

**МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ
СУМСЬКИЙ ДЕРЖАВНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
ЦЕНТР ЗАОЧНОЇ, ДИСТАНЦІЙНОЇ ТА ВЕЧІРНЬОЇ ФОРМ НАВЧАННЯ
КАФЕДРА КОМП'ЮТЕРНИХ НАУК**

ВИПУСКНА РОБОТА

на тему:

**«Нейромережеві технології прогнозування
виробничого циклу заготівельного виробництва»**

Завідувач

Випускаючої кафедри

Довбиш А.С.

Керівник роботи

Барченко Н.Л.

Студента групи Інз-61с

Романенко А.О.

СУМИ 2020

РЕФЕРАТ

Записка: 51 стор., 13 рис., 1 додаток, 14 джерел.

Об'єкт дослідження: Нейронні мережі в заготівельному виробництві.

Мета роботи: Розробити аналітичну систему реалізації нейромережевого методу прогнозування виробничого циклу підприємства.

Методи дослідження: аналітичні та емпіричні методи дослідження можливостей використання моделей нейронних мереж для планування виробничих процесів на підприємствах.

Результати: розроблено модель нейронної мережі в середовищі Deductor studio прогнозування виробничого циклу заготівельного виробництва. Що включає в себе збір статистичних даних заготівельної дільниці підприємства, а саме: часу операцій, часу простоїв, товщин матеріалів, самих матеріалів та ін. для подольшої їх обробки. На основі зібраних даних було виконано побудову моделі нейронної мережі тришарового перцептронну для прогнозування подальшого завантаження заготівельної дільниці і як наслідок рівномірного переділення матеріальних ресурсів для економічно вигіднішого виробництва.

Зміст

ВСТУП	4
1 ОГЛЯД ТЕХНОЛОГІЇ ПРОГНОЗУВАННЯ ВИРОБНИЧОГО ЦИКЛУ ЗАГОТІВЕЛЬНОГО ВИРОБНИЦТВА	5
1.1 Поняття прогнозування виробничого циклу заготівельного виробництва.....	5
1.2 Відомі методи прогнозування виробничого циклу заготівельного виробництва	12
1.3 Постановка задачі дослідження.....	18
2. АНАЛІЗ НЕЙРОМЕРЕЖЕВОГО МЕТОДУ ПРОГНОЗУВАННЯ ВИРОБНИЧОГО ЦИКЛУ ЗАГОТІВЕЛЬНОГО ВИРОБНИЦТВА	19
2.1 Поняття та застосування нейромережі в задачах прогнозування	19
2.2 Побудова моделі нейромережі для прогнозування виробничого циклу заготівельного виробництва.....	28
2.3 Алгоритм реалізації системи прогнозування	35
3. РЕАЛІЗАЦІЯ НЕЙРОМЕРЕЖЕВОГО МЕТОДУ ПРОГНОЗУВАННЯ ВИРОБНИЧОГО ЦИКЛУ ЗАГОТІВЕЛЬНОГО ВИРОБНИЦТВА	38
3.1 Обґрунтування вибору середовища реалізації.....	38
3.2 Реалізація нейромережі для прогнозування виробничого циклу заготівельного виробництва	39
3.3 Тестування нейромережі для прогнозування виробничого циклу заготівельного виробництва	41
ВИСНОВКИ.....	46
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.....	47

ВСТУП

Прогнозування — це найважливіша процедура стратегічного планування розвитку національної економіки в цілому, її окремих ланок і структурних елементів. Суть стратегічного прогнозування полягає в розробці довготермінових та середньотермінових прогнозів щодо економіки підприємства в цілому та його структурних підрозділів.

Під стратегічним прогнозом слід розуміти емпіричне або науково обґрунтоване судження про можливі стани об'єкта прогнозування в майбутньому, альтернативні шляхи і терміни досягнення цих станів.

Стратегічне прогнозування виступає як важлива зв'язуюча ланка між теорією та практикою регулювання діяльності підприємства. Воно виконує дві головні функції. Перша з них — передбачення (опису), друга, безпосередньо пов'язана з першою — розпо-ряджувальна, що сприяє оформленню прогнозу в план діяльності.

Прогнозування завжди визнавалося важливим елементом планування виробництва. Досі воно є основою для розробки необхідних стратегій. Фахівці, які займаються питаннями планування виробничої діяльності підприємства, повинні володіти існуючим інструментарієм прогнозування і вміти визначати чинники, що впливають на можливість використання тих або інших методів. У прогнозуванні обсягів виробництва важливе місце належить розподілу і використанню ресурсів.

Обсяг виробництва можна розглядати як систему управління. Системний підхід до управління в сучасних умовах став загальноновизнаним явищем. З формальної точки зору система — це сукупність функціональних компонентів, які взаємодіють між собою для досягнення поставленої мети.

Мета роботи - використання нейромережевих технологій для прогнозування виробничого циклу заготівельного виробництва.

1 ОГЛЯД ТЕХНОЛОГІЇ ПРОГНОЗУВАННЯ ВИРОБНИЧОГО ЦИКЛУ ЗАГОТІВЕЛЬНОГО ВИРОБНИЦТВА

1.1 Поняття прогнозування виробничого циклу заготівельного виробництва

Просторове розташування об'єктів у певній послідовності один за одним передбачає, що операції процесу в часі мають виконуватися в тій самій послідовності. Часові зв'язки розглядаються як відрізки (моменти) часу здійснення окремих стадій сукупного чи часткового процесу або як його проміжні чи кінцеві результати. Таким чином, часові відношення між елементами процесу пов'язані з просторовими.

Системні властивості часових зв'язків виявляються в з'єднанні речових елементів процесу в просторі і в часі таким чином, щоб функціонування елементів системи (підрозділів підприємства) забезпечувало виготовлення кінцевого продукту в заздалегідь визначений час.

Усі види зв'язків елементів виробничої системи в часі забезпечують її життєдіяльність або роботу в запрограмованих параметрах і здійснюються через матеріальні, енергетичні та інформаційні потоки. Порушення будь-яких потоків між елементами системи виводять її з рівноваги, роблять неможливим досягнення кінцевого результату.

Дотримання комплексу принципів раціональної організації виробничого процесу вможливорює виконання всіх часткових процесів у найкоротший строк з мінімальними витратами живої праці, а також матеріальних ресурсів і коштів. Проте не завжди скорочення часу на виконання окремої операції веде до скорочення тривалості всього процесу, оскільки виникають великі перерви між операціями або частковими процесами. Однією з найважливіших вимог до раціональної організації

є забезпечення найменшої тривалості виробничого процесу, тобто циклу виготовлення продукції.

Під виробничим циклом розуміється календарний проміжок часу з моменту запуску сировини, матеріалів у виробництво до повного виготовлення готової продукції або період від початку до закінчення якогось виробничого процесу. Тривалість виробничого циклу розраховується в одиницях календарного часу (години, дні, місяці).

Виробничий цикл як відрізок часу починається з моменту початку виробничого процесу і закінчується моментом виходу готового виробу або партії деталей, складальної одиниці. Так, для простого процесу виробничий цикл починається з запуску у виробництво заготовки (партії заготовок) і закінчується випуском готової деталі (партії деталей). Виробничий цикл складного процесу складається із сукупності простих процесів і починається з запуску у виробництво першої заготовки деталі, а закінчується випуском готового виробу або складальної одиниці.

Важливими складовими виробничого циклу є технологічний і операційний цикли, кожний з яких має свої особливості. Операційний цикл являє собою час виконання однієї операції, протягом якого виготовляється одна деталь, партія деталей або кілька різних деталей. Під технологічним циклом розуміється час виконання технологічних операцій у виробничому циклі.

Виробничий цикл виготовлення всіх видів продукції (від виготовлення заготовок, деталей до складання виробів) використовується при: розробленні виробничих програм підприємства та його підрозділів; визначенні нормальних розмірів незавершеного виробництва, побудові графіків матеріального забезпечення виробництва; оперативній підготовці виробництва; установленні термінів запуску деталей у виробництво, виходячи з термінів випуску готової продукції; випередженні в роботі цехів (дільниць), а також для здійснення

контролю за діяльністю виробничих підрозділів. Таким чином, основою організації виробничого процесу в часі є виробничий цикл.

Тривалість виробничого циклу залежить від: трудомісткості виготовлення готового виробу, що визначається технічно обґрунтованими нормами часу; часу виконання допоміжних операцій; часу природних процесів; тривалості перерв у виробничому процесі; кількості предметів праці, які одночасно запускаються у виробництво (розміру партії); виду руху оброблюваного предмета по операціях виробничого процесу.

Структура виробничого циклу. Структура виробничого циклу виготовлення будь-якої продукції складається з часу виробництва й часу перерв.

Затрати часу, що входять до складу виробничого циклу, відображені на рис. 1.1.

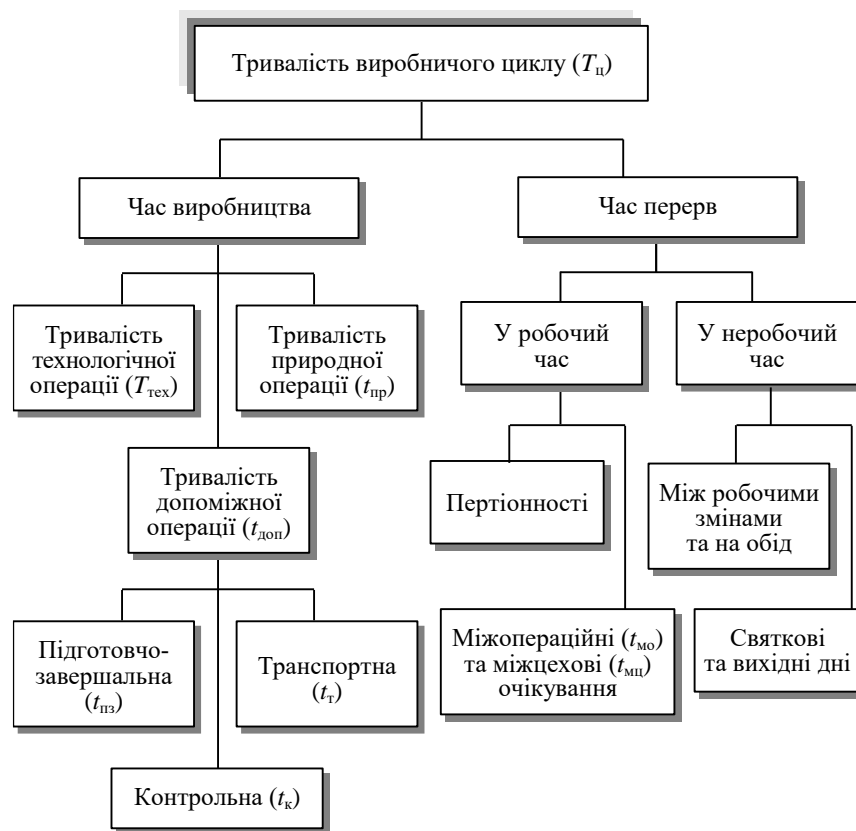


Рис. 1.1. Структура виробничого циклу

Базовим поняттям для задач складання розкладів (Machine Scheduling, MS) є операція. Для завдання операції, як правило, необхідні два агента: об'єкт операції, або її матеріальний носій, - те, над чим роблять операцію, і суб'єкт операції, або виконавець, - той, хто (або що) виконує операцію. В якості матеріального носія операції може виступати окрема деталь або складальна одиниця створюваного виробу. Носієм операції може бути людина, який обслуговується іншими людьми (приладами). Суб'єктами операцій є верстати (інструменти, люди), необхідні для виконання цих операцій. У моделях MS вони зазвичай називаються машинами.

Деякі підмножини операцій організаційно (і технологічно) об'єднуються в роботи. Наприклад, якщо завод випускає складні вироби (машини, літаки і т. П.), То всі операції, що відносяться до одного виробу, складають одну роботу. На деякі роботи може бути накладено жорсткий директивний термін їх закінчення, якому відповідав би англійський термін Deadline (смертельна лінія), і / або бажаний термін закінчення Due Date.

При цьому дотримуються строгі правила:

- кожна операція відноситься рівно до однієї роботи;
- кожна операція виконується рівно на одній машині (можливо, вибирається з безлічі альтернативних машин);
- ніякі дві операції однієї роботи не можуть виконуватися одночасно;
- ніякі дві операції однієї машини не можуть виконуватися одночасно.

