

УДК 6:004.8

ОГЛЯД ГІБРИДНИХ СТРУКТУР МГУА-ПОДІБНИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ТА ГЕНЕТИЧНИХ АЛГОРИТМІВ

О.Г. Мороз, В.С. Степашко

Міжнародний науково-навчальний центр інформаційних технологій та систем НАН та МОН України, Київ, пр-т Академіка Глушкова, 40

olga_moroz@irtc.org.ua, stepashko@irtc.org.ua

Стаття розкриває переваги поєднання МГУА-подібних нейронних мереж з генетичними алгоритмами та представляє найбільш вагомні результати щодо створення їх гібридних структур.

Ключові слова: Обчислювальний Інтелект, МГУА-подібні Нейронні Мережі, Генетичні Алгоритми, Гібридні Структури.

This paper reveals benefits of the composition of GMDH-type neural networks and Genetic Algorithms and presents the most important results in creation of hybrid structures.

Keywords: Computational Intelligence, GMDH-type Neural Networks, Genetic Algorithms, Hybrid Structures.

Статья раскрывает преимущества сочетания МГУА-подобных нейронных сетей с генетическими алгоритмами и представляет наиболее значимые результаты по созданию их гибридных структур.

Ключевые слова: Вычислительный Интеллект, МГУА-подобные Нейронные Сети, Генетические Алгоритмы, Гибридные Структуры.

Вступ

За останні десятиліття численні публікації були присвячені теоретичним та прикладним аспектам нейронних мереж (НМ), нечіткої логіки, еволюційних обчислень (генетичних алгоритмів, ройового інтелекту), штучних імунних систем, інтелектуальних мультиагентних систем та інших методів штучного інтелекту. Багато з них переконливо довели свою здатність розв'язувати складні задачі в різних сферах людської діяльності в умовах, коли традиційні методи є неефективними або й зовсім непридатними. Проте виникає дедалі більше реальних задач такої складності, для повного розв'язання яких можливостей будь-якого окремого методу штучного інтелекту стає замало. Тому виникли ідеї поєднання різних парадигм і методів штучного інтелекту для конструювання більш ефективних засобів. Це привело до появи нової міждисциплінарної парадигми – «обчислювального інтелекту» (ОІ).

Обчислювальний інтелект охоплює науково обґрунтовані підходи і технології для аналізу, проектування та розробки інтелектуальних систем нового покоління. Широке використання цього терміну було узаконене IEEE Neural Network Council та IEEE World Congress on Computational Intelligence у 1994 р. в Орландо, штат Флоріда [1]. Усі згадані методи та засоби штучного

інтелекту є важливими складовими ОІ, основна увага якого зосереджена на отриманні синергетичних ефектів від їх об'єднання або, інакше кажучи, гібридизації. Гібридизація допомагає використовувати переваги кожної зі взаємодіючих компонентів за одночасного зменшення впливу їх недоліків та обмежень. Гібридні інтелектуальні системи (ГІС) [2], тобто такі, що об'єднують кілька складових ОІ, останнім часом привертають до себе значну увагу завдяки своїй здатності розв'язувати складні проблеми, для яких характерні неточність, невизначеність, непередбачуваність, висока розмірність та змінне середовище. Вони можуть використовувати як експертні знання, так і необроблені дані, що часто дає оригінальні й перспективні способи розв'язання задач.

Історично склалося так, що основою для створення одних із перших ГІС стали НМ та генетичні алгоритми (ГА). При цьому нейронні мережі надавали ГІС необхідну пластичність та здатність до навчання, тоді як ГА використовувалися для задач глобальної оптимізації при визначенні вагових коефіцієнтів, архітектури та правил навчання. В роботі [3] можна всебічно ознайомитися з різними гібридними структурами на основі НМ та ГА.

Однією з вагомих складових ОІ є МГУА-подібні нейронні мережі (МГУАНМ), принциповою відмінністю яких від «звичайних» НМ є те, що в них оцінка параметрів функцій активації здійснюється не одночасно для всіх нейронів мережі, а для кожного нейрона окремо. Основою таких мереж став метод групового урахування аргументів (МГУА) – один з найбільш успішних методів структурно-параметричної ідентифікації моделей в умовах невизначеності, що відрізняється застосуванням принципів автоматичної генерації варіантів, неостаточних рішень і послідовної селекції моделей оптимальної складності за зовнішніми критеріями. Цей потужний метод вперше був запропонований академіком О.Г. Івахненком у статті [4], проте МГУАНМ все ж не позбавлений своїх недоліків [3, 5].

Дослідженням та розробкою ГІС, однією зі складових яких є НМ, вчені всього світу інтенсивно займаються понад 30 років і отримали за цей час вагомі здобутки, тоді як активний інтерес до створення ГІС із залученням МГУАНМ з'явився тільки на початку ХХІ століття. Здобутки в цьому напрямі досліджень поки що відносно незначні й здебільшого пов'язані з гібридною структурою МГУАНМ-ГА, що являє собою об'єднання МГУАНМ з ГА. Проте ГІС, створені на основі МГУАНМ, мають значні потенційні можливості, а тому актуальність їх дослідження, сьогодні є незаперечною.

Уже перше знайомство з деякими сферами застосування МГУАНМ-ГА вражає, зокрема це: гідрологія [6], приладобудування [7,8], харчова промисловість [9-11], сільське господарство [12-14], будівельна промисловість [15,16], хімічна промисловість [17,18], обчислювальна техніка [19], гідрогеологія [20], робототехніка [21], біотехнологічна промисловість [22], ґрунтознавство [23], машинобудування [24], енергетика [25], гідрографія [26], геомеханіка [27]. Їх також використовують для ідентифікації нелінійних систем [28], прогнозування наслідків природних явищ [29, 30], ціни на газ [31],

фінансових та фондових ринків [32-34], характеристик процесів формоутворення та розрізання вибухом [35, 36], короткострокового попиту на воду [37], короткочасних електричних навантажень [38], часових рядів [39, 40], показників якості склопластика [41] тощо.

В цій праці коротко представлено найбільш вагомі з наявних у літературних джерелах результати щодо створення гібридних структур МГУАНМ-ГА, які значною мірою характеризують поточний стан цього напрямку досліджень. В перших двох розділах надається необхідна інформація про МГУАНМ та ГА. Третій розділ присвячено гібридним структурам МГУАНМ-ГА. У четвертому розділі наведено деякі приклади реальних практичних задач, які були ефективно розв'язані за допомогою МГУАНМ-ГА.

1. МГУА-подібні нейронні мережі

МГУА-подібними нейронними мережами (МГУАНМ) називають мережі, основою яких є ітераційні алгоритми МГУА, що відносяться до групи поліноміальних нейронних мереж [22]. Підґрунтям для виникнення МГУАНМ стали результати досліджень О.Г. Івахненка та його колег щодо синтезу МГУА з досягненнями теорії та практики нейронних мереж [43]. Такий підхід був цілком обґрунтованим, оскільки алгоритмічна структура ітераційних алгоритмів МГУА сама є обчислювальною нейронною мережею, схожою на багатошарову НМ з прямим поширенням зв'язків, але кількість шарів та вузлів у ній автоматично визначається за допомогою зовнішнього критерію.

