

DOI: [10.32702/2307-2105-2022.5.96](https://doi.org/10.32702/2307-2105-2022.5.96)

УДК 338.560

*Т. І. Олійник,
к. е. н., доцент, завідувач кафедри економіки, підприємництва та управління
підприємствами, Дніпровський національний університет імені Олеся Гончара
ORCID ID: 0000-0003-1224-3790*

*К. А. Крупська,
бакалавр, Дніпровський національний університет імені Олеся Гончара
ORCID ID: 0000-0001-6485-840X*

ІНСТРУМЕНТИ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ У ФОРМУВАННІ ТА ЗБЕРЕЖЕННІ ТРУДОВОГО ПОТЕНЦІАЛУ ПРОМИСЛОВОГО ПІДПРИЄМСТВА

*T. Oliynyk
Doctor of Economic Sciences,
Professor of the Department of International Economics and World Finance,
Oles Honchar Dnipro National University
E. Krupskaya
Bachelor, Oles Honchar Dnipro National University*

INSTRUMENTS OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN THE FORMATION AND PRESERVATION OF LABOR POTENTIAL OF INDUSTRIAL ENTERPRISE

В статті сформовано основу використання технологій і моделей штучного інтелекту в процеси формування і збереження трудового потенціалу промислових підприємств. Було охарактеризовано базові якості корпоративних «споживачів» інтелектуального капіталу та технології штучного інтелекту, надано докази панівного носія інтелекту зі сторони персоналу компанії, який є базовим середовищем формування алгоритмів та участі в робочих процесах забезпечених обраною моделлю штучного інтелекту. Було розроблено модель інтегрованої системи «спільної діяльності» персоналу підприємства, в основу якої покладено інтегровану взаємодію бізнес-процесів підприємств і носіїв інтелектуального капіталу. Проведено синтез нейро-нечітких моделей когнітивних агентів, наділених ментальними і інтенційними характеристиками. Визначено особливості процедур фузифікації і дефузифікації в робочих процесах, запропоновано систему нейро-нечітких сигналів у формуванні та збереженні трудового потенціалу промислового підприємства.

The article forms the basis for the use of technologies and models of artificial intelligence in the processes of formation and preservation of labor potential of enterprisers. The basic qualities of corporate "consumers" of intellectual capital and artificial intelligence technology were described, evidence of the dominant bearer of intelligence by the enterprise staff, which is the basic environment for developing algorithms and participation in work processes provided by the selected model of artificial intelligence. A model of an integrated system of "joint activities" of the company's staff was developed, which is based on the integrated interaction of business processes

in the company and carriers of intellectual capital. The methodology of creation of the integrated system of artificial intelligence on the basis of algorithmic rules of the subject-oriented orientation on "joint activity" is offered. The synthesis of neuro-fuzzy models of cognitive agents endowed with mental and intentional characteristics is carried out. Peculiarities of fusification and diffusion procedures in work processes are determined, a system of neuro-fuzzy signals in the accumulation of intellectual capital is proposed. An intellectual model for calculating the cognitive quality of intellectual capital of the enterprise has been developed.

We believe that the algorithm for learning the neural network of formation and preservation of labor potential within the backpropagation procedure requires a sample consisting of many mutually corresponding pairs of "input and output images - vectors". Many instructive sample pairs are created within the company's personnel policy. A distinctive feature of the algorithm for the formation and preservation of labor potential is the transformation of weights and connections between neurons on the basis of the mechanism of self-organization.

For some companies as a whole, there is a chance to move forward with innovative development. First of all, it is in those countries that have a strong scientific, educational and intellectual potential, entrepreneurs and professionals whose ability to quickly adapt, learn and retrain, use their knowledge and skills to realize themselves in new conditions.