Завдання складання плану проекту при обмежених ресурсах (Resource-Constrained Project Scheduling Problem, RCPSP) [1] може бути сформульована таким чином. Дано n робіт $i = 1, \dots, n$ і гвідновлюваних ресурсів $k = 1, \dots, r$. Постійне кількість R_k ресурсу k є в будь-який час.

Робота i повинна бути проведена за час p_i . Протягом цього часу на даній роботі задіяно постійне кількість r_{ik} ресурсу k . Крім того, для робіт визначено відносини передування $i \rightarrow j$, де $i \rightarrow j$ означає, що робота j не може початися, поки не закінчиться робота i . Завдання визначення моментів почав S_i ставиться для робіт

$i = 1, \dots, n$ таким чином, що:

- в кожен момент часу t загальна потреба в деякому ресурсі менше або дорівнює наявності даного ресурсу;
- дотриманні певні вище відносини передування робіт;
- величина $\max_{i=1 \dots n} p_i$ приймає своє мінімальне значення, де $C_i = S_i + p_i$
- час завершення роботи i .

Можливе переривання робіт.

Іноді корисно додати початкову псевдороботи 0 і кінцеву псевдороботи $n + 1$, кожен з нульовою тривалістю. Для всіх робіт $i = 1, \dots, n$, повинні виконуватися умови $0 \rightarrow i$ і $i \rightarrow n + 1$. Псевдороботи не вимагають ресурсів. S_0 - момент початку проекту, а момент S_{n+1} може бути інтерпретований як момент закінчення проекту.

Структура RCPSP повинна бути представлена за допомогою графа, де вершинами є роботи $G = (V, E)$. Тут V - безліч всіх робіт, $E = \{(i, j) \mid i, j \in V; i \rightarrow j\}$ відображає відносини передування. Кожній роботі i ставляться у відповідність два безлічі: $\text{Pred}(i) = \{j \mid (j, i) \in E\}$ і $\text{Succ}(i) = \{j \mid (i, j) \in E\}$, де $\text{Pred}(i)$ ($\text{Succ}(i)$) - безліч робіт, що знаходяться в графі безпосередньо перед (за) роботою i .

Ставлення передування $i \rightarrow j$ може бути замінено ставленням «початок-початок»: $S_i + L_{ij} \leq S_j$, (1)

де L_{ij} - будь-яке ціле число, від знака якого залежить сенс співвідношення (1). Якщо $L_{ij} > 0$, то тоді робота j не може початися, поки не пройде L_{ij} часу після початку роботи i , т. Е. Робота j не може розпочатися до моменту початку роботи i , і в цьому випадку L_{ij} - мінімальна різниця між моментами початку двох робіт. Якщо $L_{ij} < 0$, то робота i повинна розпочатися не пізніше ніж через $-L_{ij}$ часу після початку роботи j . Таким чином, L_{ij} називається позитивною (негативною) тимчасовою затримкою, якщо (1) і $L_{ij} > 0$ ($L_{ij} < 0$).

Співвідношення (1) є узагальненими. Наприклад, якщо $L_{ij} = p_i$, то це не що інше, як $i \rightarrow j$. Якщо ж між закінченням роботи i і початком роботи j повинно пройти не менше d_{ij} часу, то це можна записати як $S_i + p_i + d_{ij} \leq S_j$. Якщо виконуються

умови $S_i + p_i + d_{ij} \leq S_j$ і $S_j - u_{ij} - p_i \leq S_i$, де $0 \leq d_{ij} \leq u_{ij}$, то час між закінченням роботи i і початком роботи j має бути не менше d_{ij} , але не більше u_{ij} . Останнє включає окремий випадок $0 \leq d_{ij} = u_{ij}$, де робота j повинна початися точно через l_{ij} тимчасових одиниць після закінчення роботи i .

Для роботи i ранні терміни початку r_i (r - Release) та пізні терміни закінчення d_i (d - Deadlines) можуть бути змодельовані співвідношеннями (1):

$$S_0 + r_i \leq S_i, \quad S_i - d_i - p_i \leq S_0.$$

Часовий інтервал $[r_i, d_i]$ називається тимчасовим вікном роботи i . Робота i повинна початися і закінчитися між кордонами даного тимчасового вікна.

Таким чином, необхідно визначити поновлюваний ресурс k об'ємом r_{jkm} для роботи j тривалістю p_{jm} .

Для багатьох окремих випадків спільної справи складання цехового розкладу в даний час існують або точні детерміновані поліноміальні алгоритми їх вирішення, або приблизні евристичні алгоритми, що знаходять наближено оптимальне рішення за поліноміальний час. Як було сказано вище, до вже існуючих обмежень для роботи i можна додавати ранні терміни початку r_i і пізні терміни закінчення d_i . Розглянемо основні етапи застосування математичних методів до задачі оптимізації виробничих розкладів.

Сучасна історія математичного моделювання завдання розкладів веде свій початок з формулювання Р. Беллманом завдання про визначення найкоротшої по часу послідовності обробки ряду деталей на декількох верстатах [2]. Перше рішення задачі для двох верстатів і окремого випадку трьохверстатів описано С. Джонсоном [3]. Саме завдання розкладів, в найбільш виразній формі відображає тимчасовий аспект календарного планування, склала основу спеціальної гілки математичної економіки, відомої як теорія розкладів [4-7].

Особливий етап у вирішенні цього завдання полягав у пошуках її опису у вигляді моделі математичного програмування, яке зводиться до послідовного розв'язування задач лінійного програмування (ЛП) [8; 9]. Недоліки формулювання

моделі в дискретному часі пов'язані зі зростаючою громіздкістю завдання при зменшенні тривалості такту.

Однак при укрупненні такту втрачається точність відображення дійсності, оскільки календарний план (розклад) всередині такту до уваги не береться.

Подальше застосування математичних методів до задачі розкладів розвивалося, з одного боку, по шляху теоретичних досліджень і різного роду узагальнень, а з іншого - шляхом пошуку практичних рішень. Тут можна виділити використання системи пріоритетів або функцій переваги, застосування статистичних методів, методів імітації на ЕОМ. Ці методи носять евристичний характер і часто взаємно переплітаються один з одним.

Основна особливість статистичних методів полягає в можливості урахування часу, використовуюваного для вирішення завдання.

Роль імітаційних моделей полягає в найбільш повному використанні можливостей сучасних ЕОМ. Спочатку ці моделі мали вигляд найпростіших в логічному відношенні способів побудови календарних графіків. Сучасні імітаційні моделі представляють собою складні комплексивзаємопов'язаних алгоритмів, які включають в себе побудову моделей і їх реалізацію на базі різних методів [10].

Для вирішення завдання складання розкладів широко застосовуються методи динамічного програмування і метод гілок і меж [2], який з великим успіхом використовується при вирішенні однієї з різновидів завдання одного верстата [11] - завдання про переналагодження [12].

1.2 Відомі методи прогнозування виробничого циклу заготівельного виробництва

Сучасне промислове виробництво за своєю організацією характеризується все більшим переважанням виготовлення продукції на замовлення. Позамовному виробництву забезпечується скорочення обсягів запасів, а отже, і зниження собівартості продукції. У той же час поширення такої організації виробництва потребує вирішення проблем управління багатомноменклатурним виробництвом, зокрема узгодження виробничих циклів виробів, синхронізації виробництва і постачання, а також оптимізації виробничих розкладів.

Однак, як зазначається в роботі [1], «на жаль, правильний виробничий розклад, в якому кожен процес йде в потрібному порядку, тобто з урахуванням всіх обмежень (завантаження виробничих потужностей, людських ресурсів, постачання сировини і матеріалів та ін.), не може бути складено навіть найбільш досвідченими плановиками. Занадто складне таке завдання, особливо, якщо мова йде про сотні верстатів і видів продукції. Вирішити її вручну досить проблематично. Тому в реальності поки це завдання на багатьох підприємствах просто не вирішують: формують укрупнені плани зазвичай на місяць або інший відносно тривалий термін і пускають виробничі завдання «на самоплив».

Відомі на ринку MES-системи розрахунку виробничих розкладів (ФОБОС, YSB.Enterprise.Mes, PolyPlan, IT-Enterprise APS / MES, APS / MES Preactor і ін.) Засновані на евристичних методах, в основному на схемах розгалуження з функціями переваги, ідея яких полягає в тому, що після чергового вбудовування в графік роботи (операції) актуалізується масив готових до виконання операцій і вибирається з цього масиву чергова операція відповідно з правилами переваги. Ці методи характеризуються з обчислювальної точки зору недостатньо високою ефективністю для того, щоб «накрити» єдиним виробничим розкладом все машинобудівне підприємство і застосовуються для невеликих виробництв цехового

рівня [2].

Система технологічної підготовки, планування і оперативно го управління виробництвом «САПФОРД» забезпечує розрахунок єдиного для підприємства виробничого розкладу, оптимізованого за критерієм мінімізації витрат. Лінійна тимчасова складність алгоритмом мов розрахунку дозволяє розширити розміри завдання планування до декількох сотень одиниць обладнання по фронту і декількох років планування.

В основу алгоритмів синтезу виробничого розкладу в системі «САПФОРД» покладено принцип декомпозиції загальної задачі планування на ряд підзадач виконання окремих замовлень і взаємного погодження критеріїв оптимальності підзадач. В процесі виробництва замовлення і складові їх елементи (вузли, «деталі-операції») конкурують між собою в чергах на робочі місця. Затримка з виконанням робіт веде до штрафів за зрив термінів виконання замовлень, а передчасне виконання - до зростання вартості незавершеного виробництва. Тому для кожного елемента замовлення («деталь - операції») обчислюється критеріальна оцінка зростання витрат виробництва при затримці виконання операції. Ці оцінки в залежності від терміновості і трудомісткості замовлень, місця деталі (вузла) в структурі виробу і умов замовників можуть мати як позитивні.

Узгодження локальних критеріїв між собою і з загальним критерієм оптимальності виробничого розкладу здійснюється методом взаємних штрафів [3], суть якого полягає в тому, що конкуруючі в чергах елементи замовлень штрафують один одного своїми оцінками витрат від затримок. Першими в черзі виявляються ті деталі-операції, затримка яких коштує дорожче. Оцінка ступеня впливу затримки виконання тієї чи іншої операції на запізнювання виконання замовлення в цілому проводиться на основі аналізу ранніх і пізніх термінів виконання операцій виробничого циклу виробу. Як правило, ці затримки актуальні для деталей-операцій, що лежать на «критичному шляху» виробничого циклу (рис.1.2). Для цих операцій розраховуються пізні терміни виконання («директивні терміни»),

Відповідно до класифікації завдань теорії розкладів [4], дана задача має позначення $J_m | r_j$, $Intree | \square \square j T j$ і формулюється в такий спосіб.

Є безліч $W = \{W_k\}$ робочих місць і безліч $Z = \{Z_i\}$ замовлень, $Z_i = \{V_i, D_i\}$ состоящих з множин складальних одиниць $V_i = \{V_{ij}, D_{ij}\}$ і деталей $D_i = \{D_i\}$. Для кожної деталі і складання є технологічний процес $P_i = \{R_i\}$, Що включає впорядкована множина операцій R .

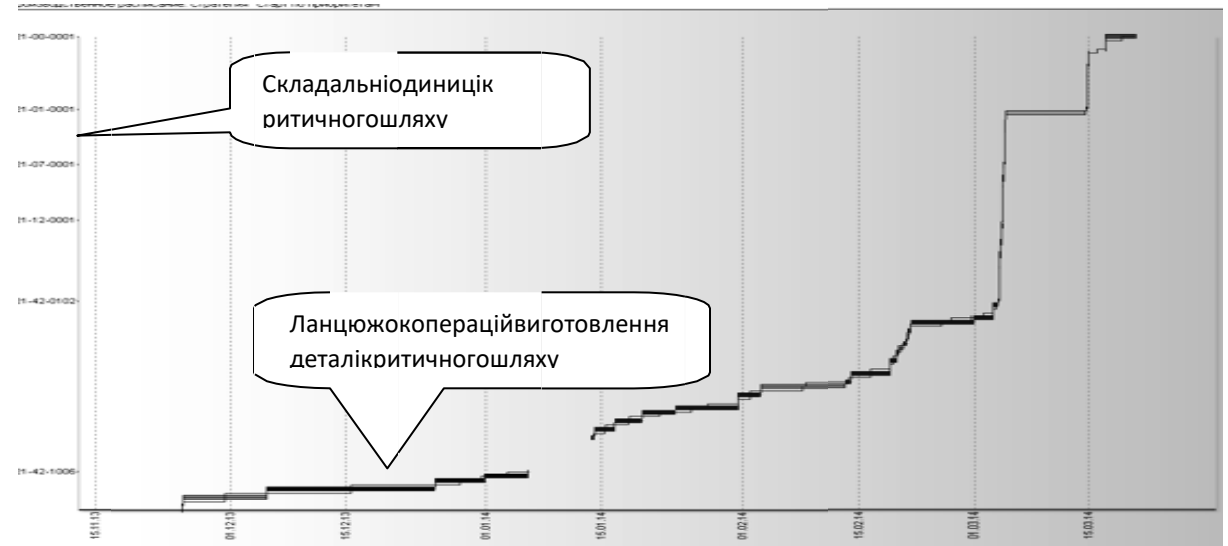


Рис.1.2. Критичний шлях виробу

Потрібно побудувати виробничий розклад.

