логістичною концепцією наразі є система CSRP (Customer Synchronized Resource Planning), яка орієнтована на споживача й охоплює повний життєвий цикл продукції – від виробництва до маркетингу, обслуговування та зворотного зв'язку. Центральною ідеєю CSRP є забезпечення покупцеві впливу на виробничі процеси через надання індивідуалізованих замовлень. Такий підхід сприяє підвищенню конкурентоспроможності виробника та дозволяє швидше реагувати на зміни ринку [5,29,30].

Впровадження подібних систем і смарт-технологій сприяє постійному оновленню асортименту товарів, вдосконаленню супутніх послуг, а також глибшому розумінню споживчих очікувань. CSRP передбачає перенесення акценту з виробничого планування на планування попиту, що повністю змінює логіку організації виробництва [31,32].

Аналіз сучасних логістичних підходів демонструє, що їх еволюція тісно пов'язана з ключовими економічними трендами: зростаючою спеціалізацією в промисловості, посиленням конкуренції, появою нових моделей співробітництва, цифровізацією процесів та впровадженням гнучкого виробничого обладнання. Підприємства змушені адаптуватися до невизначеності зовнішнього середовища, забезпечувати гнучкість і скорочення витрат у логістичних ланцюгах [33,34].

У таких умовах логістичні системи повинні створювати нові конкурентні переваги, інтегрувати функціональні підсистеми підприємства, скорочувати обсяг

запасів, зменшувати кількість проміжних ланок у постачанні й дистрибуції, а також ефективно управляти як матеріальними, так і інформаційними потоками. Це вимагає системної інтеграції процесів та переходу до автоматизованого управління, що ґрунтується на математичних моделях і цифрових технологіях [35,37].

Метою роботи є розробка підходів вдосконалення математичних моделей машинобудівних технологій в системі технічного машинного зору, орієнтований на умови функціонування смарт-підприємств. Реалізація мети дозволить на смарт-підприємстві забезпечити підвищення точності, ефективності та гнучкості виробничих систем у нових умовах Індустрії 4.0. При цьому врахування вимоги цифровізації, інтеграції з кіберфізичними системами та адаптивного логістичного управління виробничими процесами.

Виклад основного матеріалу. Однією з визначальних характеристик смарт-підприємств та інтелектуальних виробництв є впровадження інтегрованих кіберфізичних систем (КФС), що функціонують у єдиному інформаційному середовищі з метою підвищення продуктивності та ефективності виробничих процесів [1, 3]. Центральним компонентом КФС є математичні моделі об'єктів або процесів, в межах яких "розумні" елементи здатні здійснювати обмін даними та взаємодіяти в мережевому середовищі. Застосування таких моделей у процесі проектування та функціонування КФС забезпечує оброблення інформації, що надходить від сенсорів і виконавчих механізмів, з подальшою її передачею мережею для аналізу та прийняття рішень. Це, у свою чергу, сприяє інтеграції інформаційних технологій з автоматизованими системами управління технологічними процесами.

Моделювання машинобудівних технологій на смарт-підприємстві реалізується шляхом формалізованого підходу, який базується на специфікації всіх підсистем підприємства та сукупності факторів. Характеристики математичних моделей, що можуть описувати виробничі системи, зумовлені специфікою їх структури, складу та функціонального призначення. У науковій літературі представлено низку моделей і методів опису ключових процесів, характерних для машинобудівних підприємств, які охоплюють інженерні, економічні та програмно-апаратні аспекти [39-41].

Інженерні аспекти розробки КФС для виробничих підприємств висвітлюються у працях А. Фіні, С. Фрешетта, В. Срінівасана [37], тоді як питання моделювання роботи контролерів у складі КФС розглядаються М. Реньєрсом, Ж. Мортель-Фрончак і К. Рулофсом [35]. Значний внесок у створення моделей для оцінювання ефективності кіберфізичних виробничих систем зробили М. Вейрих, М. Кляйн, Дж.-П. Шмідт та інші науковці [11,15,41]. Водночас наявні підходи мають переважно загальний характер, а відсутність чіткої формалізації ключових параметрів виробничих систем підприємства ускладнює їх практичне застосування в умовах реального виробництва.

У дослідженні [42] на основі аналізу міжнародного досвіду економіко-математичного моделювання смарт-підприємств встановлено, що наявний методичний апарат є фрагментарним та недостатньо уніфікованим. Розроблені рекомендації здебільшого стосуються вже функціонуючих смарт-виробництв, тоді як питання формування таких підприємств із використанням математичних моделей залишаються не до кінця вирішеними. Це, у свою чергу, ускладнює перехід до розв'язання конкретних прикладних завдань на підприємствах машинобудівного профілю в умовах впровадження концепції Індустрії 4.0.

У загальному вигляді можна виділити наступні ключові класи типових завдань (функціонального призначення), що найчастіше вирішуються в умовах машинобудівного та транспортного виробництва, організованих відповідно до концепції КФС:

– завдання контролю та візуального аналізу продукції, що включають: контроль якості, простежуваність виробів, перевірку наявності об'єктів, вимірювання геометричних параметрів, зіставлення з еталонами, підрахунок одиниць продукції, ідентифікацію та класифікацію об'єктів, відбраковування, інспекцію з різних ракурсів, а також високоточні вимірювання окремих елементів (наприклад, заготовок чи деталей). До цього класу також належать завдання відстеження руху об'єктів. У більшості випадків реалізація таких завдань у межах автоматизованих систем здійснюється за допомогою технологій машинного зору;

– завдання, що стосуються основних технологічних процесів, зокрема послідовної зміни форми, розмірів і властивостей матеріалів з метою отримання деталей із заданими технічними параметрами. Сучасний рівень розвитку техніки передбачає застосування роботизованого технологічного обладнання, включаючи автономні роботизовані системи та мобільні комплекси. Такі системи дедалі частіше базуються на рішеннях зі штучним інтелектом, що істотно розширює їх функціональні можливості;

– завдання забезпечення екологічної безпеки та економічної ефективності функціонування технологічного обладнання, включаючи верстати з числовим програмним керуванням (ЧПК), із урахуванням відповідних екологічних та економічних обмежень.

Визначено, що згідно з кіберфізичним підходом, ступінь автоматизації технологічного обладнання може варіюватися від базових до високорівневих рішень, зокрема:

- використання контролерів і виконавчих механізмів (актуаторів);
- автоматизація управління виробничими процесами шляхом впровадження АСУ ВП на основі SCADA-систем (Supervisory Control and Data Acquisition);
- інтеграція технологічних даних АСУ ВП із корпоративною інформаційною системою підприємства шляхом використання масштабованих баз даних і баз знань;
- моніторинг стану обладнання та контроль за реалізацією технологічних операцій з автоматичною генерацією звітності для управлінського персоналу.

Виявлено, що на сучасному етапі розвитку багато методів моделювання виробничих процесів і технологій, що потребують аналізу відповідних математичних моделей, здатних ефективно розв'язувати типові виробничі завдання. При цьому передбачається параметризація моделей для їх подальшого використання в умовах мережевої взаємодії при створенні смарт-підприємств і виробництв. В зв'язку з цим, системи машинного (технічного) зору забезпечують автоматизацію процесів контролю якості продукції (послуг) та управління виробництвом шляхом обробки та інтерпретації системи інформації.