В залежності від типу зв'язків між нейронами різних шарів їх прийнято поділяти на МГУАНМ простої структури (П_МГУАНМ), для яких нейрони кожного шару пов'язані з нейронами тільки попереднього шару, та МГУАНМ загальної структури (З_МГУАНМ), для яких нейрони кожного шару можуть мати прямі зв'язки з нейронами довільних попередніх шарів.

Важливою особливістю МГУАНМ є їх спрямованість на ідентифікацію функціональної структури і параметрів моделі, прихованої в емпіричних даних, тоді як головною незручністю звичайних НМ є те, що виявлені залежності приховані в самій структурі НМ, тобто налаштована НМ використовується не як явна модель, а як обчислювальна структура.

1.1. Моделювання за допомогою МГУАНМ

МГУА – це оригінальний і потужний метод розв'язання задач структурно-параметричної ідентифікації моделей та прогнозування, один з найбільш ефективних методів інтелектуального аналізу даних, а також сучасна інформаційна технологія отримання знань з даних спостережень. Метод має оригінальну багаторядну процедуру автоматичної генерації структур моделей, яка імітує процес біологічної селекції з попарним урахуванням послідовних ознак. Для порівняння і вибору кращих моделей застосовують зовнішні

критерії, засновані на поділі вибірки на дві чи більше частин, причому оцінювання параметрів і перевірка якості моделей виконуються на різних підвибірках. Це дозволяє уникнути обтяжливих апіорних припущень, оскільки поділ вибірки дає змогу неявно (автоматично) врахувати різні види апіорної невизначеності при побудові моделі та є одним з найбільш успішних способів боротьби з перенавчанням мережі.

МГУА є індуктивним методом прямої побудови лінійних, нелінійних, різницевих та інших математичних моделей складних процесів за короткими вибірками даних в умовах істотної неповноти та невизначеності інформації, пов'язаної як із властивостями обмежених вибірок даних, так і з зовнішніми умовами моделювання або апіорною інформацією. В його основу покладено принципи зовнішнього доповнення, автоматичної генерації та послідовної селекції дедалі складніших структур моделей. В роботах [17, 29] показано, що застосування МГУА дає найкращу оптимально спрощену модель для неточних, зашумлених або невеликих наборів даних.

Цей метод є особливо ефективний для моделювання систем з кількома входами та одним виходом. Нехай маємо M пар вхідно-вихідних даних спостережень (x_i, y_i) . Невідома істинна залежність виходу від входів має вигляд:

$$y_i = f(x_{i1}, x_{i2}, x_{i3}, \dots, x_{in}), \quad i = 1, 2, \dots, M.$$

Задача полягає в тому, щоб навчити МГУАНМ прогнозувати вихідні значення \hat{y}_i для будь-якого вхідного вектора $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in})$, де

$$\hat{y}_i = \hat{f}(x_{i1}, x_{i2}, x_{i3}, \dots, x_{in}), \quad i = 1, 2, \dots, M.$$

Для цього визначимо МГУАНМ так, щоб квадрат різниці між фактичним і передбаченим виходом був мінімальним:

$$\sum_{i=1}^M [\hat{f}(x_{i1}, x_{i2}, x_{i3}, \dots, x_{in}) - y_i]^2 \rightarrow \min$$

Повне представлення зв'язку між входами та виходом таких систем може бути представлено нескінченним поліномом Колмогорова-Габора (КГ):

$$\hat{y} = a_0 + \sum_{i=1}^n a_i x_i + \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n a_{ij} x_i x_j + \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \sum_{k=1}^n a_{ijk} x_i x_j x_k + \dots \quad (1)$$

де x_1, x_2, \dots, x_n – вхідні змінні, $a_0, a_i, a_{ij}, a_{ijk} \dots$ – коефіцієнти або параметри.

Цей ряд є дискретним аналогом неперервного ряду Вольтерра і може використовуватись для апроксимації будь-якої стаціонарної випадкової послідовності вимірювань. О.Г. Івахненко показав, що ряди КГ можуть бути виражені як каскад або мережа поліномів другого порядку, використовуючи тільки пари змінних [42, 43]. В процесі процедури навчання можна обрізати гілки, які суттєво не сприяють досягненню кращих результатів, тим самим дозволяючи розвиватися лише домінуючим причинно-наслідковим зв'язкам. Отже, за допомогою алгоритму МГУА модель може бути представлена у вигляді набору нейронів, в якому різні їх пари в кожному шарі з'єднані через квадратичний поліном і формують нові нейрони в наступному шарі. Тобто

математичний опис (1) можна подати у вигляді системи частинних квадратичних поліномів лише від двох змінних (нейронів):

$$\hat{y} = G(x_i, x_j) = a_0 + a_1 x_i + a_2 x_j + a_3 x_i x_j + a_4 x_i^2 + a_5 x_j^2. \quad (2)$$

Коефіцієнти $a = \{ a_0, a_1, a_2, a_3, a_4, a_5 \}$ у рівнянні (2) розраховуються методом найменших квадратів згідно з критерієм

$$E = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M (y_i - G_i(\cdot, \cdot))^2 \rightarrow \min. \quad (3)$$

В канонічній формі алгоритму МГУА беруться всі C_n^2 можливих варіантів пар незалежних змінних (нейронів) із загального числа n вхідних змінних. Отже, в першому прихованому шарі НМ прямого поширення будуть побудовані C_n^2 зв'язків на основі трійок спостережень $\{(y_i, x_{ip}, x_{iq}); i=1,2,\dots,M\}$ для різних неповторюваних пар $p, q \in \{1,2,\dots,n\}$.

Очевидно, що для кожного нейрона у вигляді формули (2) можна отримати таке матричне рівняння, або систему умовних рівнянь

$$Aa = Y,$$

де $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_M\}^T$ є вектором вихідних значень за наявними спостереженнями, а матриця A має вигляд:

$$A = \begin{bmatrix} 1 & x_{1p} & x_{1q} & x_{1p}x_{1q} & x_{1p}^2 & x_{1q}^2 \\ 1 & x_{2p} & x_{2q} & x_{2p}x_{2q} & x_{2p}^2 & x_{2q}^2 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ 1 & x_{Mp} & x_{Mq} & x_{Mp}x_{Mq} & x_{Mp}^2 & x_{Mq}^2 \end{bmatrix}.$$

1.2. Стандартні методи обчислення коефіцієнтів поліномів

Розв'язок нормальних рівнянь. Застосування методу найменших квадратів з множинного регресійного аналізу дає систему нормальних рівнянь:

$$A^T A a = A^T Y, \quad (4)$$

аналітичний розв'язок якої має вигляд:

$$a = (A^T A)^{-1} A^T Y, \quad (5)$$

що визначає вектор кращих коефіцієнтів у (2) для кожного нейрона наступного прихованого шару відповідно до топології з'єднання мережі. Проте такі розв'язки безпосередньо з нормальних рівнянь вельми чутливі до помилок обчислень, тому замість прямого застосування формули (5) на практиці отримують розв'язок системи лінійних алгебраїчних рівнянь (4).