Ключові слова: *трудо́вий потенціал, промислове підприємство, штучний інтелект, модель спільної діяльності, персонал, інтелектуальний капітал, нейро-нечітка модель, функція приналежності, нечіткий регулятор.*

Keywords: *labor potential, industrial enterprise, artificial intelligence, joint activity model, personnel, intellectual capital, neuro-fuzzy model, membership function, fuzzy regulator.*

Вступ та постановка проблеми. У другій половині ХХ століття світова економічна система вступила в нову стадію свого розвитку. Поворотний етап історії, насичений процесами трансформації, регіоналізації, інтеграції і глобалізації господарських систем, висуває імперативи в ефективному і гармонійному використанні трудових ресурсів. Його специфічною рисою стала зміна ролі чинників, що беруть участь в процесі суспільного виробництва. Це обумовлено основними відносинами в системі «природа-праця-суспільство», що включають трудовий потенціал людський, технічний, природний, інституціональний, організаційний, інформаційний чинники, в умовах інформаційної економіки набуваючи нові форми капіталу. В епоху глобалізації змінюється і предмет праці акценти людської діяльності зміщуються з перетворення природи до формування та збереження трудового потенціалу промислового підприємства. Сучасні промислові підприємства будь-якого рівня і профілю економічної діяльності стикаються із завданням забезпечення безперервного навчання і інтелектуальної адаптації свого персоналу, що ініціюється відмінностями у функціонуванні соціальних середовищ розробників технічних засобів і їх користувачів на основі моделей штучного інтелекту. Саме ці фактори і обумовлюють актуальність поточного дослідження.

Аналіз останніх досліджень та публікацій. Питання практичних і цифрових технологій формування та збереження трудового потенціалу сучасних промислових підприємств висвітлюються в роботах таких вітчизняних і зарубіжних вчених як: В. Антонюк, В. Бугас, Дж. Ванг, Р. Гілард-Башрач, Т. Гітіс, Д. Джінесті, С. Дірікан, М. Коваль, А. Кріжевський, С. Маглетон, П. Маєрс, Л. Марценюк, М. Уотерс, Н. Шура. При цьому досить цікавими і перспективними є дослідження поєднання інструментів управління штучним інтелектом і практик формування трудового потенціалу на рівні підприємства. Ці напрямки є мало дослідженими або сильно диференційованими згідно класичних підходів в менеджменті підприємств і організацій.

Метою дослідження є визначення практичних точок введення технологій штучного інтелекту в практику формування та збереження трудового потенціалу промислових підприємств.

Результати дослідження. Розглядаючи різні складові поняття «Трудовий потенціал» як джерела якісних зрушень в економічному розвитку промислового підприємства, можна зробити висновок, що еволюція категорії відбиває глибокі зміни змісту усієї системи економічних понять, в центрі якої розташований працівник як головна продуктивна сила. Економічний аспект, у свою чергу, означає результативність, ефективність діяльності самого підприємства і відповідний підхід з цих позицій до усіх якостей працівника. Первинні аксіоматичні складові «трудоного потенціалу» – це потреби і праця, результати і витрати. Уявлення про їх порівняння, тобто поняття ефективності, спочатку закладено в самій основі даної економічної категорії [1].

Еволюція змісту праці в умовах інноваційних змін обумовила трансформацію моделі зайнятості у напряму використання нестандартної форм зайнятості, підвищення гнучкості та мобільності персоналу.

Пріоритетного значення поступово набула творча, креативна праця, яка передбачає не тільки оволодіння професійними знаннями та навичками, але й систематичне їх оновлення. Високотехнологічні галузі в економічно розвинених економіках потребують ініціативних та освічених працівників, тоді як отримання конкурентних переваг інноваційного характеру можливе на основі залучення країни до єдиного інформаційного простору (за рахунок розширення доступу до Інтернет-технологій, розвитку інформаційно-комунікативних технологій) [2, с. 21-22]. Характерні риси сучасної моделі формування та збереження трудового потенціалу представлені на рисунку 1.