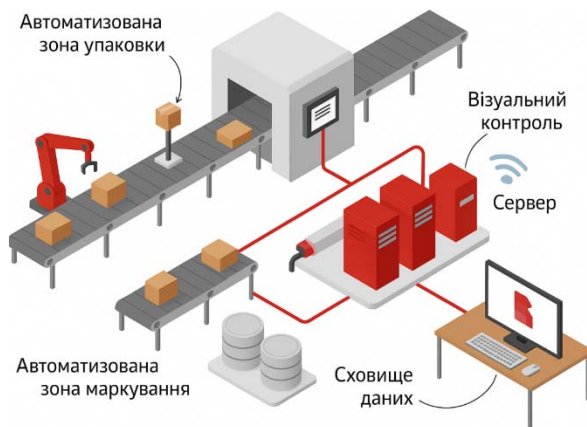


Рисунок 1 – Схематичне відображення елементів системи машинного (технічного) зору

Джерело: розроблено авторами з використанням кіберфізичного підходу

Для формування зображень у межах систем машинного зору застосовуються промислові відеокамери. Програмне забезпечення таких систем здійснює оброблення візуальної інформації в режимі реального часу з подальшою передачею результатів аналізу оператору, автоматизованим системам керування, робототехнічним комплексам або безпосередньо виконавчим механізмам, що беруть участь у регулюванні виробничого процесу. Особлива ефективність використання систем машинного зору спостерігається в умовах, коли обсяг, швидкість або складність інформації, що підлягає аналізу, значно перевищують когнітивні можливості людини-оператора.

Під час проєктування та впровадження таких систем активно застосовуються різноманітні математичні та інтелектуальні методи, зокрема методи стохастичної геометрії, інтерполяційні моделі на регулярних сітках, підходи кластерного аналізу, нейромережеві алгоритми тощо.

Зазначені методи дозволяють створювати моделі просторових об'єктів із заданим рівнем деталізації й складності, у тому числі з урахуванням багаторівневих та багатопланових структурних зв'язків. Це відкриває можливості для вирішення широкого спектра аналітичних завдань, зокрема обчислення об'ємних характеристик об'єктів у просторі, а також здійснення картографічної візуалізації територій із динамічною оцінкою їх функціонального стану.

Доведено, що з метою автоматизованого розпізнавання дефектів на поверхні заготовок у рамках систем машинного зору доцільним є використання методів кластерного аналізу, які дозволяють ефективно виявляти аномалії за геометричними або текстурними ознаками. Беруться множини об'єктів $V = \{1, \dots, n\}$, що визначені у якості ознаки зображень та відстані між ними. Також береться повний зважений орієнтований граф $G(V, A)$, де V – вершин графа, $A = \{uv: u \in V, v \in V, u \neq v\}$ – множина дуг в графі і $w_{uv} = d(u, v)$ – ваги дуг (відстані між цими об'єктами). Вводяться бінарні змінні $y_u(x_{uv})$, у відповідності до вершин $u \in V$ (дугам $uv \in A$). Змінна y_u дорівнює 1, у випадку коли вершина u є медіаною. Змінна x_{uv} дорівнює 1, коли вершина v належить до кластера, який визначається медіаною u . З цими позначеннями задача кластерного аналізу має формулювання задачі цілочисельного програмування:

$$\begin{aligned} \sum_{uv \in A} w_{uv} x_{uv} &\rightarrow \min_{(x,y)} ; \\ \sum_{u \in V, u \neq v} x_{uv} + y_v &= 1, \quad v \in V; \\ x_{uv} &\leq y_u, \quad uv \in A, u \in V; \\ \sum_{u \in V} y_u &= p, y_u \in \{0,1\}, \quad v \in V; \\ x_{uv} &\in \{0,1\}, \quad uv \in A. \end{aligned} \quad (1)$$

З метою скорочення часу, необхідного для виконання обчислень під час розв'язання задач розпізнавання образів, дедалі частіше застосовуються методи штучного інтелекту, насамперед штучні нейронні мережі.

Штучні нейронні мережі (ШНМ) являють собою сукупність взаємопов'язаних обчислювальних елементів – так званих штучних нейронів. Такі мережі здатні обробляти вхідні дані, адаптуючи власну структуру та вагові коефіцієнти в процесі навчання, і на основі цього формувати набір вихідних сигналів, що відповідають розпізнаним образам або прийнятим рішенням.

Нейрон в цілому реалізує скалярну функцію деякого аргументу, коли $y=F(x_1, x_2, \dots, x_n)$, – функція "вхід-вихід нейрона". Цю функцію можна за допомогою математичної моделі нейрона:

$$\begin{cases} s = \sum_{i=1}^n w_i x_i; \\ y_f = f(s); \end{cases} \quad (1)$$

де x_i – компонента вхідного вектора (вхідний сигнал) $i = \overline{1, n}$;

w_i – синаптичні ваги;

s – результат підсумовування;

$f(s)$ – функція активації;

y_f – вихідний сигнал, $j = \overline{1, m}$.

У системах машинного (технічного) зору із використанням нейронних мереж типовими є завдання такого характеру: регресійне моделювання функцій за заданими дискретними точками; класифікація вхідних даних згідно з наперед визначеними класами; кластеризація з метою виявлення нових, раніше не описаних прототипів; стискання інформації; реконструкція втрачених даних; реалізація асоціативної пам'яті; вирішення задач оптимального керування.

У залежності від специфіки конкретного завдання використовуються відповідні архітектури нейромережових моделей. Системи машинного зору, які функціонують на основі нейронних мереж, широко впроваджуються для технічної діагностики та автоматизованого контролю якості в галузі машинобудування, випереджаючи традиційні методики, зокрема градієнтні, статистичні, шаблонні або алгоритми локальної адаптації. Після етапу навчання ШНМ здатні ефективно відсікати шумові компоненти та працювати виключно з релевантною інформацією. Їхня адаптивність до змін середовища є ключовим фактором, що забезпечує можливість самонавчання – одного з найвагоміших функціональних переваг ШНМ. Основними перевагами ШНМ при застосуванні на цифрових виробництвах є швидкодія, відмовостійкість і здатність до самоорганізації.

Інтелектуальні системи зорової аналітики, побудовані на базі нейронних мереж, дозволяють розв'язувати низку критично важливих задач у промисловому середовищі: розпізнавання маркувальних позначень на заготовках і готових виробах у реальному часі; обробка лінійних та двовимірних штрих-кодів; відстеження продукції на всіх етапах; виявлення присутності об'єктів; геометричні вимірювання; порівняльний аналіз із еталоном; підрахунок одиниць продукції; ідентифікація за формою чи кольором; забезпечення зору для роботів; повноцінна інспекція якості; виявлення дефектів на поверхнях; аналіз робочого часу; 3D-сканування; логістична обробка даних.

Інтеграція машинного зору з робототехнічними системами істотно розширює спектр доступних виробничих операцій. Комплекс "машинний зір-робот" реалізує низку функцій, таких як транспортування, автоматизоване завантаження/розвантаження, сортування, відбраковування, інспекція з усіх ракурсів. Переваги таких рішень полягають у можливості керування рухом роботів під час виконання завдань, забезпеченні точного контролю, уникненні аварійних ситуацій, зменшенні потреби в дорогому високоточному обладнанні та гнучкості в обробці різномісних об'єктів без потреби частого переналаштування.