Сингулярний розклад SVD (Singular Value Decomposition). Цей метод вирішує більшість проблем найменших квадратів, коли в нормальних рівняннях можуть існувати деякі особливості. Сингулярний розклад матриці A – це розкладання її на множники у вигляді трьох матриць, а саме: ортогональної матриці стовпців U , діагональної квадратної матриці W з невід'ємними елементами і ортогональної квадратної матриці V :

$$A = UWV^T.$$

Проблема оптимального вибору вектора коефіцієнтів у рівнянні (2) зводиться до виявлення зміненої оберненої діагональної матриці W . Тоді оптимальний вектор a обчислюється так:

$$a = V[\text{diag}(1/w_j)]U^T Y. \quad (6)$$

Цей метод обчислення оптимальних коефіцієнтів a квадратичних поліномів покращує продуктивність самоорганізованих алгоритмів МГУА-типу, які будують мережі на основі трійок вхідно-вихідних даних спостережень.

Далі кращі з новостворених нейронів відбираються і використовуються для наступного шару відповідно до критерію відбору. Ця процедура продовжується доти, поки залишається тільки один нейрон в останньому шарі. Слід зазначити, що існують різні критерії для відбору нейронів у кожному шарі як вхідних змінних для наступного шару [43].

1.3. Структурна ідентифікація МГУАНМ

В літературних джерелах виділяють три різні підходи до структурної ідентифікації МГУАНМ, а саме [21, 44]:

Метод I: підхід на засадах зростаючого селекційного тиску (increasing selection-pressure approach).

У цьому підході тільки один параметр алгоритму, так званий тиск відбору, послідовно збільшується в різних шарах для того, щоб визначити кількість нейронів у кожному шарі, а також кількість шарів у мережі. Фактично мова йде про поступове зменшення традиційної для алгоритмів МГУА «свободи вибору рішень» аж до такого номера шару, коли вибирається лише 1 найкраща модель.

Слід зазначити, що вибір способу збільшення тиску може мати значний вплив на остаточну структуру мережі.

Метод II: підхід наперед заданої мережі (pre-specified-network approach).

У цьому підході число шарів у мережі задано наперед, так само як і кількість нейронів (свобода вибору) в кожному з цих шарів. Це характерне власне для класичного багаторядного алгоритму МГУА.

Слід зазначити, що в останній шар відбирається тільки один нейрон.

Метод III: підхід, що управляється помилкою (error-driven approach).

У цьому підході кількість шарів та нейронів у кожному шарі визначаються згідно з порогом для помилки (3). Крім того, на відміну від двох попередніх підходів, деякі зі вхідних змінних або утворених нейронів у різних шарах можуть бути включені в наступні. Тому очевидно, що структура такої мережі може бути складішою, ніж структури, сформовані за попередніми методами.

1.4. Деякі недоліки МГУАНМ

На завершення цього розділу вкажемо на деякі недоліки МГУАНМ, пов'язані з їх навчанням та структурною оптимізацією [5, 6]:

- відсутність гарантії збіжності алгоритму до оптимальної точки;
- використання методів локального пошуку для знаходження оптимальних рішень;
- можливість потрапляння в локальні мінімуми;
- великий обсяг обчислювальних витрат;
- повільна швидкість збіжності (навчання), оскільки процес вибору оптимальної структури може мати нескінченно великий, складний і не обов'язково диференційований простір пошуку можливих топологій;
- розв'язання складних задач із багатьма майже рівноцінними входами може виявитися проблемним;
- наявність тенденції до формування дуже складних поліномів для відносно простих систем (оскільки складність/нелінійність мережі збільшується з кожним циклом навчання і відбору через доповнення нових шарів);
- схильність до створення надто складних мереж (моделей) для істотно нелінійних систем через обмеження своєї загальної структури (квадратичними поліномами від двох змінних);
- можливі помилки оцінювання коефіцієнтів методом найменших квадратів;
- неефективність для моделювання систем з багатьма входами;
- при близьких експериментальних даних може виникати явище виродження матриці нормальних рівнянь Гауса, що вимагає використання спеціальних методів регуляризації;
- результатом є тільки точковий вихід моделі (прогноз), а в деяких випадках бажано мати довірчий інтервал, що характеризує точність прогнозу.

2. Стисла характеристика генетичних алгоритмів

Генетичні алгоритми (ГА) є потужною метаевристикою глобальної оптимізації. Теоретичною базою для виникнення ГА є модель біологічної еволюції Дарвіна та методи випадкового пошуку. ГА було отримано у процесі узагальнення та імітації в штучних системах таких властивостей живої природи, як природний добір, пристосовність до змінюваних умов середовища, успадкування нащадками життєво важливих властивостей від батьків тощо.

Вперше ГА було описано Д. Голдбергом [45] як евристичний алгоритм пошуку на основі ідей біологічної еволюції, що використовується для вирішення завдань оптимізації та моделювання шляхом випадкового відбору, схрещування та варіації шуканих параметрів.

Класичний ГА закодує множину натуральних параметрів оптимізаційної задачі як послідовність скінченної довжини в деякому скінченному алфавіті. Його робота полягає в паралельному опрацюванні множини альтернативних рішень, концентруючи пошук на найбільш перспективних із них. Причому періодично в кожній ітерації можна проводити стохастичні зміни в менш перспективних рішеннях. ГА працює доти, поки не буде виконано задане число

генерацій, або на деякій генерації буде отримано розв'язок заданої якості, або виникне передчасна збіжність, коли знайдено локальний оптимум.

У певному сенсі ГА є математичною моделлю процесу еволюційного розвитку системи об'єктів довільної структури та виду і являє собою метод стохастичної оптимізації функцій, заданих на довільній множині, наприклад, на дискретній множині або в багатовимірному просторі. Мета ГА двоїста: 1) абстрактно і формально пояснити адаптацію процесів у природних системах; 2) спроектувати штучні програмні системи, що містять механізми гомеостатики, синергетики і природних систем. Формально ГА можна описати так [46]:

$$ГА = \{P_0, N, L, F, G, s\},$$

де $P_0 = (a_{10}, \dots, a_{N0})$ – початкова популяція;

a_{i0} – можливий розв'язок задачі, поданий у вигляді хромосоми;

N – ціле число (розмір популяції);

L – ціле число (довжина кожної хромосоми популяції);

F – цільова функція (ЦФ);

G – множина генетичних операторів;

s – правило завершення процесу.

Початковими даними для будь-якого ГА виступає початкова популяція P_0 як скінченна множина хромосом (елементів, індивідуальностей, особистостей, екземплярів, рішень тощо), кожна з яких представляє можливий варіант розв'язку задачі (рішення). Хромосоми складаються з генів, що можуть приймати бінарні, цілі або дійсні значення. Зазвичай генетичний матеріал хромосом кодується на основі двійкового алфавіту $\{0,1\}$, хоча можна використовувати буквені, десяткові та інші алфавіти.

Слід зазначити, що кодування потенційних рішень, тобто формування хромосом, є однією із найважливіших складових ГА. Закодована хромосома – це *генотип* як абстрактний об'єкт. Множина генотипів (як потенційних можливостей) – це пошуковий простір.