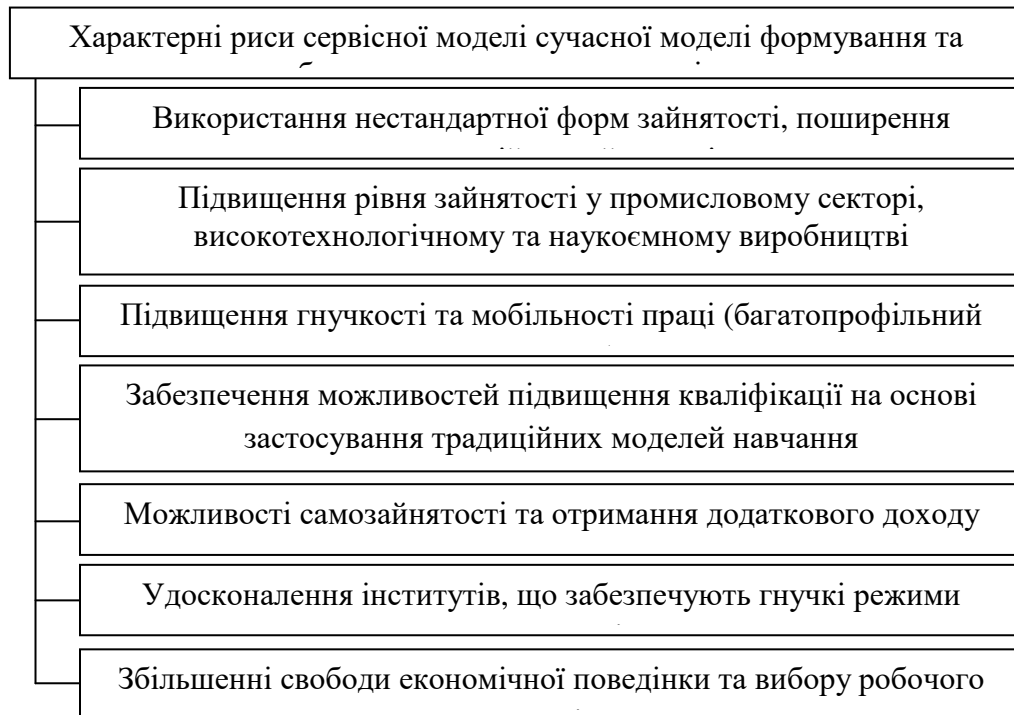


Рис. 1. Характерні риси сучасної моделі формування та збереження трудового потенціалу по відношенню до промислового підприємства*
(побудовано авторами за даними [3,4])

Враховуючи використання нових форм збереження трудового потенціалу та розвиток технологічних нововведень в умовах четвертої промислової революції, варто виділити наступні результати трансформацій ринку праці та їх позитивні та негативні наслідки (табл. 1).

Таблиця 1.
Позитивні та негативні наслідки трансформацій ринку праці у умовах формування та збереження трудового потенціалу національних підприємств*

Результат трансформації	Позитивні наслідки	Негативні наслідки
1. Нові форми організації праці, наприклад фріланс	Зручний графік роботи, самостійне планування робочого часу, можливість працювати у будь-якій країні, не виходячи з дому, чи з будь-якого місця без обов'язкової присутності в організації роботодавці	Самодисципліна, нестабільність прибутків, відсутність соціальних гарантій, витрати на облаштування робочого місця, постійний пошук замовлень, відсутність живого спілкування з колегами
2. Штучний інтелект в управлінні	Підвищення якості управлінських рішень, швидкість реагування	Безробіття інтелектуальних працівників. Психологічні проблеми людей унаслідок того, що рішення приймають машини, можливість конфліктів людина – машина
3. Електронне врядування	Спрощення комунікацій із представниками влади, швидке реагування на запити, контроль влади, зменшення суб'єктивізму	Зростання вимог до володіння телекомунікаційними технологіями, розшарування людей за ступенем володіння ними і відповідно доступом до влади. Зростання вимог до представників влади, їх комунікативності та адаптивності до змін. Проблеми інформаційної безпеки