Проілюструємо постановку задачі за допомогою діаграми Ганта(Рис. 1.3).

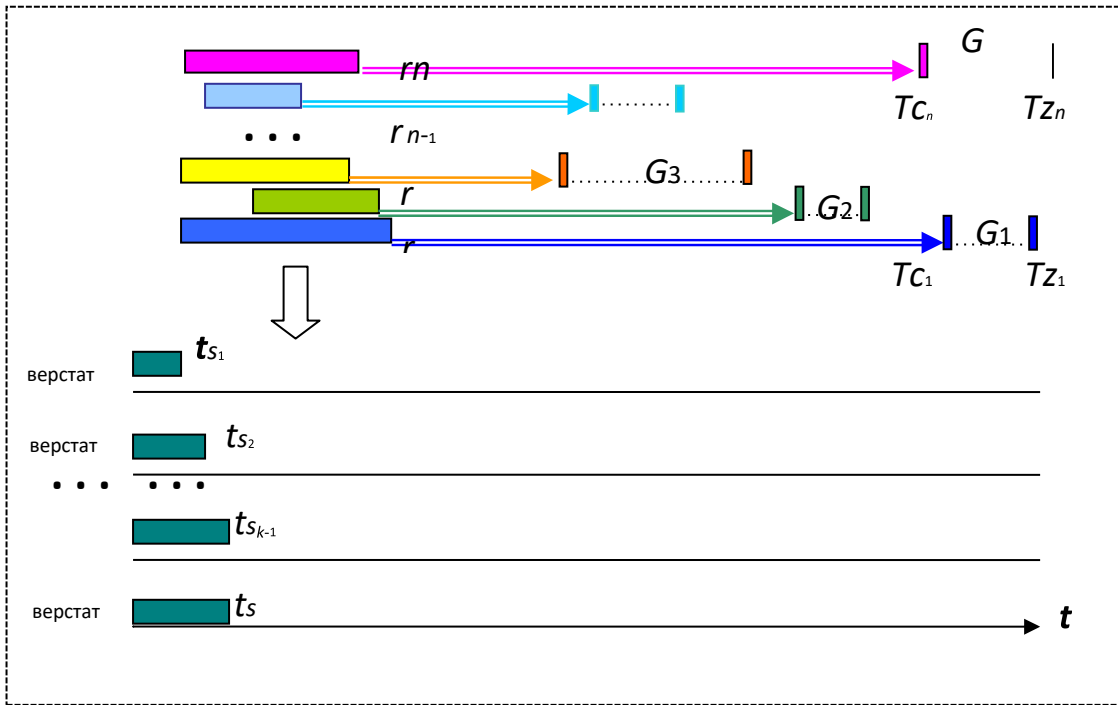


Рис. 1.3. Конкуруючі деталі-операції

Деталі-операції r_k конкурують в черзі на розміщення до верстатів (робочих місць). Для робочих місць задані дати t_{sk} їх готовності до роботи. Горизонтальними стрілками позначені періоди часу T_{r_k} , необхідні для виконання всіх інших операцій, входячих в ланцюг виробничого циклу, яка б пов'язала r_k з останньою операцією виготовлення замовлення (вироби). Період часу від закінчення T_c цих періодів до директивних термінів виконання замовлень представляє собою резерв G . При запізненні робіт $G \leq 0$.

Алгоритм побудови виробничого розкладу має вигляд:

1. Розрахунок ранніх і пізніх термінів t^F, t^S виконання операцій.
2. Розрахунок оцінок виконання операцій.
3. Вибір операцій r_i за умовами (1) - (4) з найменшими значеннями t^F .
4. Якщо є інші деталі-операції r_j , які претендують на теже робоче місце i

той же період часу W_k , Що і r_j , То обчислюються значення оцінок $C_i \leq k_i$
 $Tc_i \leq Tz_i$ при $r_i \leq r_j$ і $C_j \leq k_j$ $Tc_j \leq Tz_j$ при $r_j \leq r_i$.

5. Розподіляється деталь-операція r_n з найбільшою оцінкою C_n .
6. Перерахунок ранніх і пізніх термінів виконання операцій, надмуть за r_n по ланцюжку виробничого циклу, і відповідних їм оцінок витрат C .
7. Оновлення безлічі деталей-операцій, що відповідають умовам (1) - (4).
8. Виконання п. П. 3 - 7 для решти нерозподілених деталей-операцій.
9. Відбір операцій r_i зі значеннями $G \leq G^{\min}$ і виконання п. п. 3- 8 по оцінці витрат C_i
10. Кінець.

Розрахунок термінів і оцінок (п. П.1, 2) проводиться на основі «оберненого» розподілу робіт по робочих місцях - від директивних терміном до дати готовності робочих місць t_{sk} . Ці дати визначаються як дати закінчення вже запусчених в роботу операцій.

Перерви в роботі обладнання, пов'язані з проведенням планових попереджувальних ремонтів (ППР), враховуються при формуванні фонду F вільного часу. Якщо терміни проведення ППР не визначені, то вони розраховуються автоматично як фіктивні роботи з заданими значеннями тривалості та пріоритетності, що підлягають розподіляється лению по робочих місцях.

Оскільки в даному алгоритмі відсутні процедури розгалужень з альтернатив, час розрахунку виробничого розкладу має ли Нейн залежність від розміру задачі, що обумовлює високу кількість розрахунків. Наприклад, виробниче розклад для кількох партій виробів, наведене на рис. 3, будується за 9 секунд.

Режими роботи обладнання, схеми розподілу заділів між замовленнями, номенклатура робіт, переданих контрагентам, виступають перед кожним розрахунком виробничого розкладу в якості вихідних даних. Висока швидкість розрахунку виробничого розкладу дозволяє користувачам системи «САПФОРД»

оперативно виконувати моделювання виробничих процесів при різних варіантах цих параметрів. Наприклад, якщо прогнозований термін виконання замовлень не влаштовує планувальника, то відбираються відстаючі роботи і для них меняються виробничі параметри:

- зміна змінності робіт;
- зміна кількості робочих днів у тижні;
- зміна моделей верстатів з коригуванням норм часу;
- передача робіт контрагентам для виготовлення на стороні до даного терміну.

терміну.

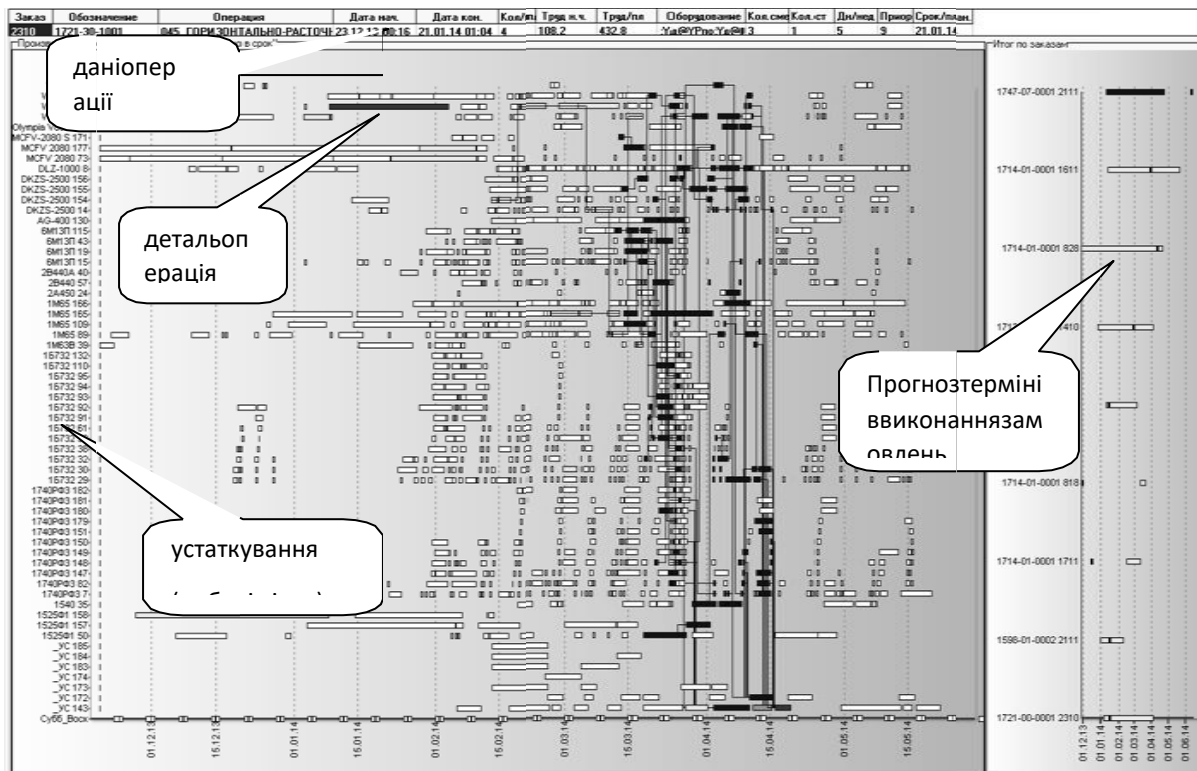


Рис. 1.4. Діаграма виробничого розкладу

Після проведення таких коригувань виконується перерахунок виробничого розкладу, аналізуються результати, і якщо прогноз термінами виконання замовлень виявляється прийнятним, складаються виробничі завдання цехам і ділянкам.

У міру надходження даних про виконані роботи та фактичними ських терміни їх виконання ці роботи виключаються з розрахунку, а склад і терміни актуального виробничого розкладу при перерахунку змінюються.

Тим самим виробниче планування ведеться безперервно, з кожним днем поповнюючись новими даними, змінами в портфелі планових і фактичних термінів поставок матеріалів, комплектуючих, робіт суміжників і т.п.

1.3 Постановка задачі дослідження

Метою даної роботи являється розробка системи прогнозування заготівельного виробництва виробничого підприємства. Основними завданнями роботи є:

1. Формування вхідного математичного опису інтелектуальної системи.
2. Вибір типу та структури штучної нейронної мережі, що здатна навчатися «з учителем».
3. Розробка та реалізація алгоритмів оптимізації функціональних параметрів нейронної мережі
4. Перевірка працездатності інтелектуальної системи нейромережі для прогнозування виробничого циклу заготівельного виробництва

2. АНАЛІЗ НЕЙРОМЕРЕЖЕВОГО МЕТОДУ ПРОГНОЗУВАННЯ ВИРОБНИЧОГО ЦИКЛУ ЗАГОТІВЕЛЬНОГО ВИРОБНИЦТВА

2.1 Поняття та застосування нейромережі в задачах прогнозування

Оперативне / Детальне планування (ODS (Operations / Detail Scheduling)).
Забезпечує впорядкування виробничих завдань, засноване на черговості, атрибутах, характеристиках, пов'язаних з маршрутними картами продукції і технологією виробництва. Формує виробниче розклад з мінімальними переналаштування обладнання та паралельною роботою виробничих потужностей для зменшення часу отримання готового продукту і часу простою.