Основні кроки ГА:

1. Створення початкової популяції.
2. Визначення значення ЦФ для кожної особини в популяції.
3. Застосування генетичних операторів (репродукції, кросинговеру, мутації тощо) поки не буде виконано задане правило завершення.
4. Одержання нової популяції. Перехід до кроку 3.

Центральне місце в ГА належить генетичним операторам, найбільш важливими з яких є: репродукція (селекція, відбір), кросинговер (схрещування) та мутація. При цьому можливе використання й інших операторів.

Ефективність застосування ГА при розв'язанні конкретної задачі залежить від багатьох чинників і, зокрема, від вибору значень параметрів генетичних операторів. Їхня оптимізація веде до підвищення швидкості та стійкості пошуку, що є важливим для успішного застосування генетичних методів.

Генетичні алгоритми мають переваги над класичними градієнтними оптимізаційними і пошуковими процедурами, зокрема, вони [45, 46]:

- працюють не з параметрами, а з закодованою множиною параметрів;
- здійснюють пошук із популяції (множини) точок, а не з однієї точки;
- використовують для оцінки інформації ЦФ, а не її різноманітні прирости;
- не потребують аналітичного опису, диференційованості або неперервності ЦФ та іншої інформації, крім значення самої ЦФ в даній точці;
- використовують не детерміновані, а ймовірнісні правила;
- легко пристосовуються до змін навколишнього середовища;
- не вимагають обтяжливих припущень для пошуку глобального оптимуму;
- усувають одну з головних проблем при розв'язанні оптимізаційних задач - необхідність враховувати заздалегідь усі особливості розв'язуваної задачі.

Для здійснення процедури оптимізації з використанням ГА необхідно:

- підібрати подання оптимізаційних параметрів об'єктів у вигляді певного формату даних – рядка, вектора, таблиці, масиву тощо;
- розробити або вибрати з відомих генетичні оператори, які найкраще враховують особливості пошукового простору;
- визначити розмір початкової популяції;
- розробити методику використання генетичних операторів;
- задати цільову функцію, за якою відбираються особини в популяцію;
- розробити методику селекції особин для формування нової популяції;
- задати критерій зупинки еволюційного процесу.

3. Гібридні алгоритми МГУАНМ з ГА

Щоб позбутися принаймні деяких із зазначених вище недоліків МГУАНМ, дослідники почали поєднувати їх, зокрема, з ГА. Часто це зробити непросто – перш за все необхідно знайти вдалий спосіб кодування розв'язків задачі, тобто формування хромосом. Далі слід вибрати з відомих або розробити такі генетичні оператори цілеспрямованого оновлення популяції з кожним прогоном алгоритму, які не будуть порушувати вимоги як до всієї популяції, так і до її окремих представників. Зазвичай ці вимоги визначають виходячи з особливостей реальної задачі, для розв'язку якої явно чи неявно задіяний ГА.

Аналізуючи наявні публікації, можна дійти висновку, що внутрішня природа задачі структурно-параметричної ідентифікації МГУАНМ не сприяє традиційному двійковому кодуванню її розв'язків у вигляді послідовностей 0 та 1. В працях [6, 7, 30, 32, 38-40] можна знайти приклади реальних задач, для розв'язання яких були задіяні різновиди гібридів МГУАНМ–ГА з двійковим ГА, проте це вимагало чимало зусиль для того, щоб «втиснути» їх в рамки нормальної роботи двійкових ГА. Серед таких робіт слід виділити [6], де пропонується метод еволюції архітектури нейромережі прямого поширення з одночасним визначенням вагових коефіцієнтів. Архітектура мережі будується додаванням прихованих шарів, а конфігурація зв'язків між нейронами визначається за допомогою двійкового ГА, який для кожного нейрона здійснює пошук оптимального набору його зв'язків з попереднім шаром.

Суттєве зрушення в напрямку розробки гібридних структур МГУАНМ–ГА відбулося з появою роботи Nariman-Zadeh та ін. [35], де запропоновано вдальшій спосіб кодування простої МГУАНМ, в якій нейрони кожного шару зв'язані тільки з нейронами сусідніх шарів, а також розроблено ГА для оптимізації можливих зв'язків мережі. Для оцінювання коефіцієнтів її поліномів у цій роботі використано сингулярний розклад. У праці [36] цей спосіб кодування було перенесено на загальні МГУАНМ, де нейрони кожного шару можуть мати зв'язки з нейронами довільних шарів, а також розроблено гібриди, в яких ГА використовувався для створення архітектури таких МГУАНМ для визначення числа нейронів у кожному шарі та конфігурації їх можливих зв'язків.

Оскільки саме ці роботи створили теоретичне підґрунтя для широкого застосування гібридів МГУАНМ–ГА в різних сферах діяльності, зупинимося на запропонованому в них способі кодування топології МГУАНМ більш детально.

3.1. Кодування МГУАНМ

Топологія простої МГУАНМ кодується рядком букв англійського алфавіту так: кожна вхідна змінна позначається ім'ям, і хромосома є рядком зі зчеплених підрядків цих алфавітних назв входів. Тому для заданого вхідного вектора $X=(x_1, x_2, x_3, \dots, x_n)$ хромосома може бути представлена рядком зчеплених символів $\alpha_i \in \{a, b, c, d, \dots\}$ у вигляді послідовності $(\alpha_1\alpha_2\alpha_3\dots\alpha_i\dots)$, де a, b, c, \dots – імена входів x_1, x_2, x_3, \dots відповідно.

Оскільки будь-який нейрон в МГУАНМ має тільки два входи, кожен з яких є виходом одного з двох нейронів із суміжного попереднього шару, то будь-якому нейрону k -го прихованого шару буде відповідати своя послідовність (підхромосома) із 2^{k+1} букв. Якщо n_l – кількість прихованих шарів даної МГУАНМ, то єдиному нейрону вихідного шару буде відповідати послідовність із 2^{n_l+1} букв. Саме ця послідовність і є тією хромосомою, що несе в собі всю інформацію про топологію МГУАНМ.

Для прикладу, хромосома *abbcadb* являє собою унікальну топологію простої МГУАНМ, що складається з 4 входів і одного виходу, як показано на рис. 1. Оскільки ця МГУАНМ має 2 прихованих шари, то їй буде відповідати хромосома із $2^{2+1} = 8$ генів (алфавітних букв).

Слід зазначити, що такі хромосоми, як наприклад *ababadbd* і *aabcbadb*, є неприпустимі: у першому випадку двом нейронам першого шару відповідає однакова послідовність букв *ab*, у другому – прихований шар має нейрон, якому відповідає послідовність *aa* з однаковими буквами. Тому необхідно перевіряти правильність побудованої хромосоми або при ініціалізації, або в процесах відтворення. Такі випадкові процеси ініціалізації та/або відтворення повторюються до тих пір, поки дійсна хромосома не буде успішно створена.