4. Різке прискорення технологічних змін	Затребуваність креативних творчих працівників	Різке скорочення часу на перенавчання, що стає перманентним. Функціональне безробіття насамперед працівників низької кваліфікації
5. Автоматичні безлюдні заводи, до яких через Інтернет підключені продукти, які вони виробляють, та їх споживачі	Зниження собівартості, підвищення продуктивності, адаптивне виробництво і логістика, повернення виробництва до розвинених країн	Зростання безробіття, необхідність узгодження протоколів обміну даними і «мов» різних видів техніки у засобів комунікації, проблеми інформаційної безпеки
6. Інтернет-бізнес (інтернет-торгівля, віртуальні підприємства тощо), що розглядаються як єдина система	Спрощення та оптимізація процесів, економія часу, гнучкість і адаптивність до змін умов зовнішнього середовища	Зменшення попиту на стандартні форми праці
7. Відкриті навчальні on-line-курси	Доступ до якісної освіти, швидка адаптація навчальних курсів до потреб ринку, можливість підвищення кваліфікації працівника без відриву від виробництва	Зникнення багатьох закладів освіти, що не встигнуть чи не зможуть трансформуватися, підвищення тимчасового безробіття серед науковців та педагогічних працівників

** побудовано авторами за даними [5,6,7]*

Таким чином, трансформація ринків праці під впливом четвертої промислової революції має як позитивні, так і негативні наслідки для формування та збереження трудового потенціалу підприємств. Для окремих підприємств у цілому з'являється шанс, пов'язаний із переходом на шлях випереджаючого інноваційного розвитку [8, с. 20-21]. Основними негативними наслідками, що прямо впливають на трудовий потенціал варто виділити безробіття та соціальний розрив у структурі зайнятих.

Ми вважаємо, що алгоритм навчання нейронної мережі формування і збереження трудового потенціалу в межах процедури зворотного поширення вимагає наявності вибірки, що складається з безлічі взаємно відповідних пар «вхідних і вихідних образів - векторів». Безліч пар повчальної вибірки створюється в межах кадрової політики компанії. Відмінною рисою алгоритму формування і збереження трудового потенціалу є перетворення вагів і зв'язків між нейронами на основі механізму самоорганізації. У теж час існують особливі нейронні мережі, для яких принцип накопичення не можна трактувати як сумування окремих навичок або досвіду персоналу [9, с. 597]. У таких мережах розрахунок вагів синапсів виконується на основі інформації про оброблювані дані і, тільки одного разу, на первинному етапі налаштування параметрів мережі. Далі алгоритм накопичення мережі зводиться саме до цього розрахунку. Фактично така мережа запам'ятовує зразки до того, як на її вхід поступають реальні дані, і не може змінювати свої параметри. Прикладами таких мереж ми вважаємо мережу Хопфільда і мережа Хеммінга, які є мережами «моделі спільної діяльності» і чітко вписуються у процеси нематеріальної взаємодії між компанією та її персоналом [10].

Серед різних конфігурацій штучних нейронних мереж зустрічаються такі, при класифікації яких за принципом розвитку, строго кажучи, не підходять ні саморозвиток ні розвиток в межах окресленої програми. У таких мережах вагові коефіцієнти синапсів розраховуються тільки одного разу перед початком функціонування мережі на основі інформації про оброблювані дані, і усе навчання мережі зводиться саме до цього розрахунку. З мереж з подібною логікою роботи найбільш відомі мережа Хопфільда і мережа Хеммінга, які зазвичай використовуються для організації формування та збереження трудового потенціалу промислового підприємства [10]. Структурна схема мережі Хопфільда наведена на рисунку 2.