В умовах сучасного підприємства машинобудування активно впроваджуються роботи, мехатронні й робототехнічні системи, функціональні можливості яких суттєво зросли завдяки вдосконаленню систем керування на основі прогресу в обчислювальній техніці.

Моделювання робіт із послідовним кінематичним ланцюгом зазвичай здійснюється за допомогою стандартних аналітичних методів та програмного забезпечення, що дозволяє проводити подальший аналіз і формувати відповідні алгоритми керування. Обчислення необхідних моментів і потужностей, які розвиваються у приводах рухомих ланок робота під впливом зовнішніх навантажень, є основою для проектування привідних систем та інтеграції їх у єдину цифрову мережу підприємства з метою реалізації системи оперативного управління виробництвом.

Для побудови автономних інтелектуальних систем управління роботизованими платформами активно використовуються моделі різних типів ШНМ. Загальна архітектура таких систем представлена на рисунку 2.

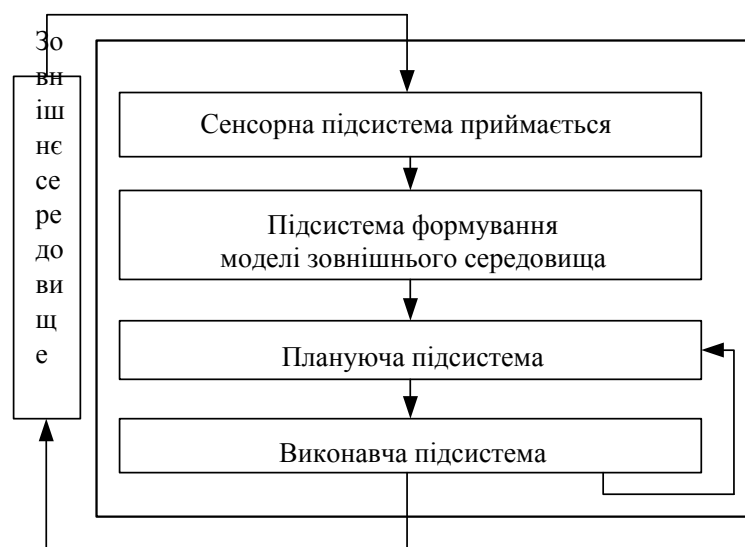


Рисунок 2 – Структура інтелектуальної системи управління робототехнічними та мехатронними системами

Джерело: розроблено авторами

Структура програмного комплексу, призначеного для моделювання системи ШНМ в інтелектуальному управлінні робототехнічними та мехатронними системами, включає такі функціональні модулі:

- модуль емуляції сенсорної системи, що реалізує програмне моделювання сприйняття зовнішнього середовища;
- модуль-блок збору даних про навколишнє середовище, який відповідає за отримання необхідної інформації з "віртуальних" сенсорів;
- модуль тривимірної емуляції середовища, що дозволяє візуалізувати навколишній простір і моделювати взаємодію робота з ним;
- ШНМ-планувальник, який реалізує алгоритми прийняття рішень щодо переміщення та вибору траєкторії руху;
- модуль побудови моделі прохідності, який аналізує дані сенсорного модулю та ідентифікує перешкоди, визначаючи прохідні ділянки для формування карти перешкод;
- центральне ядро системи, що забезпечує синхронізовану роботу всіх складових та надає інтерфейс для підключення або відключення окремих модулів.

Представлена структура інтелектуальної системи управління рухом автономного робота дозволяє сформувати загальне уявлення про промислові інтелектуальні системи управління.

У сучасному підприємстві машинобудування автоматизація виробничих процесів є складним і самостійним напрямом, який стає основою побудови смарт-фабрик, смарт-заводів, на основі кіберфізичних систем (КФС). Використання математичного моделювання роботизованих пристроїв сприяє розробці новітнього обладнання, оптимізації технологій і організації виробництва, а також інтеграції всіх елементів у єдине мережеве середовище на основі ключових параметрів функціонування.

На сьогодні машинобудівні смарт-підприємства широко застосовують автоматизовані комплекси для виготовлення й складання деталей та машин, а також системи керування виробничими процесами. Еволюція таких систем призводить до формування інтелектуальних виробничих систем (ІВС), що виникли як результат розвитку інформаційних технологій. Аналіз етапів розвитку ІВС показує, що її центральним компонентом є комп'ютерна система керування. Окрім програмного управління, ІВС виконує функції аналізу, розпізнавання інформації, візуалізації даних та ухвалення рішень, необхідних для адаптивного реагування на зміни в процесі виробництва.

Функціональність ІВС базується на математичних моделях, створених шляхом комп'ютерного моделювання з великим обсягом обчислень. У моделюванні таких систем використовується широкий набір математичних засобів. З огляду на велику різноманітність виробничого обладнання та організаційних форм у машинобудівних і транспортних підприємствах, виникає потреба у проведенні багатоваріантного аналізу процесів для вибору оптимальної конфігурації ІВС.

У виробничому середовищі операції типу встановлення/зняття заготовки, підведення/відведення інструмента, обробка, контроль належать до дискретних дій, що реалізуються у дискретно-подієвих системах. Моделювання таких процесів у більшості випадків (~80%) базується на теорії систем масового обслуговування (СМО) [92].

Автоматизовані виробничі комплекси можна змодельовати як мережі багатofазних одно- та багатоканальних СМО, які функціонують без відмов, мають стандартну чергу типу FIFO та обмежений потік вхідних заявок згідно з виробничим планом. Сукупність параметрів такої СМО можна поділити на частково перетинні підмножини, кожна з яких пов'язана з часом обслуговування заявки. Відповідно, час виготовлення продукції визначається сумою окремих етапів обробки:

$$T_0 = \sum_{i=1}^N t_i + \sum_{j=2}^P t_j + \sum_{k=0}^Q t_k + \sum_{n=0}^S t_n, \quad (3)$$

де t_i – тривалість i -ої операції обробки заготовки; включаючи час на її установку/зняття;

N – загальна кількість операцій для виготовлення вибору;

t_j – тривалість транспортування заготовки між робочими місцями;

P – число j -х переміщень заготовки;

Q – загальна кількість простоїв виробництва;

t_k – час очікування заготовки перед робочим місцем або транспортуванням, $t_k =$

$f(\lambda, t_i, n)$ – функція часу очікування ;

λ – інтенсивність надходження заявок;

n – кількість верстатів або транспортних засобів, які працюють паралельно;

t_n – інший час простоїв (позациклові втрати).

Для виконання розрахунків даного показника використовується теорія імовірнісних мереж, яка базується на застосуванні марковських та напівмарковських процесів, де застосовуються експоненційні закони розподілу. У процесі моделювання

дискретних систем можливим є використання мови GPSS, яка призначена для імітаційного моделювання. Аналіз часових характеристик, зокрема часу проходження об'єктів у моделі та завантаженості ресурсів під час її роботи, дозволяє визначити ключові параметри функціонування автоматизованої виробничої системи – її продуктивність та рівень використання обладнання.