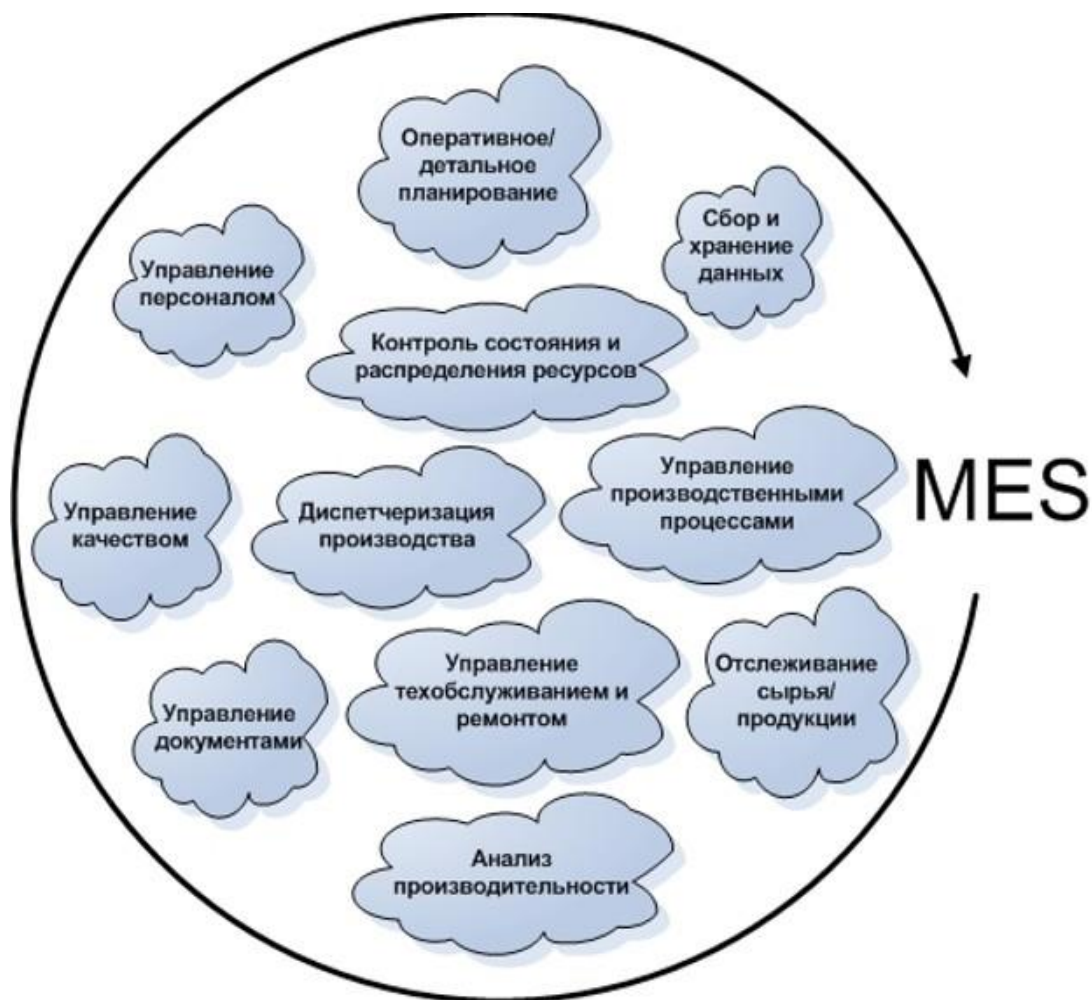


Рис. 2.1. Підсистеми MES-системи відповідно до стандарту ISA-95

Управління документами (DOC (Document Control)). Контролює зміст і проходження документів, супроводжуючих продукцію, що випускається, включаючи інструкції і нормативи робіт, способи виконання, рецептури, процедури стандартних операцій, програми обробки сировини, записи партій продукції, повідомлення про технічні зміни, передачу інформації від зміни до зміни, а також забезпечує можливість вести планову та звітну виробничу документацію. Також включає інструкції з безпеки, контроль захисту навколишнього середовища, державні та необхідні міжнародні стандарти. Зберігає історію проходження і зміни документів.

Диспетчеризація виробництва (DPU (Dispatching Production Units)). управляє потоком сировини у вигляді завдань, партій. Диспетчерська інформація може надаватися в тій послідовності, в якій робота повинна бути виконана, і змінюється в реальному часі в міру виникнення подій на виробничій лінії. Дає можливість зміни заданого календарного плану на рівні виробничих ліній. Включає функції усунення браку і переробки відходів.

Збір і зберігання даних (DCA (Data Collection / Acquisition)). Взаємодія інформаційних підсистем ERP, MES, WMS-рівнів з метою отримання, накопичення і передачі технологічних і керуючих даних, циркулюючих в виробничому середовищі підприємства. Функція забезпечує інтерфейс для отримання даних та параметрів технологічних операцій, які використовуються в формах і документах, що прикріплюються до одиниці продукції.

Управління персоналом (LM (Labor Management)). Забезпечує отримання інформації про стан персоналу та управління ним в необхідному масштабі часу. Включає звітність за присутністю і робочого часу, відстеження сертифікації, можливість відстеження невиробничої діяльності, такої, як підготовка матеріалів або інструментальні роботи, в якості основи для обліку витрат за видами діяльності. Можлива взаємодія з функцією розподілу ресурсів, для формування оптимальних завдань.

Управління якістю (QM (Quality Management)). Забезпечує аналіз в реальному часі вимірюваних показників, отриманих від виробництва, для гарантовано правильного управління якістю продукції і визначення проблем, що вимагають втручання обслуговуючого персоналу. Формує рекомендації щодо усунення проблем, визначає причини браку шляхом аналізу взаємозв'язку симптомів, дій персоналу і результатів цих дій. Управляє виконанням лабораторних досліджень параметрів продукції.

Управління виробничими процесами (PM (Process Management)). Відстежує виробничий процес і або коригує автоматично, або забезпечує підтримку прийняття рішень оператором для виконання коригувальних дій і вдосконалення виробничої діяльності. Ця діяльність може бути, як внутріопераційною і спрямованою виключно на відслідковування і кероване обладнання, так і межопераційною, що відстежує хід процесу від однієї операції до іншої. Включає управління тривогами для забезпечення гарантованого повідомлення персоналу про зміни в процесі, що виходять за прийнятні межі стійкості.

Управління технічним обслуговуванням і ремонтом (MM (Maintenance Management)). Відстежує і управляє обслуговуванням устаткування й інструментів. Забезпечує їх працездатність. Забезпечує планування періодичного і попереджувального ремонтів, ремонту станом. Накопичує і зберігає історію подій, що відбулися (відмови, зменшення продуктивності і ін.) Для використання в діагностуванні виникли і попередження можливих проблем.

Відстеження сировини / продукції (PTG (Product Tracking and Genealogy)). Забезпечує можливість отримання інформації про стан і місцезнаходження партії в кожен момент часу. Інформація про стан може включати дані про те, хто виконує завдання, сировину і їх постачальників, поточних умовах виробництва, а також будь-які тривоги, дані про повторній обробці і інші події, пов'язані з продукту.

Аналіз продуктивності (PA (Performance Analysis)). Забезпечує формування звітів про фактичні результати виробничої діяльності, порівняння їх з історичними

даними та очікуваним комерційним результатом. Результати виробничої діяльності включають такі показники, як коефіцієнт використання ресурсів, доступність ресурсів, час циклу для одиниці продукції, відповідність плану і відповідність стандартам функціонування. Систематизує інформацію, отриману від різних функцій, що вимірюють виробничі параметри. Ці результати можуть бути підготовлені в формі звіту або представлені в реальному часі в вигляді поточної оцінки експлуатаційних показників.

Будь-яке виробництво починається з планування. Розглянемо докладніше функції планування в MES-системах [14]:

Планування випуску продукції відповідно до планів продажів, проектами, замовленнями.

Формування виробничих планів цехів по всьому технологічному ланцюжку створення продукції.

Планування потреб в матеріалах, сировині, комплектуючих, робочій силі, обладнанні.

Розрахунок планових витрат на виробництво продукції і її рентабельності.

Облік фактичних витрат на виробництво продукції і калькуляція її фактичної собівартості.

План / факт аналіз виробничої діяльності підприємства.

Для реалізації виділених функцій планування виробництва, в MES-системах використовуються різні види штучного інтелекту. Розглянемо їх докладніше.

Штучний інтелект в плануванні

При плануванні виробництва штучний інтелект дозволяє прогнозувати на деякому узагальненому рівні, наприклад, на рівні групи номенклатури і потім розбивати узагальнений прогноз до одиничного рівня, використовуючи додаткові розрахунки.

Табульований пошук є варіантом методу градієнтного спуску з пам'яттю. В процесі пошуку ведеться список табульованих (заборонених для переходу) позицій

з числа вже розрахованих. Критичними параметрами алгоритму є діапазон заборон. В процесі пошуку здійснюються операції включення в заборонений список станів навколо поточного стану, що додає фактор випадковості в процес пошуку [3].

З метою зменшення часу очікування обробки для всіх деталей або вузлів замовлення, простоїв обладнання, а також скорочення часу всього виробничого циклу виконання замовлення рішення задачі оптимізації виробничого процесу можна виконувати у відповідності з наступними критеріями:

1. Мінімізація часу очікування обслуговування, т. Е. Забезпечення комплектного випуску деталі $K_1 = \min_i (\sum_{i \in I_s} W_{ij})$, структури штучно-калькуляційного часу:

Де W_{ij} - інтервал часу між закінченням (j-1) -й і початком j-й операції і -ої деталі; I_s - безліч деталей замовлення s.

2. Мінімізація простоїв обладнання (максимальне завантаження):

$$K_2 = \min_k (q_{ik} - \sum_{i \in I_s} F_{iks}),$$

q_{ik} - трудомісткість операції і-тої деталі на k-тому верстаті,

$F_1 = (W_{ij} + p_i)$ - тривалість проходження і-тої деталі в системі, включаючи час простою;

$P_i = \sum P_i$ - загальна тривалість всіх операцій і-тої деталі;

$j \in G_i$

p_{ij} - тривалість виконання операції; G_i - безліч операцій і-тої деталі.

3. Мінімізація часу виконання всіх робіт по комплекту деталей:

$$K_3 = \min_s (\sum_{i \in I_s} R_{ik} - \sum_{i \in I_s} F_i),$$

де R_{ik} - обсяг робіт, який необхідно виконати по і-тій деталі замовлення s.

Мурашиний алгоритм дозволяє вирішити задачу мінімізації переналагодження і простоїв обладнання при великому числі верстатів [3]. Процес переналагодження займає важливе місце в системі планування, так як він займає значну частину загального календарного часу (від декількох годин до цілої зміни).

Чим частіше потрібно переналагодження (за умовами виробництва), тим більше виявляються втрати часу. Тому одним з основних завдань є вдосконалення систем переналагодження обладнання, а також використання методів, які дозволяють отримати оптимальну послідовність обробки деталей на верстатах з мінімальними втратами часу на переналагодження. Мурашиний алгоритм дозволяє знайти оптимальний виробничий маршрут при заданих обмеженнях. У проведеному дослідженні [10] процесу знаходження оптимального маршруту мурашиним алгоритмом були отримані дані, за якими з 100 ітерацій «мурахи» знайшли 3 рази оптимальні маршрути. Проведені комп'ютерні експерименти показують, що мурашині алгоритми знаходять хороші маршрути значно швидше, ніж точні методи комбінаторної оптимізації. Ефективність мурашиних алгоритмів збільшується зі зростанням розмірності задачі оптимізації [10]. На малюнку 2.2 представлена логіка мурашиних алгоритмів [6].