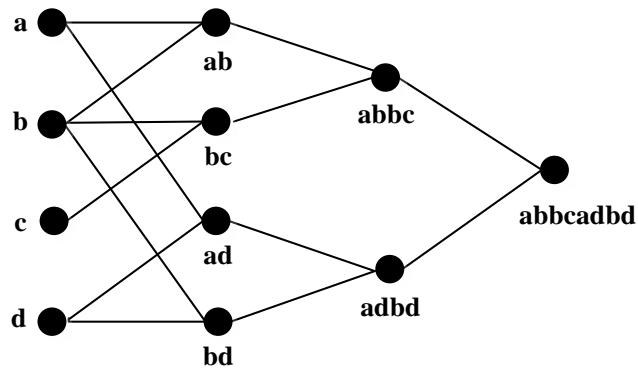


Рис.1. Топологія хромосоми простої МГУАНМ

У випадку загальної МГУАНМ кодування її топології дещо відрізняється. Як показано на рис. 2, нейрон *ad* у першому прихованому шарі з'єднаний з вихідним шаром безпосередньо, минаючи другий прихований шар. При цьому ім'я вихідного нейрона *abbcadb* включає *ad* двічі, тобто для його формування, окрім нейрона з іменем *abbc* з другого шару, використовується віртуальний нейрон *adad* з того ж шару. Слід зазначити, що таке повторення відбувається щоразу, коли нейрон з'єднується з іншим нейроном з наступного несуміжного шару. При цьому легко бачити, що такі хромосоми, як *ababbcbcb*, на відміну від, наприклад, хромосом *ababacbc*, не є допустимими у загальній архітектурі МГУАНМ і повинні бути переписані у вигляді *abbc*.

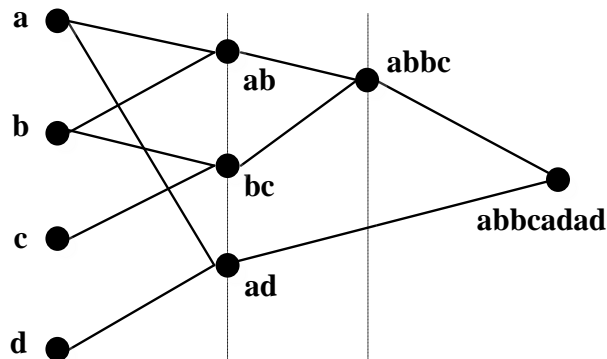


Рис. 2. Структура хромосоми загальної МГУАНМ

3.2. Основні генетичні оператори для відтворення МГУАНМ

Описане в попередньому розділі геномне представлення МГУАНМ зручне для створення найбільш важливих генетичних операторів, а саме кросинговеру та мутації. Так, оператор кросинговеру для двох окремих особин здійснюється шляхом обміну хвостів двох хромосом з випадково обраної точки, як показано на рис. 3. Слід зазначити, що така випадкова точка вибирається з множини $\{2^1, 2^2, \dots, 2^{n_l}\}$, де n_l – кількість прихованих шарів хромосоми з меншою довжиною. На рис. 4 цей приклад застосування оператора

кросинговеру візуалізовано більш детально у вигляді фрагментів архітектури нейронів.

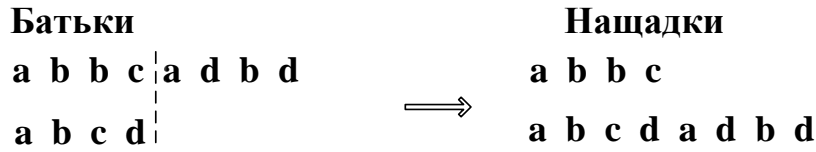


Рис.3. Оператор кросинговеру для хромосом двох простих МГУАНМ

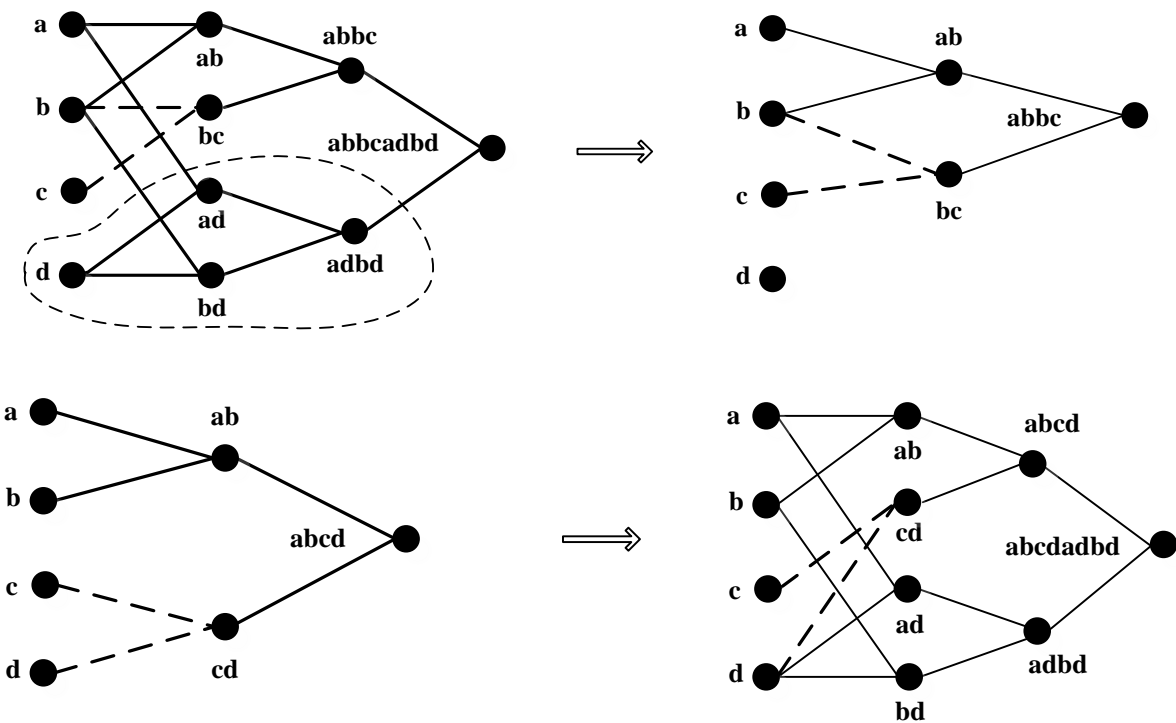


Рис. 4. Оператор кросинговеру для структур двох простих МГУАНМ

Операція мутації легко виконується шляхом заміни однієї або більше букв у хромосомі на інші можливі букви, наприклад, *abbcadbd*, на *adacadb*. Слід зазначити, що такі еволюційні операції є прийнятними за умови створення дійсних хромосом, тому вони повторюються до тих пір, поки буде створена дійсна хромосома.

У випадку загальної МГУАНМ оператор кросинговеру також здійснюється шляхом обміну хвостів двох хромосом з випадково обраної точки, як показано на рис. 5. Проте така точка може бути обрана тільки з набору $\{2^1, 2^2, \dots, 2^{n_l+1}\}$, де n_l – кількість шарів хромосоми з меншою довжиною.