Моделі автоматизованих виробничих систем дозволяють:

- проводити зіставлення різних варіантів автоматизації та обирати оптимальний за ефективністю;
- оцінювати продуктивність із врахуванням непродуктивних витрат;
- визначати шляхи підвищення ефективності використання технічних засобів шляхом оптимізації часових і просторових параметрів технологічного процесу;
- виявляти "вузькі місця" у виробничому ланцюзі та усувати їх;
- знаходити найкращу конфігурацію виробничого процесу на етапі проектування.

У сучасних інтелектуальних виробничих системах (IBC) активно використовується концепція модельно-орієнтованого управління, яка передбачає застосування численних комп'ютерних моделей на різних рівнях ухвалення рішень. Основні виробничі завдання вирішуються за допомогою спеціалізованих програмних платформ, зокрема з використанням мереж Петрі, а також компонентно-орієнтованих методів моделювання, аналізу та верифікації процесів складання.

Такі моделі дозволяють детально описувати технологічні процеси складання продукції, здійснювати перевірку коректності цих процесів, оцінювати характеристики виробів, що виготовляються, а також планувати ресурси – обладнання, інструменти, оснащення – і розраховувати часові параметри технологічних операцій. Подібні функціональні можливості реалізовано в системах управління життєвим циклом продукції (PLM – Product Lifecycle Management), що є прикладним програмним забезпеченням для управління продукцією на всіх етапах її створення та експлуатації.

Застосування багаторівневих комп'ютерних моделей у SCADA-системах дає змогу за допомогою математичних моделей визначати, встановлювати та підтримувати оптимальні режими роботи технологічного обладнання промислових підприємств. Ці режими враховують як економічну ефективність, так і екологічну безпеність, з урахуванням наявних технологічних обмежень.

У межах SCADA-систем реальними об'єктами можуть виступати як виробничі процеси (наприклад, робота верстатів, конвеєрних ліній, роботизованих комплексів), так і управлінські функції в межах машинобудівного підприємства. SCADA-системи розглядаються як новий щабель розвитку АСУ ТП у різних галузях. Вони представлені у вигляді апаратно-програмних комплексів, що забезпечують збір первинних даних, їх обробку, візуалізацію у зручному для оператора форматі та протоколювання управлінських дій.

Програмна складова SCADA-системи реалізується на комп'ютері та має інтуїтивно зрозумілий інтерфейс користувача. Це забезпечує вичерпне і наочне відображення інформації, зручність у керуванні процесами, доступність довідкової інформації та підказок. Завдяки функціональним компонентам диспетчер може своєчасно отримувати необхідну інформацію та оперативно впливати на роботу керованих підсистем.

Визначено, що сучасний напрямок розвитку SCADA-систем полягає в інтелектуалізації процесу прийняття управлінських рішень, що означає їх часткову або повну автоматизацію. Це дозволяє у межах встановлених вимог і обмежень визначати рекомендаційні управлінські впливи на об'єкт, які відображаються на екрані оператора

SCADA. Для реалізації таких функцій застосовують різноманітні математичні моделі, експертні системи з наборами знань і нейронні мережі.

Дослідження підтверджують, що для автоматизації виробничих процесів у машинобудуванні та транспортній сфері, зокрема у контексті створення смарт-підприємств на базі КФС, доцільно впроваджувати математичні моделі штучних нейронних мереж, а також марківські і напівмарківські моделі управління роботизованими платформами. Це дає змогу розробляти інноваційне обладнання, вдосконалювати технологічні процеси і системи організації виробництва, а також інтегрувати їх у єдиний мережевий простір підприємства за допомогою ключових формалізованих параметрів.

Показано, що у рамках створення смарт-підприємств та інтеграції КФС у єдину мережу виробничих систем машинобудування пріоритетним є розвиток нових і модернізація існуючих автоматизованих систем для виробництва, складання деталей і управління процесами. Рекомендується застосовувати формалізацію виробничих операцій на основі мереж Петрі, математичних моделей теорії масового обслуговування, імітаційного моделювання та нейронних мереж.

КФС, що базуються на математичному описі виробничих процесів у машинобудівних підприємствах, дозволяють моделювати технологічні операції, аналізувати продукцію, оцінювати ресурси і обладнання. Вони забезпечують інтеграцію у єдиний мережевий простір підприємства КФС з різноманітними системами автоматизованого проектування (CAD), технологічної підготовки виробництва (CAPP), єдиною базою даних, а також системами управління даними про виробу (PDM).

Незважаючи на значний потенціал, зазначені підходи поки що не набули широкого розповсюдження на українських машинобудівних підприємствах через технологічне відставання і недостатній рівень інноваційного розвитку більшості виробництв.

Показано, що для успішного впровадження математичних моделей і методів у рамках КФС на підприємствах машинобудування необхідно виконати низку умов: оцінити потенціал підприємства; виявити наявні КФС та їх інтеграцію в єдине інформаційне середовище; визначити потреби у розробках і модернізації систем; організувати безперервність виробництва під час модернізації; підготувати персонал і програмне забезпечення у сфері ІТ. Це включає перекваліфікацію працівників, найм ІТ-фахівців, створення відділів автоматизації, впровадження зручного програмного забезпечення, організацію хмарних сховищ та серверів для обробки великих обсягів даних, а також забезпечення надійного та швидкісного мережевого зв'язку на підприємстві.

Доведено, що КФС дозволяють контролювати виробничі процеси в режимі реального часу: дані з датчиків надходять у віртуальні моделі, побудовані на основі математичних параметрів, що формують цифрові копії реальних процесів і дають змогу отримувати необхідну інформацію без фізичної присутності на виробництві. Системи КФС також забезпечують зв'язок між виробничими процесами та системами управління підприємством.

Виявлено, що на сучасному рівні впровадження КФС дає змогу ефективно планувати виробничі потужності, контролювати якість продукції та управляти ресурсами. Важливим аспектом є забезпечення інформаційної безпеки підприємства – захист від несанкціонованого доступу і зловживань, а також експлуатаційна безпека систем для людей і навколишнього середовища.

Встановлено, що математичні моделі, які розробляються для провідних машинобудівних та транспортних технологій, дають змогу формалізувати ключові процеси виробництва та використовувати параметри цих моделей для ефективної мережевої взаємодії систем на смарт-підприємствах.

Показано, що особливо перспективними для впровадження є моделі штучних нейронних мереж, оскільки вони охоплюють широкий спектр завдань: від машинного зору і робототехніки до автоматизації і інтелектуалізації виробництва і транспорту. Перевагами таких моделей є здатність до навчання і самонастроювання, швидкість обробки та відмовостійкість – критично важливі характеристики для смарт-виробництва. Основною складністю залишається необхідність великого обсягу даних для навчання, що може бути проблематичним через унікальність виробничих процесів і конструкцій. Ключовою ланкою при цьому є інтелектуальна праця конструкторів, які працюють у модулях інженерних розрахунків і оптимізації в рамках систем CRM, CAD і CAE. Незважаючи на наявність допоміжних інструментів, результат значною мірою залежить від людського фактору.