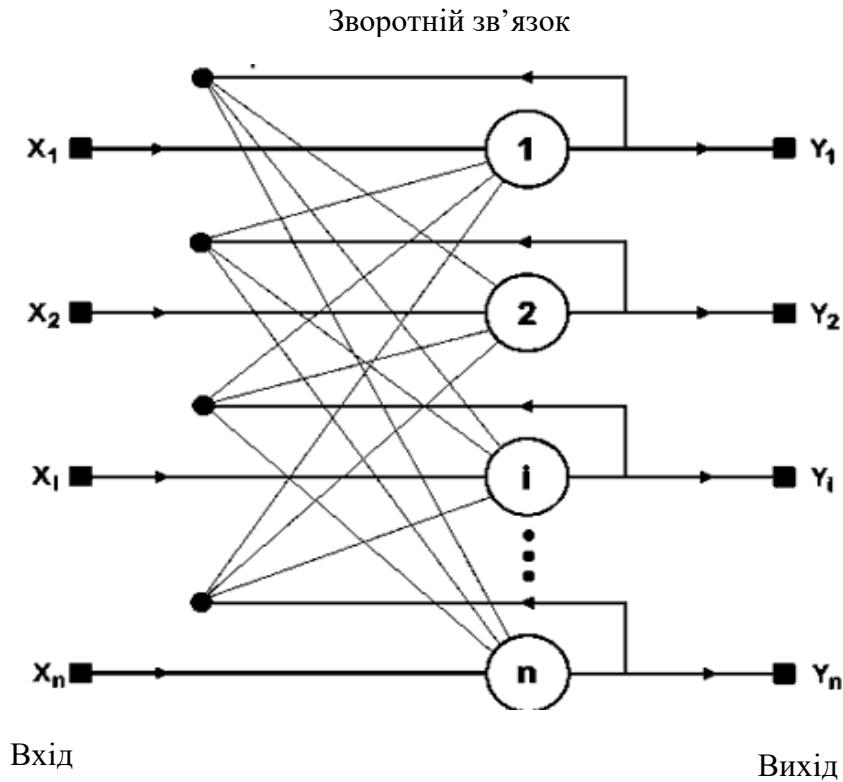


Рис. 2. Структурна схема мережі Хопфілда*
** побудовано авторами за даними [10]*

Вона складається з єдиного шару нейронів, число яких є одночасно числом входів і виходів мережі. Кожен нейрон пов'язаний синапсами з усіма іншими нейронами, а також має один вхідний синапс, через який здійснюється введення сигналу. Вихідні сигнали, як завжди, утворюються на аксонах [10].

Завдання, що вирішується цією мережею в якості «моделі спільної діяльності», як правило, формулюється наступним чином. Відомий деякий набір двійкових сигналів (зображень, звукових оцифрувань, інших даних, що описують деякі об'єкти або характеристики процесів), які вважаються зразковими. Мережа повинна уміти з довільного неідеального сигналу, поданого на її вхід, виділити («згадати») за частковою інформацією відповідний зразок (якщо такий є) або «дати інформацію» про те, що вхідні дані не відповідають жодному із зразків [11]. У загальному випадку, будь-який сигнал може бути описаний вектором:

$$X = \{ x_i; i=0...n-1 \}, \quad (1)$$

n - кількість нейронів в мережі і розмірність вхідних і вихідних векторів.

Кожен елемент x_i дорівнює або «+1», або «-1». Позначимо вектор, k , що описує, i -й зразок, через X_k , а його компоненти, відповідно, x_i^k , $k=0...m-1$, m - число зразків. Коли мережа розпознає (чи «згадає») який-небудь зразок з основі пред'явлених їй даних, її виходи міститимуть саме його, тобто $Y = X_k$, де Y - вектор вихідних значень мережі:

$$Y = \{ y_i; i=0,...n-1 \}. \quad (2)$$

Інакше, вихідний вектор не співпадає з жодним зразковим. Якщо, наприклад, сигнали є деякими зображеннями, то, відобразив в графічному виді дані з виходу мережі, можна буде побачити картинку, яка повністю співпадає з однією із зразкових (у разі успіху) або ж «вільну імпровізацію» мережі (у разі невдачі). На стадії ініціалізації мережі вагові коефіцієнти синапсів встановлюються наступним чином:

$$w_{ij} = \begin{cases} \sum_{k=0}^{m-1} x_i^k \times x_j^k, & i = j; \\ 0, & \text{if } i \neq j \end{cases} \quad (3)$$

В моделі i і j - індекси, відповідно, пресинаптичного і постсинаптичного нейронів; x_i^k , x_j^k - i -й і j -й елементи вектору k -го зразка.