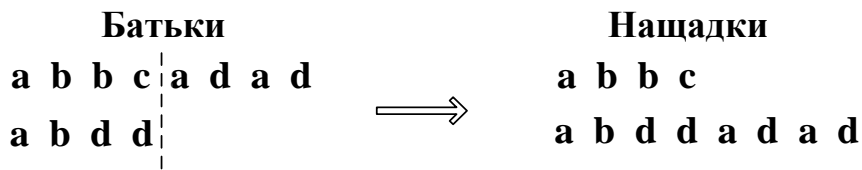


Рис. 5. Оператор кросинговеру для двох хромосом загальної МГУАНМ

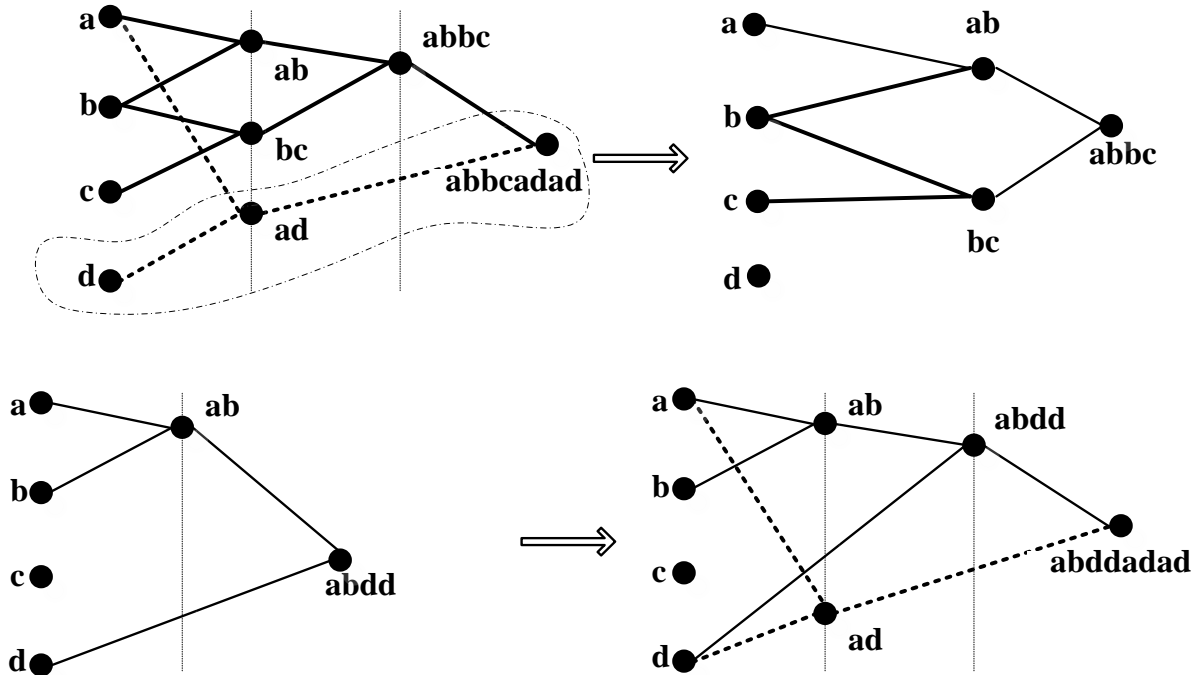


Рис. 6. Оператор кросинговеру для двох структур загальних МГУАНМ

З рис. 5 і 6 видно, що в результаті операції кросинговеру здійснюється обмін інформацією будівельних блоків загальних МГУАНМ. Крім того, така операція може також створювати різну довжину хромосом, що призводить до різних розмірів структур загальних МГУАНМ.

Операція мутації виконується так само, як і у випадку простих МГУАНМ.

5. Приклади застосування МГУАНМ-ГА

У даному розділі приведено деякі приклади успішного застосування гібридів МГУАНМ–ГА для розв’язання актуальних нині задач.

1. Птахівництво. Прогнозування впливу концентрації поживних речовин кормів на продуктивність птиці є дуже важливою проблемою птахівництва. Успішне її розв’язання дозволить зменшити витрати виробництва та досягти оптимальної продуктивності у виробничих системах птахівництва. Для оцінки кормів і визначення їхньої енергетичної цінності (калорійності) використовують різні показники. Одними з найбільш вагомих таких показників є індекс продуктивності:

$$PI = L \times LW \times 10 / FCR \times t,$$

де L – збереження курчат (%), LW – жива маса (кг), FCR – коефіцієнт перетворення корму, t – кількість днів вирощування.

Цей індекс суттєво залежить від концентрацій поживних речовин кормів, зокрема їх амінокислотного складу. В роботі [10] гібрид 3_МГУАНМ-ГА використовується для моделювання залежності індексу продуктивності курчат-бройлерів від рівня енергії метаболізму (ккл\кг), процентного вмісту Лізину – амінокислоти, що входить до складу білків, та Метіоніну – амінокислоти, що входить до складу ферментів та всіх тканин.

ГА використовується для пошуку оптимальної структури 3_МГУАНМ. Параметри квадратичних поліномів оцінюються за допомогою SVD.

2. Рослинництво. Моделювання і прогнозування врожайності пшениці залежно від рівня мікроелементів у добривах є важливою проблемою. Пшениця поставляє більше 45% білка і 55% від необхідної калорійності в організмі людини. Враховуючи нерівномірне збільшення чисельності населення в світі постає проблема забезпечення його продуктами харчування. Збалансовані добрива і мікроелементи, стають дефіцитним по всьому світу. Найбільш важливими дефіцитними мікроелементами є цинк і залізо, що мають великий вплив на урожайність пшениці. Для підвищення врожайності пшениці необхідним є збалансоване використання мікроелементних добрив.

В роботі [14] моделювання залежності врожайності озимої пшениці від рівня цинку і заліза в ґрунті здійснювалося за допомогою гібридного алгоритму 3_МГУАНМ-ГА. Коефіцієнти квадратичних поліномів 3_МГУАНМ оцінюються за допомогою SVD.

3. 3D друкування. У процесі 3D друку важливим є збалансування естетичної привабливості вироблених продуктів з їх надійністю, зокрема, міцністю на розрив. При цьому необхідно зменшувати кількість відходів та матеріалів для друку, кількість технологічних процесів і необхідних ресурсів, що дозволить пришвидшити і оптимізувати процедуру друку. Метод пошарового наплавлення є одним з найпоширеніших методів 3D-друку, де тривимірний об'єкт створюється шляхом накладання послідовних шарів матеріалу ефективним чином, що сприяє виготовленню об'єктів дуже складної геометрії. Механічні властивості адитивних частин, побудованих в процесі друку головним чином залежать від правильного регулювання параметрів друку, установлених під час виготовлення.

В роботі [19] гібридна структура МГУАНМ-ГА використовувалася для прогнозування розривної міцності між шарами, утвореними в процесі пошарового наплавлення залежно від п'яти вхідних параметрів: товщини шару, орієнтації частини, кута повороту растра, ширини растра і повітряного прошарку. ГА використовувався для оптимізації структури мережі.