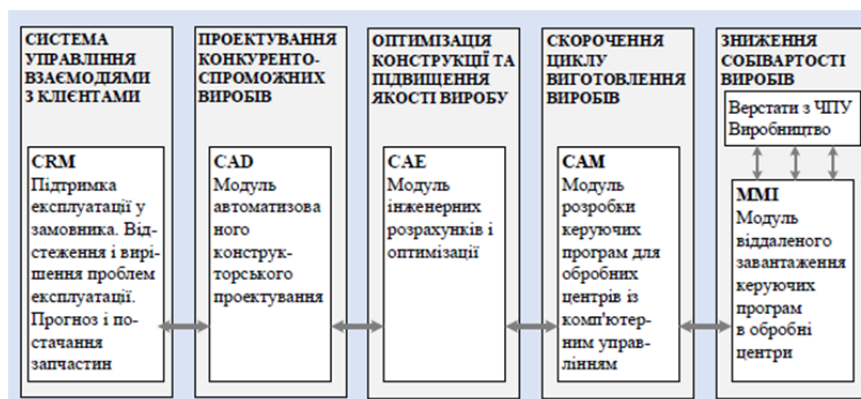


Рисунок 3 – Система управління життєвим циклом продукції в рамках єдиного інформаційного середовища на смарт-підприємстві

Джерело: розроблено авторами

Внаслідок математичного моделювання передових технологій машинобудування на смарт-підприємствах забезпечується інтеграція КФС у єдиний мережевий простір. Ця інтеграція здійснюється у межах формалізованих параметрів математичних моделей і охоплює взаємодію з різноманітними системами: CAD, системами технологічної підготовки виробництва (CAPP TP/CAPP), централізованими базами даних (Big Data), системами управління даними про продукцію (PDM), а також SCADA-системами для керування виробничими та управлінськими процесами.

Для трансформації промислових підприємств на смарт-підприємства необхідно створити відповідні умови: підготувати висококваліфікований ІТ-персонал, забезпечити наявність сучасного програмного забезпечення, організувати хмарні сховища чи серверні платформи для зберігання великих обсягів даних, а також запровадити широкосмугові канали зв'язку. В межах КФС важливо гарантувати ефективну взаємодію між виробничими процесами та системами управління підприємством, а також забезпечити безпеку єдиної інформаційної системи підприємства і надійну експлуатацію.

Реалізація зазначених підходів до математичного моделювання передових технологій машинобудування вимагає врахування специфіки конкретного виробництва, організаційної структури підприємства, рівня автоматизації та впроваджених КФС. Перспективними напрямками подальших досліджень є вдосконалення та адаптація розглянутих моделей і методів під особливості конкретних машинобудівних

підприємств з урахуванням впровадження концепції Індустрії 4.0 у вітчизняну промисловість.

Висновки.

1. Визначено, що відмітною особливістю смарт-підприємств як виробничих, так і транспортних є формування інтегрованих кіберфізичних систем. Показано, що вони вирішують основні класи типових завдань на машинобудівному і транспортному виробництві.

2. Проаналізовані основні методи математичного моделювання виробничих процесів і технологій. Це передусім методи стохастичної геометрії, інтерполяційні методи на регулярних решітках, методи кластерного аналізу, нейромережеві технології та методи штучного інтелекту. Показано їх застосування в моделях машинного зору, але інженерного напрямку, моделях просторових об'єктів: роботів, мехатронних та робототехнічних систем.

3. З'ясовано, що найбільш ефективним для розробки інтелектуальних систем управління робототехнічними і мехатронними системами на базі кіберфізичного підходу на смарт-підприємстві використання методів штучних нейронних мереж. Виявлені основні модулі, що містяться в структурі програмного комплексу для моделювання штучних нейронних мереж.

4. Дана характеристика інтелектуальних виробничих систем на підприємстві, його основного елементу – комп'ютерної системи управління, основних функцій. Визначено, що для моделювання такої системи бажано використати методи, теорій систем масового обслуговування. З'ясовано визначення тривалості виготовлення виробу на промисловому підприємстві через його складові, а також розглянуто можливість використання методів теорії ймовірностей мереж заснованих на марківських і напівмарківських процесах.

5. Показано можливість формування багаторівневих комп'ютерних моделей SCADA-систем, їх призначення в автоматизованій системі управління. Обґрунтовано використання SCADA-системах в інтелектуалізації процесу прийняття управлінських рішень з повною або частковою автоматизацією.

6. Визначено, що смарт-підприємства формуються у межах створення кіберфізичної системи на підприємстві. Сформульовані умови вирішення основних виробничих завдань на смарт-підприємствах. Показано, що у результаті математичного моделювання передових машинобудівних технологій на смарт-підприємстві, використовуючи формалізовані параметри математичних моделей забезпечується взаємодія кіберфізичної системи з різними автоматизованими системами у єдиному мережевому просторі.

Список літератури

1. Аулін В.В., Гриньків А.В., Головатий А.О. Кіберфізичний підхід при створенні, функціонуванні та удосконаленні транспортно-виробничих систем. *Центральноукраїнський науковий вісник. Технічні науки*. 2020. Вип. 3(34). С.331-343.
2. Смарт-промисловість: напрями становлення, проблеми і рішення: монографія / В.П. Вишневський, О.В. Вієцька, О.А. Вієцький та ін., за ред. В.П. Вишневського; НАН України, Ін-т економіки пром-сті. Київ, 2019. 464 с.
3. Методологічні основи проектування та функціонування інтелектуальних транспортних і виробничих систем : монографія / В. В. Аулін, А. В. Гриньків, А. О. Головатий [та ін.] ; під заг. ред. В. В. Ауліна. Кропивницький : Лисенко В. Ф., 2020. 428с.
4. Аулін В.В., Гриньків А.В., Головатий А.О. Інтелектуальні транспортні системи як результат впровадження інноваційних ефективних технологій. *Підвищення надійності машин і обладнання. Increase of Machine and Equipment Reliability*: матеріали Міжнародної науково-практичної конф., 15-17 квітня 2020 р. Кропивницький : ЦНТУ, 2020. С.207.
5. Аулін В.В., Гриньків А.В., Лисенко С.В., Головатий А.О., Голуб Д.В. Теоретичні і методологічні основи логістики транспортних і виробничих систем: монографія під заг. ред. д.т.н., проф. Ауліна В.В. Кропивницький: Видавець Лисенко В.Ф., 2021. 503 с.