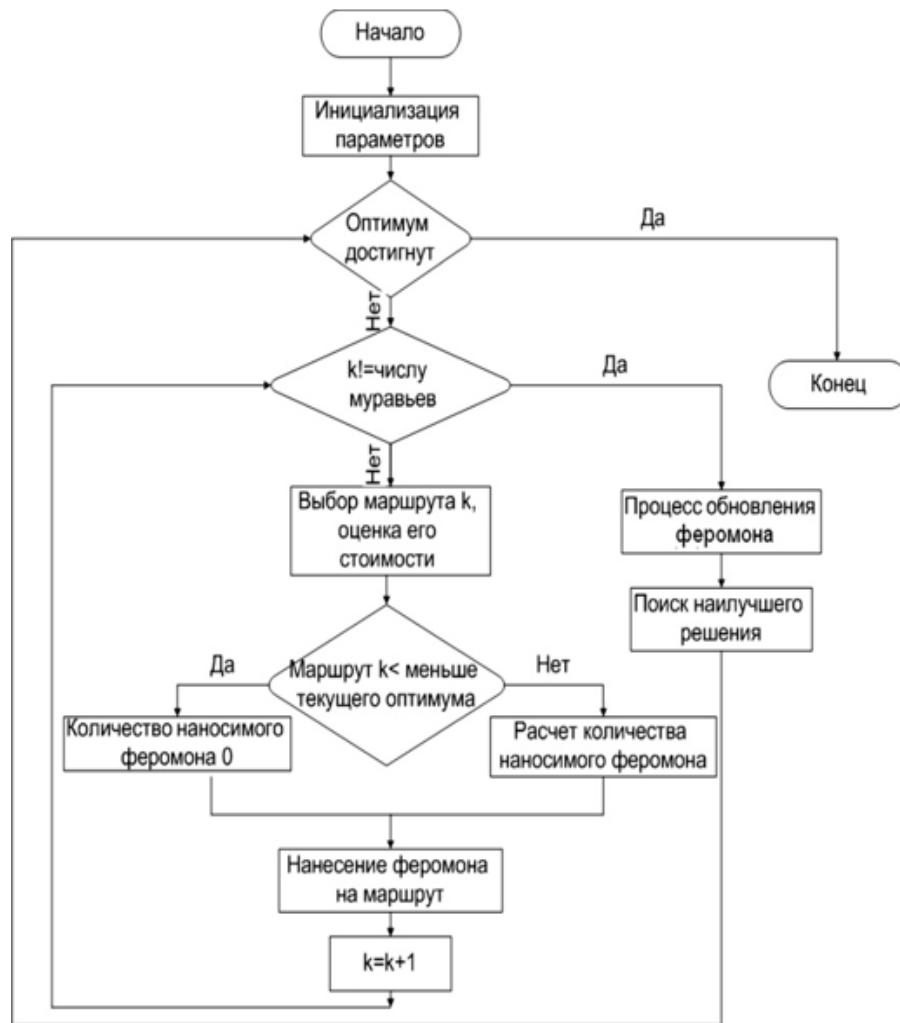


Рис. 2.2. Логіка мурашиних алгоритмів

Генетичні алгоритми

Якщо взяти за основу модифікований генетичний алгоритм, то ефективність застосування генетичних алгоритмів залежить від того, наскільки доцільно здійснюється кодування рішення. Як генетичних операторів використовуються: селекції; репродукції; кросинговеру; мутації; міграції [7]. Традиційно специфічні обмеження в пошуковій задачі оптимізації закладали у вигляді штрафних функцій, які враховували при розрахунку значення цільової функції (функції придатності) відповідної особи.

Накладення деякого «штрафу» на особину означає зниження значення її цільової функції в разі, якщо рішення, яке представляє собою конкретна особина,

виходить за межі області допустимих рішень. Таким чином, вся специфіка розв'язуваної оптимізаційної задачі враховувалася саме в блоці розрахунку функції придатності особини, і, як наслідок, в операторі репродукції. Якість розробки штрафних функцій, а саме чутливість алгоритму до змін, безпосередньо впливає на швидкість збіжності і отримання рішення, що задовольняє обмеженням [7].

Крім використання штрафних функцій пропонується модифікувати логіку базових операторів генетичного пошуку. Ідея модифікації зводиться до застосування правил, якими керуються експерти в предметній області при побудові розкладу. Суть цих правил полягає в направленій коригування окремих параметрів виробничих завдань з метою вирішення колізій, що виникають при порушенні обмежень, зумовлених специфікою завдання. Модифікація передбачає зміну базових операторів мутації і кросинговеру.

Зокрема, для оператора кросинговеру застосовується спеціалізоване правиловибору алелей при реалізації схрещування хромосом. Для візуалізації модифікованої логіки представлений спрощений приклад, в рамках якого розглядаються 5 робіт, 3 альтернативні виробничі лінії. Обрані 2 хромосоми, що представляють собою різні рішення, а саме, варіанти призначення і послідовність виконання робіт виробничими лініями. Кожен прямокутник позначений індексом відповідної роботи. Прямокутники розташовані по горизонталі уздовж ліній, що визначають ту чи іншу виробничу лінію. Таким чином, отримуємо варіацію діаграми Ганта, найчастіше, використовувану для візуалізації розкладів.

Для кожної виробничої лінії утворюються пари робіт, по одній з кожної особини. Для кожної пари випадковим чином визначаємо майбутню приналежність відповідному нащадку. При цьому виконується перевірка на дублювання робіт в одному і тому ж рішенні.

Підсумок схрещування - отримані нові рішення, свідомо виключають порушення деяких обмежень. Таким чином, в логіку базового генетичного оператора додається фактор зумовленості, що виключає потенційні рішення, тобто

нашадки, які свідомо не задовольняють обмеженням.

Нейронні мережі

Нейронна мережа є системою сполучених і взаємодіючих між собою простих процесорів (нейронів). Структурна схема нейронної мережі представлена на малюнку 3, де зелений колір - вхідний шар нейронів, синій - прихований (проміжний) шар нейронів, жовтий - вихідний шар нейронів.

Нейрон - базовий елемент нейронної мережі, одиничний простий обчислювальний процесор здатний сприймати, перетворювати і поширювати сигнали, в свою чергу об'єднання великої кількості нейронів в одну мережу дозволяє вирішувати досить складні завдання.

Нейронні мережі - це дуже потужний і гнучкий механізм планування і прогнозування. При визначенні того, що потрібно планувати, необхідно вказувати змінні, які аналізуються і передбачаються [13]. Тут дуже важливий необхідний рівень деталізації. На використовуваний рівень деталізації впливає безліч факторів: доступність і точність даних, вартість аналізу і переваги користувачів результатів планування. У ситуаціях, коли найкращий набір змінних неясний, можна спробувати різні альтернативи і вибрати один з варіантів, який дає найкращі результати. Зазвичай так здійснюється вибір при розробці систем планування, заснованих на аналізі історичних даних.

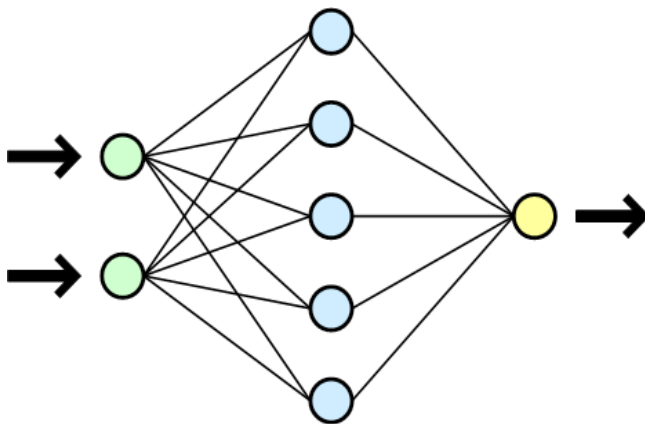


Рис. 2.3. Структурна схема нейронної мережі

Другий важливий етап при побудові нейромережевої системи планування - це

визначення наступних трьох параметрів: періоду планування, горизонту планування і інтервалу планування.

Період планування - це основна одиниця часу, на яку робиться прогноз. Горизонт планування - це число періодів в майбутньому, які покриває прогноз. Тобто, може знадобитися прогноз на 10 днів вперед, з даними на кожен день. У цьому випадку період- добу, а горизонт - 10 діб. Нарешті, інтервал планування - частота, з якою робиться новий прогноз. Часто інтервал планування збігається з періодом планування. Вибір періоду і горизонту планування зазвичай диктується умовами прийняття рішень в області, для якої проводиться прогноз. Вибір цих двох параметрів - ледь не найважче в нейромережевому плануванні. Для того щоб планування мало сенс, горизонт планування повинен бути не менше, ніж час, необхідний для реалізації рішення, прийнятого на основі прогнозу. Таким чином, планування дуже сильно залежить від природи прийнятого рішення. У деяких випадках, час, необхідний на реалізацію рішення, не визначено, наприклад, як у випадку поставки запасних частин для поповнення запасів ремонтних підприємств. Існують методи роботи в умовах такої невизначеності, але вони підвищують варіацію помилки планування. Оскільки зі збільшенням горизонту планування точність прогнозу, як правило, знижується, часто можна поліпшити процес прийняття рішення,

У деяких випадках не так важливо пророкування конкретних значень планованої змінної, як пророцтво значних змін в її поведінці. Таке завдання виникає, наприклад, при прогнозі моменту, коли поточний напрямок руху ринку (тренд) змінить свій напрямок на протилежне.

2.2 Побудова моделі нейромережі для прогнозування виробничого циклу заготівельного виробництва

Розглянемо узагальнену модель нейрона (рис. 2.4), зв'язану з першими спробами формалізувати опис функціонування нервової клітки.

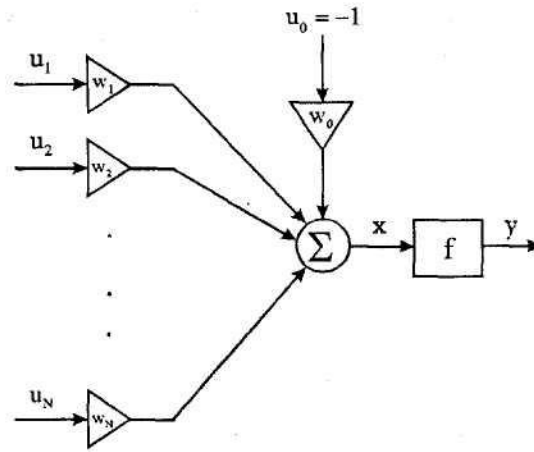


Рисунок 2.4 – Узагальнена модель нейрона

Уведемо наступні позначення:

u_1, \dots, u_N - вхідні сигнали даного нейрона, що приходять від інших нейронів;

w_1, \dots, w_N - синаптичні ваги;

y - вихідний сигнал нейрона;

v - граничне значення.

Формула, що описує функціонування нейрона, має вигляд

$$y = \begin{cases} 1 & \text{при } \sum_{i=1}^N w_i u_i \geq v, \\ 0 & \text{при } \sum_{i=1}^N w_i u_i < v. \end{cases} \quad (2.1)$$

Модель (2.1) може бути представлена у виді

$$y = f\left(\sum_{i=0}^N w_i u_i\right), \quad (2.2)$$

де

$$f(x) = \begin{cases} 1 & \text{при } x \geq 0, \\ 0 & \text{при } x < 0. \end{cases} \quad (2.3)$$

а також $w_0 = v$, $u_0 = 1$.

Формула (2.2) описує модель нейрона, представлену на рис. 2.4. Ця модель була запропонована в 1943 р. Маккаллоком і Питтсом . В якості функції f може прийматися не тільки одинична функція (2.3), але й інші граничні функції виду

$$f(x) = \begin{cases} 1 & \text{при } x \geq 0, \\ -1 & \text{при } x < 0. \end{cases} \quad (2.4)$$

Або

$$f(x) = \begin{cases} 1 & \text{при } x > 1, \\ -1 & \text{при } x < -1, \\ x & \text{при } |x| \leq 1. \end{cases} \quad (2.5)$$

На початковій фазі моделювання біологічних нейронних мереж застосовувалися граничні функції (2.3), (2.4) і (2.5). В даний час найчастіше використовується сігмоїдальна функція, яка обумовлена виразом

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-\beta x}} > 0. \quad (2.6)$$

Відзначимо, що при $\beta \rightarrow \infty$ характеристика (2.6) прагне до граничної уніполярної функції (2.3). Як альтернативу застосовується функція гіперболічного тангенса

$$f(x) = th\left(\frac{\alpha x}{2}\right) = \frac{1 - e^{-\alpha x}}{1 + e^{-\alpha x}} > 0. \quad (2.7)$$

У цьому випадку характеристика (2.7) прагне до граничної біполярної функції (2.4) при $\alpha \rightarrow \infty$. Приклади функції f у моделі (2.2) показані на рис. 2.5.