Алгоритм функціонування мережі наступний (p - номер ітерації):

1. На входи мережі подається невідомий сигнал. Фактично його введення здійснюється безпосередньою установкою значень аксонів:

$$y_i(0) = x_i, i = 0...n-1, \quad (4)$$

тому позначення на схемі мережі входних синапсів в явному виді носить чисто умовний характер. Нуль в дужці праворуч від y_i означає нульову ітерацію в циклі роботи мережі.

2. Розраховується новий стан нейронів в мережі:

$$s_j(p+1) = \sum_{i=0}^{n-1} w_{ij} \times y_i(p), \quad j=0 \dots n-1 \quad (5)$$

і нові значення аксонів в мережі :

$$y_i(p+1) = f[s_j(p+1)] \quad (6)$$

де f - активаційна функція у вигляді стрибка, наведена на рисунку 8.

3. Перевірка, чи змінилися вихідні значення аксонів за останню ітерацію. Якщо так - перехід до пункту 2, інакше (якщо виходи стабілізувалися) – кінець операцій [12, с. 1099]. При цьому вихідний вектор є зразком, що якнайкраще поєднується з входніми даними.

Як говорилося вище, іноді мережа не може провести розпізнавання і видає на виході неіснуючий образ. Це пов'язано з проблемою обмеженості можливостей мережі. Для мережі Хопфілда кількість образів m , що запам'ятовуються, не повинна перевищувати величини, яка приблизно дорівнює $0.15 \cdot n$. Крім того, якщо два образи A і B сильно схожі, вони, можливо, викликають у мережі перехресні асоціації, тобто пред'явлення на входи мережі вектору A призведе до появи на її виходах вектору B і навпаки.

Коли немає необхідності, щоб мережа в явному виді видавала зразок, тобто досить, скажімо, отримувати номер зразка, асоціативну пам'ять успішно реалізує мережа Хеммінга. Ця мережа характеризується, в порівнянні з мережею Хопфілда, меншими витратами на пам'ять і об'ємом обчислень, що стає очевидним з її структури (рис. 3.).