6. Асоціація Підприємств Промислової Автоматизації України. Бар'єри та перспективи ІоТ та Індустрії 4.0. URL: <http://appau.org.ua/Baryery-i-perspectivy-IoT-i-Industriyi-4-0.html> (дата звернення: 20.05.2025).
7. Коваленко І.І., Бондаренко С.В. *Цифрові технології в машинобудуванні*. Харків: НТМТ, 2020. 248 с.
8. Индус М.П., Левченко О.В. Математичне моделювання технічних систем. К.: Либідь, 2019. 312 с.
9. Наукові засади управління логістичними системами на промислових підприємствах [Текст] : монографія. Іванова Марина Іллівна; Клас. приват. ун-т. Дніпро : Грані, 2017. 427 с.
10. Industrie 4.0 Germany Trade & Invest. 2018. Available at <https://www.gtai.de/GTAI/Navigation/EN/Invest/Industries/Industrie-4-0/Industrie-4-0/industrie-4-0-what-is-it.html> [Accessed 20 Apr. 2025].
11. Camarinha-Matos L.M., Parreira-Rocha M., Ramezani J. eds. Technological Innovation for Smart Systems: 8th IFIP WG 5.5/SOCOLNET. Advanced Doctoral Conference in Computing, Electrical and Industrial Systems: DoCEIS 2017 (Costa de Caparica, Portugal, May 3-5, 2017). IFIP International Federation for Information Processing: Springer, 2017.
12. Аулін В.В., Гриньків А.В., Лисенко С.В., Лівіцький О.М. та ін. Принципи побудови та функціонування кіберфізичної системи технічного сервісу автотранспортної та мобільної сільськогосподарської техніки. *Технічний сервіс агропромислового, лісового та транспортного комплексів Technical service of agriculture, forestry and transport systems*. №22' 2020. С. 162-174.
13. Brynjolfsson E., McElheran K. Data in Action: Data-Driven Decision Making in U.S. Manufacturing. Available at http://www.economics.comell.edu/sites/default/files/files/events/Brynjolfsson_McElheran_AEA_2016.pdf [Accessed 20 Apr. 2025].
14. Cachada A., Pires F., Barbosa J., Leitão P. & Calà A. Petri nets Methodology for the Design and Control of Migration Processes towards Industry 4.0. 2018 IEEE Industrial Cyber-Physical Systems (ICPS). 2018. P. 540-545.
15. Cheng-Leong A., Li Pheng K. & Keng Leng G.R. IDEF: A comprehensive modelling methodology for the development of manufacturing enterprise systems. International Journal of Production Research. 1999. 37 (17). P. 3839-3858.
16. De Sousa V.M. & Del Val Cura L.M. Logical Design of Graph Databases from an Entity-Relationship Conceptual Model. In Proceedings of the 20th International Conference on Information Integration and Web-based Applications & Services (iiWAS2018). ACM, New York. NY, USA. 2018. 183-189.
17. Digitale Wirtschaft und Gesellschaft Bundesministerium für Bildung und Forschung, 2018. Available at: <https://www.bmbf.de/de/zukunftsprojekt-industrie-4-0-848.html>. [Accessed 20 Apr. 2025].
18. Xu X. Machine tool 4.0 for the new era of manufacturing. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*. 2017. Vol. 92. P. 1893-1900.
19. Grieves M., Vickers J. Digital Twin: Mitigating Unpredictable, Undesirable Emergent Behavior in Complex Systems. Springer, 2017.
20. Zhang Y., Ren S., Liu Y. A framework for smart production-logistics systems based on CPS and industrial big data. IEEE Trans. Industrial Informatics. 2017. Vol. 14(9). P. 4019-4032.
21. Гайдай О.П. Інтернет речей у виробництві: можливості та перспективи. *Вісник НТУУ «КПІ»*. 2021. №2. С. 45-52.
22. Auschitzky E., Hammer M., Rajagopaul A. How big data can improve manufacturing. McKinsey. Available at <http://www.mckinsey.com/business-functions/operations/ourinsights/how-big-data-can-improve-manufacturing> [Accessed 20 Apr. 2025].
23. Cachada A., Pires F., Barbosa J., Leitão P. & Calà A. Petri nets Methodology for the Design and Control of Migration Processes towards Industry 4.0. 2018 IEEE Industrial Cyber-Physical Systems (ICPS). 2018. P. 540-545. doi: 10.1109/ICPHYS.2018.8390763.
24. Information Integration and Web-based Applications & Services (iiWAS2018). ACM, New York. NY, USA. 2018. 183-189. DOI: <https://doi.org/10.1145/3282373.3282375>.
25. Gernhardt B., Vogel T. & Hemmje M. Knowledge-Based Production Planning for Industry 4.0. Springer-Verlag GmbH Germany: Hoppe et al. (eds.), *Semantic Applications*. 2018. T. 181. P. 181-202.
26. Dymola for physical modelling and simulation using Modelica. Claytex, 2017. Available at <http://www.claytex.com/products/dymola/> [Accessed 20 Apr. 2025].
27. Information Resources Management Association. The Internet of Things: Breakthroughs in Research and Practice / Information Resources Management Association. Hershey: IGI Global, 2017. 560 pp.
28. Hermann M., Pentek T., Otto B. Design Principles for Industrie 4.0 Scenarios. 49th Hawaii International Conference on System Sciences (HICSS). 2016. Pp. 3928-3937.
29. Бакаєв О.О., Гриценко В.І., Бажан Л.І. Економіко-математичні моделі економічного зростання. К.: Наук. думка, 2005. 189 с.
30. Беляков К.І. Інформатизація в Україні: проблеми організаційного, правового та наукового забезпечення: монографія. К.: КВІЦ, 2008. 576 с.

31. Вишневецький В. П., Вісцька О. В., Гаркушенко О. М., Князев С. І., Лях О. В., Чекіна В. Д., Череватський Д. Ю. Смарт-промисловість в епоху цифрової економіки: перспективи, напрями і механізми розвитку: монографія; В. П. Вишневецький (заг. ред.) / НАН України, Ін-т економіки пром-сті. Київ, 2018. 192 с.
32. Мадих А.А., Охтеня О.О., Дасів А.Ф. Моделирование фактора цифровизации производства в процессе становления смарт-промисловости (на примере переработки промышленности Германии): научно-аналитическая доповідь / НАН України, Ін-т економіки пром-сті. К., 2018. 41 с.
33. Vallespir B., Ducq Y. Enterprise modelling: from early languages to models transformation. *International Journal of Production Research*. 2018. 43(20). P. 2878-2896.
34. Wiśniewski J., Wiśniewski Z. The Purchasing Power Parity: Theory and Evidence. Warsaw: LAP LAMBERT Academic Publishing, 2014. 76 pp.
35. Álvares A.J., Santos de Oliveira L.E. & Espindola Ferreira J.C. Development of a Cyber-Physical framework for monitoring and teleoperation of a CNC lathe based on MTconnect and OPC protocols. *International Journal of Computer Integrated Manufacturing*. 2018. 31 (11). Pp. 1049-1066.
36. Jeona B., Suh S.-H. Design Considerations and Architecture for Cooperative Smart Factory: MAPE/BD Approach. *Procedia Manufacturing*. 2018. № 26. Pp. 1094-1106.
37. Jeschke S., Brecher C., Song H., Rawat D.B. Industrial Internet of Things. Cybermanufacturing Systems. Herausgeber: Springer International Publishing Switzerland, 2017. 715 p.
38. Аулін В.В., Гриньків А.В. Вирішення проблеми підвищення експлуатаційної надійності з використання елементів інформаційних технологій. *Крамаровські читання: зб. матеріалів доп. учасн. VI Міжнародної науково-технічної конф.* Київ : НУБіП. 2019. С. 91-94.
39. Digital IIoT report. CFE Media. Available at: <http://bt.editionsbyfry.com/publication/?i=320036#> [Accessed 20 Apr.2017].
40. Hilliard J.E., Lawson L.R. Stereology and Stochastic Geometry: computational Imaging and Vision. Springer, 2003. 512 pp.
41. Emerging Global Trends in Advanced Manufacturing. Institute for Defense Analyses. IDA Paper. March 2012.
42. Madykh, A.A., Okhten, O.O., Dasiv, A.F. Analysis of the world experience of economic and mathematical modeling of smart enterprises. *Econ. promisl.* 2017. 4 (80). Pp. 19-46.