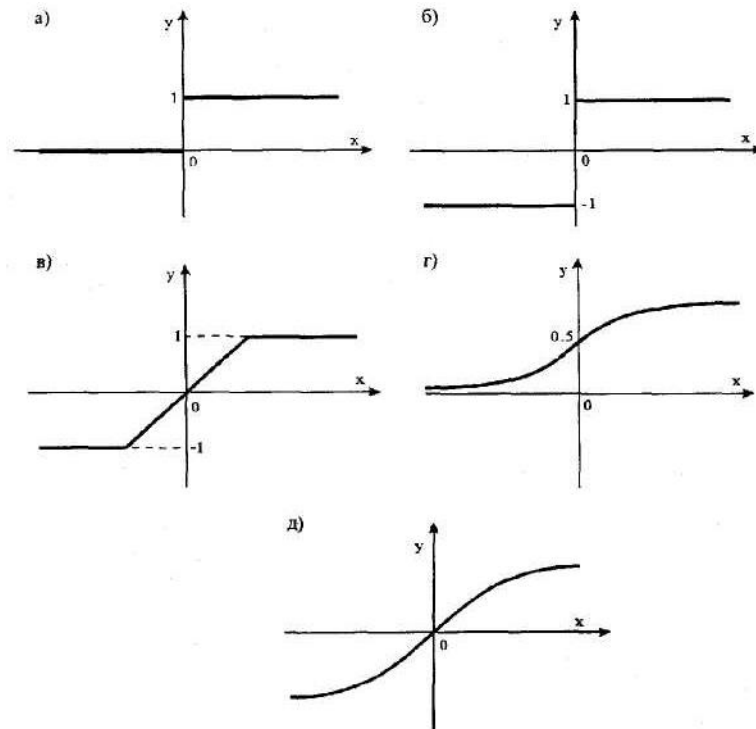


Рисунок 2.5 – Приклади функції f

В загальному випадку задача навчання ШНМ зводиться до знаходження деякої функціональної залежності $Y=F(X)$ де X - вхідний вектор, а Y - вихідний вектор. В загальному випадку така задача, при обмеженому наборі вхідних даних має нескінченну множину розв'язків. Для обмеження простору пошуку при навчанні ставиться задача мінімізації цільової функції похибки ШНМ, що знаходиться за методом найменших квадратів:

$$E(w) = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^p (y_j - d_j)^2 \quad (2.8)$$

де y_j - значення j -го виходу нейронної мережі, d_j - цільове значення j -го виходу, p – кількість нейронів в вихідному шарі.

$$\Delta w = -\eta \cdot \frac{\partial E}{\partial w_{ij}} \quad (2.9)$$

де η - параметр, що визначає швидкість навчання.

$$\frac{\partial E}{\partial w_{ij}} = \frac{\partial E}{\partial y_j} \cdot \frac{dy_j}{dS_j} \cdot \frac{\partial S_j}{\partial w_{ij}} \quad (2.10)$$

де y_j - значення j -го виходу нейрону, S_j - зважена сума вхідних сигналів, що визначається за формулою (2.1), при цьому множник

$$\frac{\partial S_j}{\partial w_{ij}} \equiv x_i \quad (2.11)$$

де x_i - значення i -го входу нейрону

Далі розглянемо визначення першого множника формули (2.7)

$$\frac{\partial E}{\partial y_j} = \sum_k \frac{\partial E}{\partial y_k} \cdot \frac{dy_k}{dS_k} \cdot \frac{\partial S_k}{\partial y_j} = \sum_k \frac{\partial E}{\partial y_k} \cdot \frac{dy_k}{dS_k} \cdot w_{jk}^{(n+1)} \quad (2.12)$$

де k – кількість нейронів в шарі $n+1$

Тепер розглянемо повний алгоритм навчання нейронної мережі:

1. Подати на вхід ШНМ один з потрібних зразків і визначити значення виходів нейронів ШНМ.

2. Розрахувати $\delta_j^{(N)}$ для вихідного шару ШНМ за формулою (2.12) і визначити зміни ваг $\Delta w_{ij}^{(N)}$ вихідного шару N за формулою (2.13).

3. Розрахувати за формулами (2.11) і (2.13) відповідно $\delta_j^{(N)}$ і $\Delta w_{ij}^{(N)}$ для інших шарів ШНМ, $N=N-1..1$

4. Скоректувати всі ваги ШНМ

$$w_{ij}^{(n)}(t) = w_{ij}^{(n)}(t-1) + \Delta w_{ij}^{(n)}(t) \quad (2.13)$$

5. Якщо помилка значна, то перейти на крок 1.

На другому етапі навчання мережі почергово в довільному порядку вибираються вектори з навчальної послідовності. [6]

Дослідження складових та етапів побудови нейромережі

Незалежно від розташування та функціонального призначення, всі штучні нейронні елементи мають спільні компоненти. Розглянемо сім основних компонент штучного нейрона.

Компонента 1. Вагові коефіцієнти

При функціонуванні нейрон одночасно отримує багато вхідних сигналів. Кожен вхід має свою власну синаптичну вагу, яка надає входу вплив, необхідний для функції суматора елемента обробки.

Компонента 2. Функція суматора

Першим кроком дії нейрону є обчислення зваженої суми всіх входів. Математично, вхідні сигнали та відповідні їм ваги представлені векторами ($x_{10}, x_{20} \dots x_{n0}$) та ($w_{10}, w_{20} \dots w_{n0}$). Добуток цих векторів є загальним вхідним сигналом.

Компонента 3. Передатна функція

Результат функції суматора є зваженою сумою вхідних сигналів, що перетворюється у вихідний сигнал через алгоритмічний процес відомий як передатна функція.

Компонента 4. Масштабування

Після передатної функції вихідний сигнал проходить додаткову обробку масштабування, тобто результат передатної функції множиться на масштабуючий коефіцієнт і додається зміщення.

Компонента 5. Вихідна функція (змагання)

По аналогії з біологічним нейроном, кожний штучний нейрон має один вихідний сигнал, який передається до сотень інших нейронів.

Компонента 6. Функція похибки та поширюване назад значення

У більшості мереж, що застосовують контрольоване навчання обчислюється різниця між спродукованим та бажаним виходом. Похибка відхилення (біжуча

похибка) перетворюється функцією похибки відповідно до заданої мережної архітектури. В базових архітектурах похибка відхилення використовується безпосередньо, в деяких парадигмах використовується квадрат або куб похибки зі збереженням знаку.

Компонента 7. Функція навчання

Метою функції навчання є налаштування змінних ваг з'єднань на входах кожного елемента обробки відповідно до певного алгоритму навчання для досягнення бажаного результату. Існує два типи навчання: контрольоване та неконтрольоване. [5]

Навчання нейромережі методом Хемінга

Мережа Хемінга (Hamming) є розширенням мережі Хопфілда.

Мережа Хемінга має три прошарки: вхідний прошарок з кількістю вузлів, скільки є окремих двійкових ознак; прошарок категорій (прошарок Хопфілда), з кількістю вузлів, скільки є категорій або класів; вихідний прошарок, який відповідає числу вузлів у прошарку категорій.

Мережа є простою архітектурою прямого поширення з вхідним рівнем, повністю під'єднаним до прошарку категорій. Кожен нейрон у прошарку категорій є зворотно під'єднаним до кожного нейрона у тому ж самому прошарку і прямо під'єднаним до вихідного нейрону. Вихід з прошарку категорій до вихідного прошарку формується через конкуренцію.

Навчання мережі Хемінга є подібним до методології Хопфілда. На вхідний прошарок надходить бажаний навчальний образ, а на виході вихідного прошарку надходить значення бажаного класу, до якого належить вектор. Вихід містить лише значення класу до якої належить вхідний вектор. Рекурсивний характер прошарку Хопфілда забезпечує засоби корекції всіх ваг з'єднань.

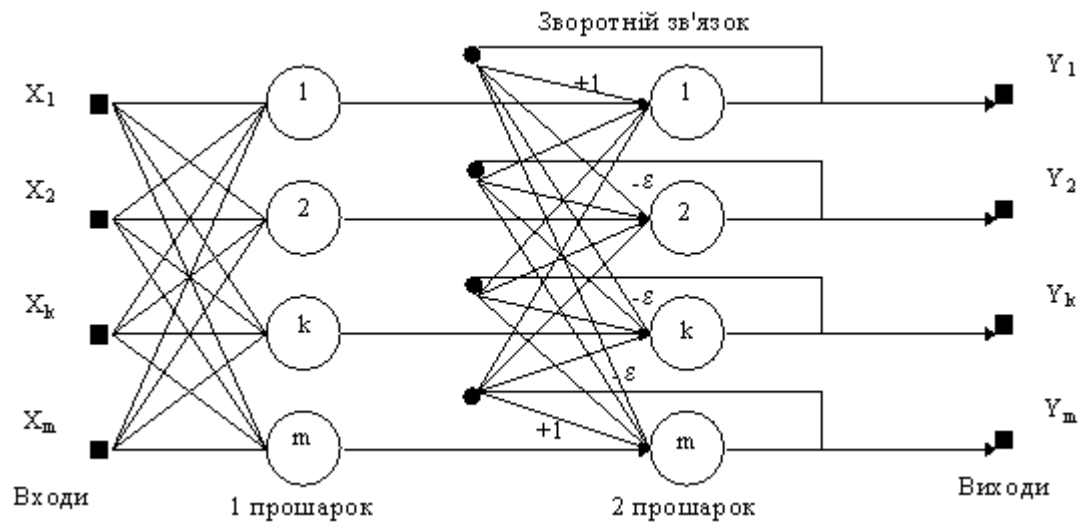


Рисунок 2.6 – Схема мережі Хемінга

2.3 Алгоритм реалізації системи прогнозування

Блок-схема алгоритму навчання штучної нейронної мережі представлена на рисунку 3.8 У блоках 1-3 відбуваються пуск і установка початкових умов, вважаючіються значення навантаження P_1 - P_{24} і нормалізуються (перетворюються в відносні величини O_i , що знаходяться в межах $0 \leq O_i \leq 1$, де $1 \leq i \leq 24$).

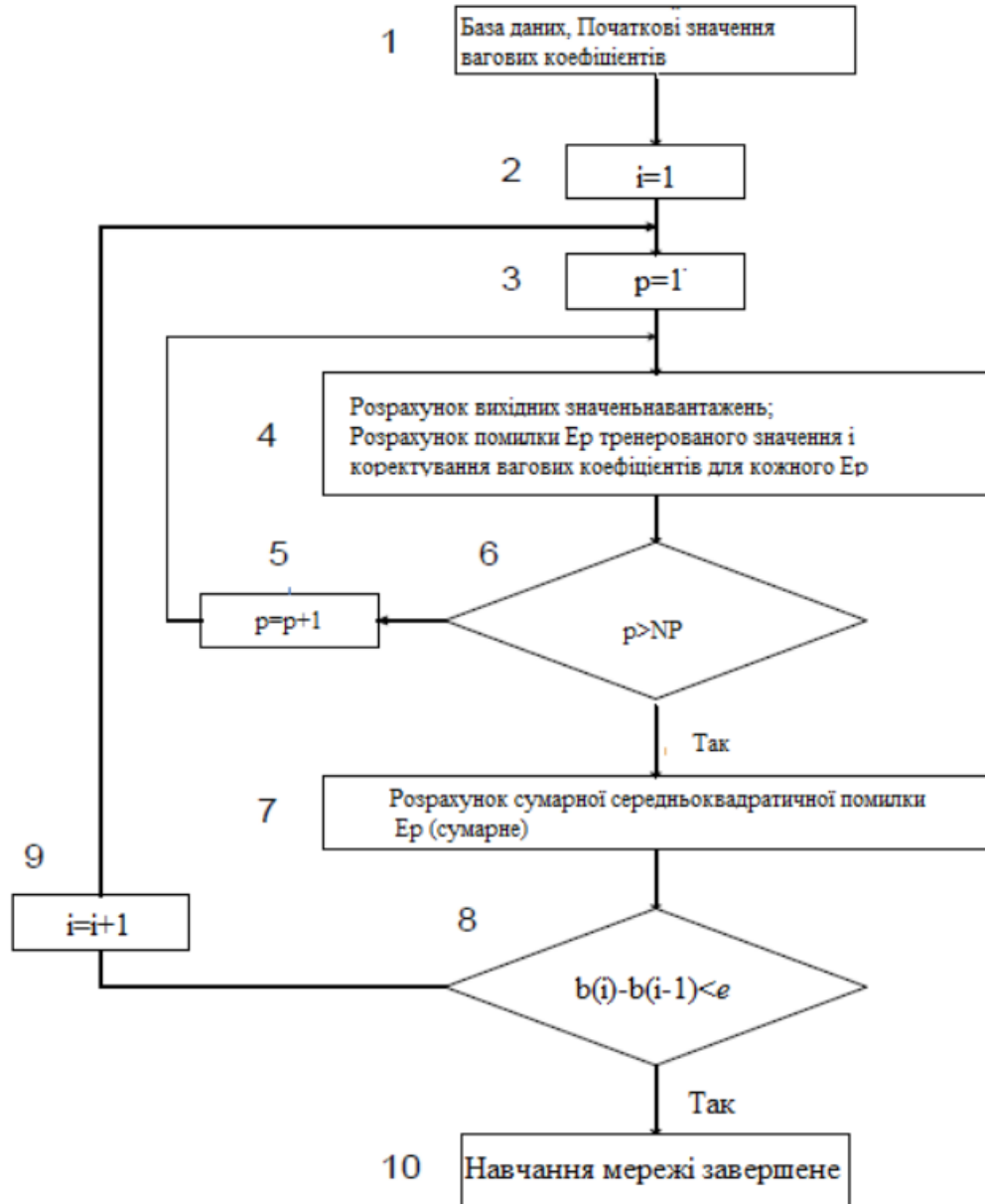


Рисунок 2.7–Блок-схема навчання ШНМ

Значення сигналів на входах і виходах нейронів прихованого шару j і перехідного шару k розраховуються в блоці 4 за такими формулами:

$$\frac{\partial E}{\partial w_{ij}} = \frac{\partial E}{\partial y_j} \cdot \frac{dy_j}{dS_j} \cdot \frac{\partial S_j}{\partial w_{ij}}$$

$$\frac{\partial S_j}{\partial w_{ij}} \equiv x_i$$

$$\frac{\partial E}{\partial y_j} = \sum_k \frac{\partial E}{\partial y_k} \cdot \frac{dy_k}{dS_k} \cdot \frac{\partial S_k}{\partial y_j} = \sum_k \frac{\partial E}{\partial y_k} \cdot \frac{dy_k}{dS_k} \cdot w_{jk}^{(n+1)}$$

$$w_{ij}^{(n)}(t) = w_{ij}^{(n)}(t-1) + \Delta w_{ij}^{(n)}(t)$$

3. РЕАЛІЗАЦІЯ НЕЙРОМЕРЕЖЕВОВОГО МЕТОДУ ПРОГНОЗУВАННЯ ВИРОБНИЧОГО ЦИКЛУ ЗАГОТІВЕЛЬНОГО ВИРОБНИЦТВА

3.1 Обґрунтування вибору середовища реалізації

Програмну реалізацію прогнозування виробництва виконаємо в середовищі Deductor Studio 5.1.

Deductor Studio дозволяє аналітику автоматизувати рутинні операції по обробці даних і зосередитися на інтелектуальній роботі: формалізація логіки прийняття рішень, побудова моделей, прогнозування. Інші співробітники компанії можуть легко скористатися готовими результатами, не вникаючи в складності аналізу.

Переваги середовища:

Аналітична звітність. Аналітик перетягує мишкою на спеціальну панель необхідні звіти. Кінцевий користувач за допомогою Deductor Viewer просто вибирає цікавить звіт зі списку і отримує результат. Ніяких додаткових дій робити не потрібно. Вся складна аналітична обробка виконується автоматично.

Інтеграція в бізнес-процес. Аналітик експортує результати в сторонню систему: сайт, ERP, CRM і т.п., а кінцевий користувач побачить у звичній йому програмою підсумок складної аналітичної обробки. Обмін даними може здійснюватися в режимі online або по регламенту. Для вбудовування в бізнес-процес необхідно скористатися Analytic або Integration Server .

Об'єднання всіх описаних вище механізмів в Deductor Studio забезпечує принципово нову якість аналізу: швидка розробка і адаптація рішень, інтеграція в існуючу інфраструктуру, еволюційний розвиток від простої звітності до глибокої аналітики.

3.2 Реалізація нейромережі для прогнозування виробничого циклу заготівельного виробництва

Розпочинаємо роботу у програмному середовищі Deductor 5.1 [9]:

Активізуємо середовище і починаємо роботу в режимі Сценаріїв.

Імпортуємо базу вхідних даних (вибірку соціально-економічних показників) із середовища MS Excel в Deductor Studio Lite, використовуючи Майстер імпорту, вказуючи при цьому вхідні та вихідні показники .

Здійснюємо попереднє перетворення вхідних даних методом часових (ковзаючих) вікон.

Метою третього етапу є структурний синтез та навчання нейронної мережі.

а) Використовуючи Майстер обробки, задаємо значення стовпців та нормалізуємо їх.

б) Розбиваємо вхідний набір даних на навчальну і тестову підмножини.

в) Визначаємо структуру нейромережі та функцію активації.

г) Навчання нейромережі проводимо методом зворотного розповсюдження помилки.

На четвертому етапі на основі отриманої нейромережі будуємо однокроковий прогноз приросту промислового виробництва - на перший період. Для цього обираємо Майстер обробки - Прогнозування.

Далі налаштовуємо зв'язки стовпців для прогнозування часового ряду, задаємо горизонт прогнозу, визначаємо способи відображення - діаграма прогнозування, діаграма, задаємо стовпці цих діаграм і в результаті отримуємо короткостроковий прогноз [11,с.25-26].

Для прогнозування приросту промислового виробництва у наступному періоді продовжуємо роботу по такому ж сценарію. При чому отримана вихідна інформація прогнозу першого періоду стає вхідною і знову проходить аналітичну обробку.

Апробація моделі. З метою перевірки доцільності застосування економіко-математичної моделі нейромережевого прогнозування на практиці та складання якісного прогнозу обсягів промислового виробництва побудували короткостроковий прогноз за вище наведеною методикою. Як вхідну інформацію для моделі використовували статистичні дані [2], [7], на основі яких сформували вибірку соціально-економічних показників.

Згідно із методикою, описаною у п.4 будуємо нейромережу у середовищі Deductor 4.4. Дана мережа - тришаровий перцептрон, на вході якого є дев'ять нейронів, а на виході - один (Рис.3.1).

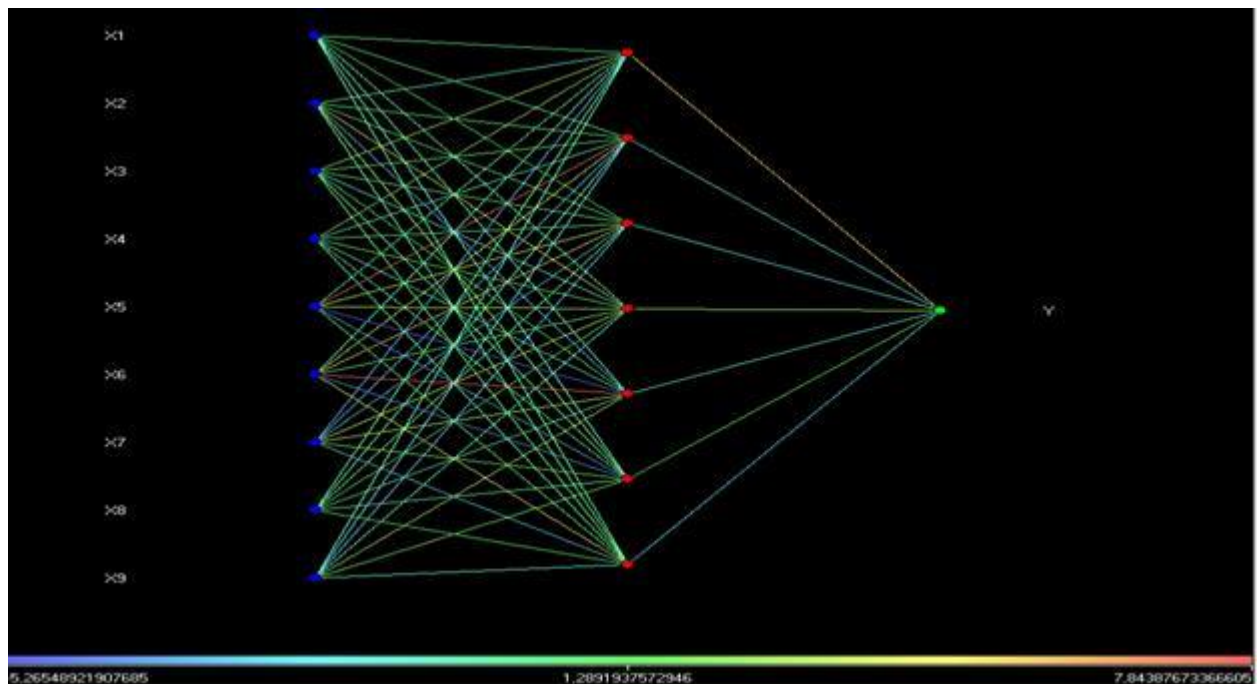


Рис. 3.1. Граф нейромережі

Далі, після навчання нейромережі, прогнозуємо приростів обсягів реалізованої промислової продукції. Результати прогнозування відображаємо за допомогою діаграм прогнозу та експортованих в середовище MS Excel таблиць результатів.

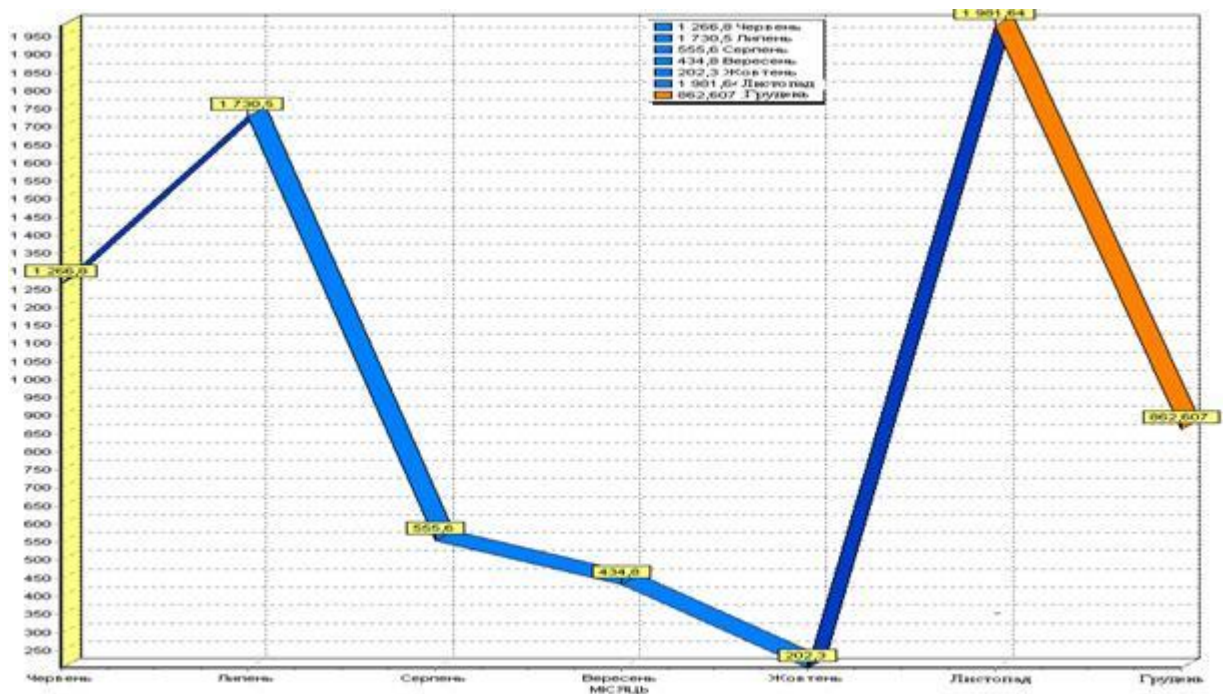


Рис. 3.2. Діаграма прогнозу приростів обсягів реалізованої промислової продукції

3.3 Тестування нейромережі для прогнозування виробничого циклу заготівельного виробництва

Основою для прогнозування обсягів виробництва є прогноз обсягів замовлень, представлений у табл. 3.1. Ця таблиця ілюструє прогнозоване замовлення трьох видів продукції: розкрій листа товщиною 2мм, розкрій листа товщиною 3мм, розкрій листа товщиною 4мм. В таблиці наведено прогнозні обсяги замовлень на чотири роки, ціни реалізації і вартість за цінами реалізації (з ПДВ).