4. Будівництво. Моделювання та прогнозування деформацій бетону залежно від його видержування дозволяє швидко оцінити якість бетону і вирішити чи продовжувати будівництво. Контроль якості бетону проводиться в три етапи: контроль властивостей складових (вода, цемент і заповнювачі),

випробування на свіжому та затверділому бетоні на стискання, розтяг, вигин і міцність. Міцність на стиск бетону визначається експериментально для зразків різного терміну видержування: 7, 28 і 42-днів для прийняття остаточного рішення щодо його подальшого використання.

В роботі [15] гібрид 3_МГУАНМ-ГА використовується для моделювання та прогнозування міцності на стиск 42-денного затверділого бетону залежно від міцності на стиск 7-денного та 28-денного бетону. ГА використовувався для оптимізації структури мережі, параметри поліномів оцінювалися МНК.

5. Енергетика. Зменшення обсягів використання викопного палива є актуальною світовою проблемою. Багато досліджень нині спрямовані на пошуки способів використання альтернативних ресурсів енергії і розробку екологічно чистих систем перетворення енергії. Однією з таких систем є зовнішній двигун внутрішнього згоряння Стірлінга, який може виробити електроенергію з високою тепловою ефективністю.

Для перетворення енергії, він може генерувати електричну енергію з високим тепловим ККД, що екологічно вигідно і може послабити викиди CO₂ від спалювання. Двигуни Стірлінга використовують процеси розширення і стиснення рідини (наприклад, газів, так як водень, гелій і повітря).

В роботі [25] гібрид 3_МГУАНМ-ГА використовуються для прогнозування потужності двигуна Стірлінга на основі таких вхідних параметрів, як температура гарячої робочої рідини, тиск та паливо. ГА використовуються для оптимізації структури мережі. Для визначення оптимальних коефіцієнтів квадратичних поліномів застосовується SVD. Запропонований підхід виявив високий рівень надійності, продуктивності, стійкості з низьким ступенем невизначеності.

Висновок

Гібридизація МГУАНМ і ГА є сучасною сферою досліджень, що активно розвивається протягом останніх 15 років. У цьому огляді представлено наявні підходи до застосування ГА для проектування архітектури МГУАНМ, основою яких є багаторядний ітераційний алгоритм БІА МГУА. Розглянуто основні наявні способи кодування структур МГУАНМ. Показано спектр реальних проблем, які можуть бути успішно вирішені гібридними алгоритмами МГУАНМ-ГА. Це дає можливість визначити деякі напрями подальших досліджень, серед яких першочерговими є створення гібридних структур на основі алгоритмів МГУА, відмінних від ітеративних, а також пошук інших способів кодування структур МГУАНМ та відповідних генетичних операторів.

Література

1. *Computational intelligence in manufacturing handbook* / Edited by Jun Wang and Andrew Kusiak. – 2001. – 560 p.

2. Kasabov N., Erzegovezi L., Fedrizzi M., Beber A., Deng D. *Hybrid intelligent decision support systems and applications for risk analysis and prediction of evolving economic clusters in Europe.*// In N. Kasabov, editor, *Future directions for intelligent information systems and information sciences*, Springer Verlag, – 2000. – P. 347–372.
3. Yao X. *Evolving artificial neural networks* // *Proceedings of IEEE*. – 1999.– **87**, №9. – 1423-1447
4. Івахненко О.Г. *Метод групового урахування аргументів – конкурент методу стохастичної апроксимації* // *Автоматика*. – 1968. – № 3. – С. 58-72.
5. Anastasakis L., Mort N. *The development of self-organization techniques in modelling: a review of the group method of data handling (GMDH)* // *Research Report No. 813, Department of Automatic Control & Systems Engineering, The University of Sheffield, Mappin St, Sheffield, S1 3JD, United Kingdom, 2001.*
6. Vasechkina E.F., Yarin V.D. *Evolving polynomial neural network by means of genetic algorithm: some application examples* // *J. Complexity International*. – 2001.– **9**, №7. – P. 729-744.
7. Chang Y.-C., Chiu M.-C., Cheng M.-M. *Optimum design of perforated plug mufflers using a neural network and a genetic algorithm*// *Journal of Mechanical Engineering Science*. – 2009. – **223**. – P. 935-952.
8. Amanifard N., Nariman-Zadeh N., Farahani M.H., Khalkhali A. *Modelling of multiple short-length-scale stall cells in an axial compressor using evolved GMDH Neural Networks* // *Energy Conversion and Management*. – 2008. – 49. – P. 2588–2594.
9. Mottaghitlab M. *Genetic Algorithms and Group Method of Data Handling-Type Neural Networks Applications in Poultry Science.* // *Real-World Applications of Genetic Algorithms* (Edited by Olympia Roeva). – InTech, 2012. – 376 p.
10. Ahmadi H., Mottaghitlab M., Nariman-Zadeh N. *Group Method of Data Handling-Type Neural Network Prediction of Broiler Performance Based on Dietary Metabolizable Energy, Methionine, and Lysine* // *J. Appl. Poult. Res.* – 2007. – **16**, №4. – P. 494–501.
11. Mottaghitlab M., Faridi A., Darmani-Kuhi H., France J., Ahmadi H. *Predicting caloric and feed efficiency in turkeys using the group method of data handling-type neural networks* // *Poultry Science*. – 2010. – **89**, №6. – P. 1325-1331.
12. Bazrafshan A., Shabanpour M., Norouzi M., Fallahi S. *Mathematical model of soil cation exchange capacity using GMDH-type neural network and genetic algorithm* // *Agricultural Advances*. – 2014. – **3**, №4. – P. 111-123.
13. Seghatoleslami M. J., Mousavi G.R., Nezhad N. B., Nezhad H.B. *Prediction of Microelement Fertilizers for Wheat Yield Optimizing with GMDH-type Neural*

- Network* // Journal of Statistical Science and Application. – 2013. – **1**, №1. – P. 23-31.
14. Seghatoleslami M. J., Mousavi G.R., Nezhad N. B., Nezhad B. H. *Prediction of Microelement Fertilizers Mix for Optimize of Wheat Yield with GMDH-type Neural Network Model* // 2nd International Conference on Engineering Optimization, September 6 - 9, Lisbon, Portugal, 2010.
 15. Hamid-zadeh N., Jamali A., Nariman-zadeh N., Akbarzadeh H. *A Polynomial Model for Concrete Compressive Strength Prediction using GMDH-type Neural Networks and Genetic Algorithm* // Proceedings of the 5th WSEAS Int. Conf. on System Science and Simulation in Engineering. – 2006. – P. 13-18.
 16. Madandoust R., Ghavidel R., Nariman-zadeh N. *Evolutionary design of generalized GMDH-type neural network for prediction of concrete compressive strength using UPV* // Computational Materials Science. – 2010. – **49**, №3. – P. 556–567.
 17. Ghanadzadeh H., Ganji M., Fallahi S. *Mathematical model of liquid–liquid equilibrium for a ternary system using the GMDH-type neural network and genetic algorithm* // Applied Mathematical Modelling. – 2012. – **36**, №9. – P. 4096–4105.
 18. Ketabchi S., Ghanadzadeh H., Ghanadzadeh A., Fallahi S., Ganji M. *Estimation of VLE of binary systems (tert-butanol + 2-ethyl-1-hexanol) and (n-butanol + 2-ethyl-1-hexanol) using GMDH-type neural network* // J. Chem. Thermodynamics. – 2010. – **42**. – P. 1352–1355
 19. Onwubolu G. C., Rayegani F. *Characterization and Optimization of Mechanical Properties of ABS Parts Manufactured by the Fused Deposition Modelling Process* // International Journal of Manufacturing Engineering. – 2014. – P.1-13.
 20. Porkhial S., Salehpour M., Ashraf H., Jamali A. *Modeling and prediction of geothermal reservoir temperature behavior using evolutionary design of neural networks*. // Geothermics. – 2015. – **53**. – P. 320-327.
 21. Bagheri A, Nariman-Zadeh N., Babaei M., Jamali A. *Polynomial Modeling of a Controlled Rack-Stacker Robot Using GMDH-type Neural Networks and Singular Value Decomposition* // International Journal of Nonlinear Sciences and Numerical Simulation. – 2007. – **8**, №3, – P. 301-310.
 22. Fernández F.H., Lozano F.H. *GMDH algorithm implemented in the intelligent identification of a bioprocess* // ABCM Symposium Series in Mechatronics. – 2010. – 4. – P. 278-287.
 23. Kalantary F., Ardalan H., Nariman-Zadeh N. *An investigation on the S_u-N_{SPT} correlation using GMDH type neural networks and genetic algorithms* // Engineering Geology. – 2009. – **104**, №1-2. – P. 144-155.