References

1. Aulin, V. V., Hryn'kiv, A. V., & Holovaty, A. O. (2020). Kiberfizychniy pidkhid pry stvorenni, funktsionuvanni ta udoskonalenni transportno-vyrobnychkyh system. *Tsentralkoukrayins'kyi naukovy visnyk. Tekhnichni nauky*, 3(34), 331–343 [in Ukrainian].
2. Vyshnevskiy, V. P., Viets'ka, O. V., Viets'kyi, O. A., ta in., (Eds.). (2019). *Smart-promyslovist': napriamy stanovlennya, problemy i rishennya* [Monografiya]. NAN Ukrayiny, Instytut ekonomiky prom-sti. Kyiv [in Ukrainian].
3. Aulin, V. V., Hryn'kiv, A. V., Holovaty, A. O., ta in., (Eds.). (2020). *Metodolohichni osnovy proektuvannya ta funktsionuvannya intelektual'nykh transportnykh i vyrobnychkyh system* [Monografiya]. Kropyvnyts'kyi: Lysenko V. F. [in Ukrainian].
4. Aulin, V. V., Hryn'kiv, A. V., & Holovaty, A. O. (2020). Intelektual'ni transportni systemy yak rezultat vprovadzhennya innovatsiynykh efektyvnykh tekhnolohiy. In *Pidvyshchennya nadiynosti mashyn i obladnannya. Increase of Machine and Equipment Reliability: materialy Mizhnarodnoi naukovo-praktychnoi konf., 15-17 kvitnya 2020 r.* (p. 207). Kropyvnyts'kyi: TsNTU [in Ukrainian].
5. Aulin, V. V., Hryn'kiv, A. V., Lysenko, S. V., Holovaty, A. O., & Holub, D. V. (2021). *Teoretychni i metodolohichni osnovy lohistyky transportnykh i vyrobnychkyh system* [Monografiya]. Kropyvnyts'kyi: Vydavets' Lysenko V. F. [in Ukrainian].
6. Asotsiatsiya Pidpryyemstv Promyslovoyi Avtomatyzatsiyi Ukrayiny. (n.d.). Bar'ery ta perspektyvy IIoT ta Industriyi 4.0. <http://appau.org.ua/Baryery-i-perspektivy-IIoT-i-Industriyi-4-0.html> (Accessed May 20, 2025) [in Ukrainian].
7. Kovalenko, I. I., & Bondarenko, S. V. (2020). *Tsifrovi tekhnolohiyi v mashynobuduvanni*. NTMT [in Ukrainian].
8. Indus, M. P., & Levchenko, O. V. (2019). *Matematychnye modelyuvannya tekhnichnykh system*. Kyiv: Lybid [in Ukrainian].
9. Ivanova, M. I. (2017). *Naukovi zasady upravlinnya lohistychnymy systemamy na promyslovykh pidpryyemstvakh* [Monografiya]. Dnipro: Hrani. (Klas. pryv. un-t) [in Ukrainian].
10. Germany Trade & Invest. (2018). *Industrie 4.0*. Retrieved from <https://www.gtai.de/GTAI/Navigation/EN/Invest/Industries/Industrie-4-0/Industrie-4-0/industrie-4-0-what-is-it.html> (Accessed April 20, 2025) [in English].
11. Camarinha-Matos, L. M., Parreira-Rocha, M., & Ramezani, J. (Eds.). (2017). *Technological innovation for smart systems: 8th IFIP WG 5.5/SOCOLNET Advanced Doctoral Conference in Computing, Electrical and Industrial Systems: DoCEIS 2017 (Costa de Caparica, Portugal, May 3-5, 2017)*. IFIP International Federation for Information Processing: Springer [in English].

12. Aulin, V. V., Hryn'kiv, A. V., Lysenko, S. V., Livitskyi, O. M., ta in. (2020). Printsypy pobudovy ta funktsionuvannya kiberfizychnoi systemy tekhnichnoho servisu avtotransportnoi ta mobilnoi sil'skohozyaystvens'koi tekhniki. *Tekhnichniy servis ahropromyslovoho, lisovoho ta transportnoho kompleksiv Technical service of agriculture, forestry and transport systems*, 22, 162–174 [in Ukrainian].
13. Brynjolfsson, E., & McElheran, K. (n.d.). Data in action: Data-driven decision making in U.S. manufacturing. Retrieved from http://www.economics.cornell.edu/sites/default/files/files/events/Brynjolfsson_McElheran_AEA_2016.pdf (Accessed April 20, 2025).
14. Cachada, A., Pires, F., Barbosa, J., Leitão, P., & Calà, A. (2018). Petri nets methodology for the design and control of migration processes towards Industry 4.0. *2018 IEEE Industrial Cyber-Physical Systems (ICPS)*, 540–545.
15. Cheng-Leong, A., Li, Pheng, K., & Keng Leng, G. R. (1999). IDEF: A comprehensive modelling methodology for the development of manufacturing enterprise systems. *International Journal of Production Research*, 37(17), 3839–3858.
16. De Sousa, V. M., & Del Val Cura, L. M. (2018). Logical design of graph databases from an entity-relationship conceptual model. In *Proceedings of the 20th International Conference on Information Integration and Web-based Applications & Services (iiWAS2018)* (pp. 183–189). ACM.
17. Digitale Wirtschaft und Gesellschaft Bundesministerium für Bildung und Forschung. (2018). Retrieved from <https://www.bmbf.de/de/zukunftsprojekt-industrie-4-0-848.html> (Accessed April 20, 2025) [in German].
18. Xu, X. (2017). Machine tool 4.0 for the new era of manufacturing. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 92, 1893–1900.
19. Grieves, M., & Vickers, J. (2017). *Digital twin: Mitigating unpredictable, undesirable emergent behavior in complex systems*. Springer.
20. Zhang, Y., Ren, S., & Liu, Y. (2017). A framework for smart production-logistics systems based on CPS and industrial big data. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 14(9), 4019–4032 [in English].
21. Haidai, O. P. (2021). Internet rechey u vyrobnytstvi: mozhlyvosti ta perspektyvy. *Visnyk NTUU "KPI"*, (2), 45–52.
22. Auschitzky, E., Hammer, M., & Rajagopaul, A. (n.d.). How big data can improve manufacturing. McKinsey. Retrieved from <http://www.mckinsey.com/business-functions/operations/ourinsights/how-big-data-can-improve-manufacturing> (Accessed April 20, 2025).
23. Cachada, A., Pires, F., Barbosa, J., Leitão, P., & Calà, A. (2018). Petri nets methodology for the design and control of migration processes towards Industry 4.0. *2018 IEEE Industrial Cyber-Physical Systems (ICPS)*, 540–545. <https://doi.org/10.1109/ICPHYS.2018.8390763>.
24. Information Integration and Web-based Applications & Services (iiWAS2018). (2018). ACM. <https://doi.org/10.1145/3282373.3282375>.
25. Gernhardt, B., Vogel, T., & Hemmje, M. (2018). Knowledge-based production planning for Industry 4.0. In Hoppe, U., et al. (Eds.), *Semantic applications* (Vol. 181, pp. 181–202). Springer-Verlag GmbH Germany.
26. Claytex. (2017). *Dymola for physical modelling and simulation using Modelica*. Retrieved from <http://www.claytex.com/products/dymola/> (Accessed April 20, 2025).
27. Information Resources Management Association. (2017). *The internet of things: Breakthroughs in research and practice*. Hershey, PA: IGI Global.
28. Hermann, M., Pentek, T., & Otto, B. (2016). Design principles for Industrie 4.0 scenarios. In *49th Hawaii International Conference on System Sciences (HICSS)* (pp. 3928–3937).
29. Bakayev, O. O., Hrytsenko, V. I., & Bazhan, L. I. (2005). *Ekonomiko-matematychni modeli ekonomichnoho zrostantnya*. Kyiv: Naukova dumka [in Ukrainian].
30. Belyakov, K. I. (2008). *Informatsiya v Ukraini: problemy orhanizatsiinoho, pravovoho ta naukovoho zabezpechennya: monohrafiya*. Kyiv: KVITs [in Ukrainian].
31. Vyshnevskyi, V. P., Viietska, O. V., Harkushenko, O. M., Knyaziev, S. I., Liakh, O. V., Chekina, V. D., & Cherevatskyi, D. Yu. (2018). *Smart-promyslovisht v epokhu tsyfrovoyi ekonomiky: perspektyvy, napriamy i mekhanizmy rozvytku: monohrafiya* (V. P. Vyshnevskyi, Ed.). Kyiv: NAN Ukrainy, Instytut ekonomiky prom-sti [in Ukrainian].
32. Madykh, A. A., Okhten, O. O., & Dasiv, A. F. (2018). *Modeliuvannya faktorov tsyfrovyzatsii vyrobnytstva v protsesi stanovlennia smart-promyslovosti (na prykladi pererobnoi promyslovosti Nimechchyny): nauko-analitychna dopovid* [Scientific-analytical report]. Kyiv: NAN Ukrainy, Instytut ekonomiky prom-sti [in Ukrainian].
33. Vallespir, B., & Ducq, Y. (2018). Enterprise modelling: From early languages to models transformation. *International Journal of Production Research*, 43(20), 2878–2896.
34. Wiśniewski, J., & Wiśniewski, Z. (2014). *The purchasing power parity: Theory and evidence*. Warsaw: LAP LAMBERT Academic Publishing.
35. Álvares, A. J., Santos de Oliveira, L. E., & Espindola Ferreira, J. C. (2018). Development of a cyber-physical framework for monitoring and teleoperation of a CNC lathe based on MTconnect and OPC protocols. *International Journal of Computer Integrated Manufacturing*, 31(11), 1049–1066.