Згідно із табл. 3.1, прогнозований обсяг замовлень за роками дорівнює:

Таблиця 3.1. Прогноз обсягів замовлень розрахованій у Deductor studio

1-й рік —	2292 млн грн.;
2-й рік —	9230 млн грн.;
3-й рік —	9826 млн грн.;
4-й рік —	10922 млн грн.

Таблиця 3.2. Прогноз обсягів реалізації

№ ряд - ка	Види продукц ії	Ціна (грн)	1-й рік		2-й рік		3-й рік		4-й рік	
			Кількість (тис. т)	Сума (млн грн.)	Кількість (тис. т)	Сума (млн грн.)	Кількість (тис. т)	Сума (млн грн.)	Кількість (тис. т)	Сума (млн грн.)
1	Розкрій листа товщино ю 2	5000	312	1560	1200	6000	1300	6500	1500	7500
2	Розкрій листа товщино ю 3	3500	122	427	400	1400	410	1435	420	1470
3	Розкрій листа товщино ю 4	3050	100	305	600	1830	620	1891	640	1952
4	Разом	—	—	2292	—	9230	—	9826	—	10 922

Використовуючи прогнозні дані щодо обсягів замовлень продукції з табл. 3.2 за відповідними роками і конкретними видами продукції та норми прямих матеріальних і трудових затрат, можна розрахувати виробничі цикли і зробити прогноз виробництва на кожний прогнозний рік.

Такий розрахунок наведено в табл. 3.3. В ній представлені прогнозні виробничі потужності.

Таблиця 3.3. Прогноз виробництва (тис. грн.)

№ п/п	Вид виробничого циклу	Розкрій листа товщиною 2	Розкрій листа товщиною 3	Розкрій листа товщиною 4
1	2	3	4	5
1	Підготовка	2000	925	750
1.1	ТЗ	1680	618	435
1.2	КД	80	220	250
1.3	Сировина	160	66	40
1.4	Енергія	40	8	12
1.5	Піскування	12	5	6
1.6	Допоміжні матеріали	28	8	7
2	Розкрій	132	118,25	82,5
2.1	Написання програми розкрою	96	86	60
2.2	Власне розкрій	36	32,25	22,5
Разом (р. 1 + р. 2)		2132	1043,25	832,5

Для прикладу розглянемо розподіл прогнозних загальновиробничих об'ємів, на перший рік, використовуючи як базу розподілу заробітну плату (табл. 3.5). Спираючись на прогнозні дані щодо обсягів замовлень продукції на перший рік (див. табл. 3.2) і дані табл. 3.3 підрахуємо витрати на оплату праці на перший прогнозний рік. Вони становитимуть за видами продукції:

Розкрій листа товщиною 2	$96 \cdot 312000 = 29,952$ млн грн.;
Розкрій листа товщиною 3	$86 \cdot 122000 = 10,492$ млн грн.;
Розкрій листа товщиною 4	$60 \cdot 100000 = 6,0$ млн грн.

Таблиця 3.5. Розподіл прогнозованих загальновиробничих об'ємів за перший рік. Порівняння.

№ рядка	Види продукції	Заробітна плата (млн грн.)	Загальновиробничі об'єми	
			%	сума (млн грн.)
<i>1</i>	<i>2</i>	<i>3</i>	<i>4</i>	<i>5</i>
1	Розкрій листа товщиною 2	29,952	—	12,576
2	Розкрій листа товщиною 3	10,492	—	4,405
3	Розкрій листа товщиною 4	6,000	—	2,519
Разом		46,444	41,99	19,5

Аналогічно розраховуються прогнозні об'єми виробництва на другий рік та інші.

Для порівняння можливо отримати такі дані і в іншій моделі нейронної мережі для прогнозування виробничих витрат підприємства, але розробленої в іншому середовищі. Як приклад середовище Matlab 8.2 Аналогічні маніпуляції було проведено також у Matlab 8.2 Дані з відповідної моделі але розробленої в іншому середовищі відрізняються від попередніх, але не суттєво.

Таблиця 3.6. Розподіл прогнозованих загальновиробничих об'ємів за перший рік.

№ рядка	Види продукції	Заробітна плата (млн грн.)	Загальновиробничі об'єми	
			%	сума (млн грн.)
<i>1</i>	<i>2</i>	<i>3</i>	<i>4</i>	<i>5</i>
1	Розкрій листа товщиною 2	29,952	—	12,87
2	Розкрій листа товщиною 3	10,492	—	4,64
3	Розкрій листа товщиною 4	6,000	—	2,62
Разом		46,444	41,89	20,13

ВИСНОВКИ

Дотримання комплексу принципів раціональної організації виробничого процесу вможлиблює виконання всіх часткових процесів у найкоротший строк з мінімальними витратами живої праці, а також матеріальних ресурсів і коштів. Проте не завжди скорочення часу на виконання окремої операції веде до скорочення тривалості всього процесу, оскільки виникають великі перерви між операціями або частковими процесами. Однією з найважливіших вимог до раціональної організації є забезпечення найменшої тривалості виробничого процесу, тобто циклу виготовлення продукції.

Під виробничим циклом розуміється календарний проміжок часу з моменту запуску сировини, матеріалів у виробництво до повного виготовлення готової продукції або період від початку до закінчення якогось виробничого процесу. Тривалість виробничого циклу розраховується в одиницях календарного часу (години, дні, місяці).

Виробничий цикл як відрізок часу починається з моменту початку виробничого процесу і закінчується моментом виходу готового виробу або партії деталей, складальної одиниці. Так, для простого процесу виробничий цикл починається з запуску у виробництво заготовки (партії заготовок) і закінчується випуском готової деталі (партії деталей). Виробничий цикл складного процесу складається із сукупності простих процесів і починається з запуску у виробництво першої заготовки деталі, а закінчується випуском готового виробу або складальної одиниці.

MES - автоматизована система управління і оптимізації виробничої діяльності, яка в режимі реального часу: ініціює; відстежує; оптимізує; документує всі виробничі процеси від початку виконання замовлення до випуску готової продукції (визначення за стандартом ISA-95) [1].

Застосування методів і алгоритмів штучного інтелекту розширюють

можливості систем планування в контексті формалізації експертних правил, що дозволяють враховувати специфіку технологічних і виробничих процесів. Штучний інтелект дозволить істотно поліпшити систему оперативного планування, тим самим скоротивши час отримання оптимальних або прийнятних виробничих розкладів. При появі випадкових подій, що впливають на процес виробництва, дозволить швидко реагувати на зміну і внесення коректив у вихідні дані. Можливо також комбінування методів і алгоритмів штучного планування при реалізації функцій планування в системах управління виробництвом.

Системи прогнозування виробничого циклу показані в даному дипломному проекті в аналітичній платформі Deductor Studio не прерогативою тільки цієї платформи, існує набагато більше варіантів складання нейромережевих структур на базі інших аналітичних платформ. Також Аналог даної нейронної мережі можна збудувати у програмному продукті Matlab. Приклад тексту програми розробленої у Matlab наведено у додатку.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. ANSI / ISA-95.00.01-2000, Enterprise-Control System Integration.
2. MES (Управління виробництвом). 2014. - URL: <http://www.omega-soft.ru/mes> (Дата звернення 01.10.2015).
3. Аналіз сучасних методів штучного інтелекту стосовно завдань календарного планування одиничного виробництва. 2014. - URL:<http://masters.donntu.org/2008/kita/khaustova/library/5.htm> (Дата звернення 01.10.2015).
4. Бурмістров К.В., Цуприк Л.С., Бурмістрова І.С., Ошурков В.А. Особливості проектування mes і ерр-систем на гірничодобувних підприємствах //

Наукові праці SWorld. 2014. Т. 9. № 4. С. 94-99.

5. Доронін В.Ю., Волщуків Ю.М., Макашов П.Л., Романенко А.В., Ішметьєв Е.Н., Ледньов А.В., Макашова В.Н. Побудова системи диспетчеризації та контролю технологічних процесів як елемента управління промисловим підприємством // Управління великими системами. Москва, 2011. С. 116-119.

6. Єременко Ю.І., Цуканов М.А., Соловійов О.Ю. Про застосування мультиагентних алгоритмів мурашиних колоній для вирішення задачі структурної оптимізації в енергетичних системах // Фундаментальні дослідження. - 2013. - № 10-15. - С. 3316-3320; URL:www.rae.ru/fs/?section=content&op=show_article&article_id=10002326 (Дата звернення: 08.10.2015).

7. Інтегровані інтелектуальні системи оперативного планування виробництва. - 2011. URL:<http://izv-tn.tti.sfedu.ru/wp-content/uploads/2011/7/8.pdf> (дата звернення 01.10.2015).

8. Ішметьєв Е.Н., Романенко А.В., Волщуків Ю.М., Марков П.Є. Інтеграція як каталізатор розвитку систем класу MES // Автоматизація в промисловості. 2013. № 8. С. 47-50.

9. Майорова Е.С., Ошурков В.А., Бубер М.Г. Концепція технічного і комерційного енергообліку промислових підприємств // Актуальні проблеми сучасної науки, техніки і освіти. 2015. Т. 2. № 1. С. 135-138.

10. мурашині алгоритми. 2014. - URL. http://www.serhiy-shtovba.narod.ru/doc/Shtovba_Ant_Algorithms_ExponentaPro_2003_3.pdf (дата звернення 01.10.2015).

11. Ошурков В.А., Цуприк Л.С., Майорова Е.С., Бурмістров К.В., Бурмістрова І.С. Розробка системи управління технологічним процесом багатономенклатурного машинобудівного виробництва в умовах застосування верстатів з ЧПУ // Машинобудування: мережевий електронний науковий журнал.

2015. Т. 3. № 3. С. 53-55.

12. Ошурков В.А., Чернова Є.В. Метод виділення сегмента на ринку автоматизації виробництва // Наукові праці SWorld. 2013. Т. 30. № 4. С. 84-90.

13. Прогнозування за допомогою нейронних мереж. - 2015.
URL:<http://apsheronk.bozo.ru/Neural/Lec9.htm> (Дата звернення: 08.10.2015).

14. Управління виробництвом. 2014. -
URL:<http://www.parus.com/products/system/production/> (Дата звернення 01.10.2015).

ДОДАТОК А

Програмний код моделі нейронної мережі реалізованої у середовищі Matlab

m-сценарій для початку нейромережі

```
clear;
N=17;
n=12330;
m=2;
fid=fopen('data_istore.txt','r');
x=fscanf(fid,'%g %g %g %g %g %g %g %g %g %g %g %g %g %g %g %g %g %g',
[N+1 Inf]);
fclose(fid);
X=x(1:N,:);
mm=minmax(X);
for i=1:N
X(i,:)=(X(i,:)-mm(i,1))/(mm(i,2)-mm(i,1));
end;
T=x(N+1,:);
net=newff(minmax(X),[34 1],{'logsig','logsig'});
net.trainparam.show=1;
net.trainParam.epochs=50;
net=train(net,X,T);
for i=1:101
Y=(sim(net,X)>(i-1)/100);
tmp(i)=mean(T==Y);
end;
t=(find(tmp==max(tmp))-1)/100;
Y=(sim(net,X)>t(1));
mean(T==Y)
[mean(Y(find(T==1))==1) mean(Y(find(T==1))==0); mean(Y(find(T==0))==1)
mean(Y(find(T==0))==0)].
```

m-сценарій для оптимізації кількості нейронів прихованого прошарку

```
clear;
N=17;
n=12330;
m=2;
fid=fopen('data_istore.txt','r');
x=fscanf(fid,'%g %g %g %g %g %g %g %g %g %g %g %g %g %g %g %g %g',
[N+1 Inf]);
fclose(fid);
X=x(1:N,:);
mm=minmax(X);
for i=1:N
X(i,:)=(X(i,:)-mm(i,1))./(mm(i,2)-mm(i,1));
end;
T=x(N+1,:);
for h=1:50
net=newff(minmax(X),[h 1],{'logsig','logsig'});
net.trainParam.show=1;
net.trainParam.epochs=50;
net=train(net,X,T);
tmp_y=sim(net,X);
e(h)=mse(tmp_y-T)
for i=1:101
Y=(tmp_y>(i-1)/100);
tmp(i)=mean(T==Y);
end;
t=(find(tmp==max(tmp))-1)/100;
Y=(tmp_y>t(1));
d(h,:,:)=[mean(Y(find(T==1))==1) mean(Y(find(T==1))==0);
mean(Y(find(T==0))==1) mean(Y(find(T==0))==0)];
end.
```