24. Atashkari K., Nariman-zadeh N., Jamali A. *Turbulence Intensity Modelling of In-Cylinder Swirl Flow using Genetically/SVD Designed Polynomial Neural Network // International Review of Mechanical Engineering (IREME)*. – 2003. – **2**, – №3. – P. 392.
25. Ahmadi M. H., Ahmadi M. A., Mehrpooya M., Rosen M. A. *Using GMDH Neural Networks to Model the Power and Torque of a Stirling Engine // Sustainability*. – 2015. – **7**, №2. – P. 2243–2255.
26. Kokaneh S.P., Maghsoodian S., MolaAbasi H., Kordnaeij A. *Seepage evaluation of an earth dam using Group Method of Data Handling (GMDH) type neural network: A case study // Scientific Research and Essays January*. – 2013. – **8**, №3. – P. 120-127.
27. Ardalan H., Eslami A. *Shaft Resistance of Driven Piles Based on CPT and CPTu Results Using GMDH-type Neural Networks and Genetic Algorithms // The 12th International Conference of International Association for Computer Methods and Advances in Geomechanics (IACMAG)*. – 2008. – P. 1850-1858.
28. Sakaguchi A., Yamamoto T. *A Study on System Identification Using GA and GMDH Network // Proc. IEEE 29th Annu. Conf. (IECON'03)*. – 2003. – **3**, № 2-6. – P. 2387–2392.
29. Shooshpasha I., MolaAbasi H. *Prediction of Liquefaction Induced Lateral Displacements Using Polynomial Neural Networks and Genetic Algorithms // 15th World conference on earthquake engineering (15WCEE), LISBOA-PORTUGAL, 24-28 september, 2012*.
30. Zhang H., Liu X., Cai E., Huang G., Ding C. *Integration of dynamic rainfall data with environmental factors to forecast debris flow using an improved GMDH model // Computers and Geosciences*. – 2013. – **56**. – P. 23–31.
31. Abrishami H., Varahrami V. *Survey of a Rule Based Expert System for Gas Price Forecastin // World Applied Sciences Journal*. – 2012. – **16**, №4. – P. 493-500.
32. Abdalla T., Abdalla A., Dexon L. *Financial Prediction using Inductive Models // Basrah Journal of Science*. – 2013. – **31**, № 2. – P. 64-72.
33. Abbod M., Deshpande K. *Using Intelligent Optimization Methods to Improve the Group Method of Data Handling in Time Series Prediction // 8th International Conference on Computational Science: Advancing Science through Computation (ICCS2008), Krakow, Poland. – 2008, Part III. – P. 16-25*.
34. Shaverdi M., Fallahi S., Bashiri V. *Prediction of Stock Price of Iranian Petrochemical Industry Using GMDH-Type Neural Network and Genetic algorithm // Applied Mathematical Sciences*. – 2012. – **6**, №7. – P. 319- 332.
35. Nariman-Zadeh N., Darvizeh A., Ahmad-Zadeh G.R. *Hybrid genetic design of GMDH-type neural networks using singular value decomposition for modelling and prediction of the explosive cutting process // Proceedings of the Institution of*

- Mechanical Engineers, Part B: Journal of Engineering Manufacture. – 2003. – 217. – P. 779- 790.
36. Nariman-Zadeh, N., Darvizeh, A., Jamali, A., Moeini, A. *Evolutionary design of generalized polynomial neural networks for modelling and prediction of explosive forming process* // Journal of Materials Processing Technology. – 2005. – 164–165. – P. 1561–1571.
37. Varahrami V. *Application of genetic algorithm to neural network forecasting of short –term water demand* // International Conference on Applied Economics (ICOAE). – 2010. – P. 783-787.
38. Elattar E.E., Goulermas J.Y., Wu Q. H. *Generalized Locally Weighted GMDH for Short Term Load Forecasting* // Systems, Man, and Cybernetics, Part C: Applications and Reviews. – 2012. – 42, №3. – P. 345 – 356.
39. Pappas S., Ekonomou L. *Comparison of Artificial Intelligence Methods for Predicting the Time Series Problem* // Proceedings of the 6th WSEAS International Conference on Simulation, Modelling and Optimization, Lisbon. – 2006. – P. 22-24.
40. Samsudin R., Saad P., Shabri A. *Combination of Forecasting Using Modified GMDH and Genetic Algorithm* // International Journal of Computer Information Systems and Industrial Management Applications (IJCISIM). – 2009. – 1. – P. 170-176.
41. Salmalian K., Soleimani M., Rouhi S. *Fatigue life Modeling and Prediction of GRP Composites Using Multi-objective Evolutionary Optimized Neural Networks* // Int. J. Math. Models Methods Appl. Sci. – 2012. – 6, №1. – P. 1-10.
42. Ivakhnenko A. G. *Polynomial Theory of Complex Systems* // IEEE Trans. Syst. Man Cybern. – 1971. – SMC-1, № 4, – P. 364-378.
43. Madala H.R., Ivakhnenko A.G. *Inductive Learning Algorithms for Complex Systems Modelling*. // CRC Press Inc., Boca Raton, 1994. – 386 p.
44. Nariman-zadeh N., Darvizeh A., Darvizeh M., Gharababaei H. *Modelling of explosive cutting process of plates using GMDH-type neural network and singular value decomposition* // Journal of Materials Processing Technology. – 2002. – 128, № 1–3. – P. 80–87.
45. Goldberg D.E. *Genetic algorithms in search, optimization, and machine learning*. // Addison-Wesley, Reading, 1989. – 432 p.
46. Курейчик В.М. *Генетические алгоритмы и их применение*. – Таганрог: Изд-во Таганрогского РТУ, 2002. – 244 с.