36. Jeon, B., & Suh, S.-H. (2018). Design considerations and architecture for cooperative smart factory: MAPE/BD approach. *Procedia Manufacturing*, 26, 1094–1106.
37. Jeschke, S., Brecher, C., Song, H., & Rawat, D. B. (Eds.). (2017). *Industrial internet of things: Cybermanufacturing systems*. Springer International Publishing.
38. Aulin, V. V., & Hryn'kiv, A. V. (2019). Vyrishennia problemy pidvyshchennia ekspluatatsiynoyi nadiynosti z vykorystanniam elementiv informatsiynykh tekhnolohiy [Resolving the problem of increasing operational reliability using information technology elements]. *Kramarovski chytannia: zb. materialiv dop. uchasyukiv VI Mizhnarodnoi naukovo-tekhnichnoi konf.* Kyiv: NUBiP, 91–94 [in Ukrainian].
39. CFE Media. (2017). *Digital IIoT report*. Retrieved from <http://bt.editionsbyfry.com/publication/?i=320036#> (Accessed April 20, 2017).
40. Hilliard, J. E., & Lawson, L. R. (2003). *Stereology and stochastic geometry: Computational imaging and vision*. Springer.
41. Institute for Defense Analyses. (2012). *Emerging global trends in advanced manufacturing* (IDA Paper). March.
42. Madykh, A. A., Okhten, O. O., & Dasiv, A. F. (2017). Analysis of the world experience of economic and mathematical modeling of smart enterprises. *Ekon. promisl.*, 4(80), 19–46.

Artem Holovatyi, Viktor Aulin, Prof., DSc., Vitalii Chumak, Yehor Manko, Daria Kuleva, PhD
Central Ukrainian National Technical University, Kropyvnytskyi, Ukraine

Improving Mathematical Modeling of Engineering Technologies for Smart Enterprises in a Machine Vision System

The article considers the issue of mathematical modeling of machine-building technologies of machine vision systems in the context of the transition to smart enterprises, which are the basis of modern Industry 4.0. It is noted that traditional approaches to modeling do not fully meet the requirements of digital production, which is characterized by high dynamism, the need for integration with cyber-physical systems, Internet of Things (IoT) technologies and adaptive control in real time.

It is shown that modeling of machine-building technologies at a smart enterprise as a formalized approach is based on the specification of subsystems and a set of factors. The characteristics of mathematical models that can describe production processes at the enterprise with sufficient accuracy are given. In this case, the specifics of the structure, composition, key functional purposes and engineering, economic and its software and hardware aspects, as well as the conditions of machine-building production in accordance with the concept of a cyber-physical system, are taken into account.

It is determined that according to the cyber-physical approach, the degree of automation of technological equipment varies from basic to high-level solutions. This requires modeling of production processes and technologies and the construction of mathematical models and their parameterization for further use in network interaction conditions when creating smart production and smart enterprises. It is found out that this requires the use of a machine (technical vision) system to ensure automation of product (service) quality control processes and management by processing and interpreting the information system.

The possibilities of implementing a machine vision system at machine-building enterprises are identified. In this regard, such an artificial intelligence method as artificial neural networks is considered. The tasks in machine (technical) vision systems using the artificial neural network method are formulated. The advantages of this method in digital production and smart enterprises are determined.

The integration of machine vision with robotic systems is clarified. A number of functions of the "machine vision-robot" complex and the possibilities of controlling the movement of robots during the task of controlling robotic platforms using a model of various types of artificial neural networks have been determined. The structure of an intelligent control system for robotic and mechatronic systems with a number of functional modules has been developed. An automated complex for the manufacture and assembly of parts and machines, intelligent production systems, have been considered at a smart enterprise. The functionality of intelligent production systems is based on modeling using mass service systems. Multiphase single- and multi-channel mass service systems are considered. The possibilities of models of automated production systems and the use of multi-level computer models in SCADA systems have been determined. The effectiveness of the created smart enterprises on the platform of a cyber-physical system and their integration into a single network of production systems of mechanical engineering have been shown. This involves the use of various automated design systems, technological preparation of production, a single database that will have a data management system about the manufacturer and mathematical modeling of advanced mechanical engineering technologies at smart enterprises.

mechanical engineering technology, production, machine (technical) assembly, cyber-physical system, smart enterprise, mathematical modeling, optimization, intelligent control, artificial neural network

Одержано (Received) 19.05.2025

Прорецензовано (Reviewed) 22.05.2025

Прийнято до друку (Approved) 23.05.2025