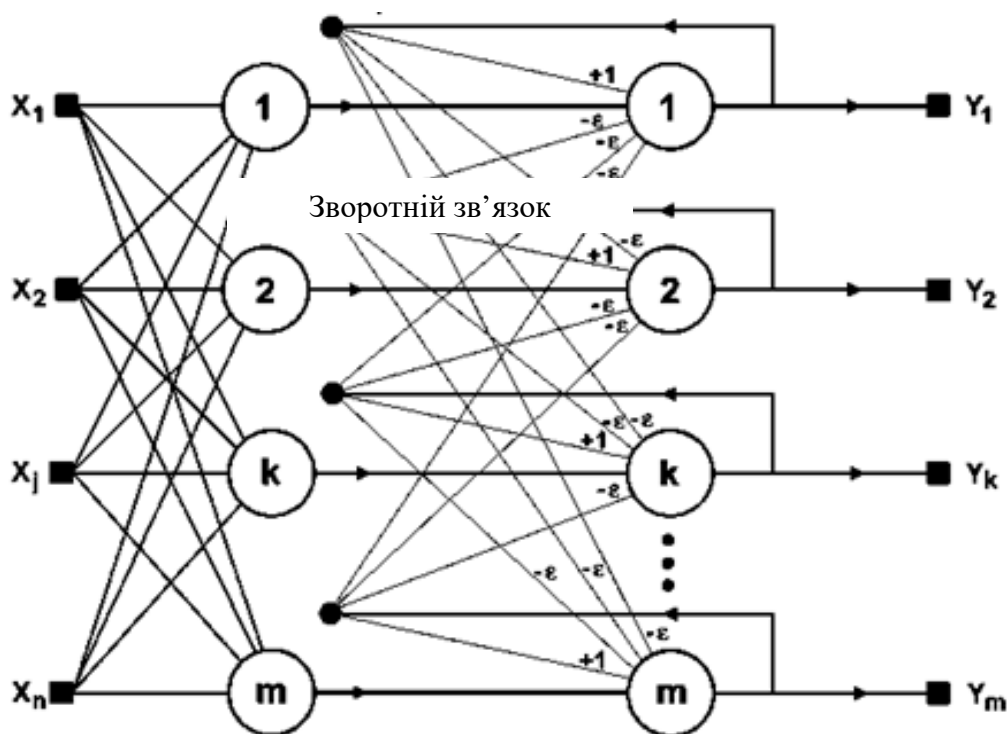


Рис. 3. Структурна схема мережі Хеммінга
* побудовано авторами за даними [12]

Вхід 1 шар

2 шар

Вихід

Мережа складається з двох шарів. Перший і другий шари мають по m нейронів, де m - число зразків. Нейрони першого шару мають по n синапсів, сполучених з входами мережі (що утворюють фіктивний нульовий шар). Нейрони другого шару пов'язані між собою інгібіторними (негативними зворотними) синаптичними зв'язками. Єдиний синапс з позитивним зворотним зв'язком для кожного нейрона сполучений з його ж аксоном [13].

Ідея роботи мережі полягає в знаходженні відстані Хеммінга від тестованого образу до усіх зразків. Відстанню Хеммінга називається число бітів, що відрізняються, в двох бінарних векторах. Мережа повинна обрати зразок з мінімальною відстанню Хеммінга до невідомого входного сигналу, внаслідок чого буде

активізований тільки один вихід мережі, що відповідає цьому зразку. На стадії ініціалізації ваговим коефіцієнтам першого шару і порогу активаційної функції привласнюються наступні значення:

$$w_{ik} = \frac{x_i^k}{2}, i=0...n-1, k=0...m-1 \quad (7)$$

де:

x_i^k - i -й елемент k -го зразка.

Вагові коефіцієнти гальмівних синапсів в другому шарі беруть рівними деякій величині $0 < e < 1/m$. Синапс нейрона, пов'язаний з його ж аксоном має вагу «+1».

Алгоритм функціонування мережі Хеммінга наступний:

1. На вході до мережі подається невідомий вектор $X = \{x_i; i=0...n-1\}$, виходячи з якого розраховуються стани нейронів першого шару (верхній індекс в дужках вказує номер шару):

$$y_j^{(1)} = s_j^{(1)} = \sum_{i=0}^{n-1} w_{ij} \times x_i + T_j, j=0...m-1 \quad (8)$$

Після цього отриманими значеннями ініціалізувалися значення аксонів другого шару:

$$y_j^{(2)} = y_j^{(1)}, j = 0...m-1 \quad (9)$$

2. Обчислюються нові стани нейронів другого шару:

$$s_j^{(2)}(p+1) = y_j(p) - \varepsilon \sum_{k=0}^{m-1} y_k^{(2)}(p), k \neq j; j=0...m-1 \quad (10)$$

і значення їх аксонів:

$$y_j^{(2)}(p+1) = f[s_j^{(2)}(p+1)], j=0...m-1 \quad (11)$$

Активаційна функція f має вигляд порогу (рис. 3.), причому величина F має бути досить великою, щоб будь-які можливі значення аргументу не призводили до насичення.

3. Перевірити, чи змінилися виходи нейронів другого шару за останню ітерацію. Якщо так - перейди до кроку 2. Інакше – «кінець».

З оцінки алгоритму видно, що роль першого шару дуже умовна: скориставшись один раз на кроці 1 значеннями його вагових коефіцієнтів, мережа більше не звертається до нього, тому перший шар може бути взагалі виключений з мережі (замінений на матрицю вагових коефіцієнтів). У реальній ситуації мережа піддаватиметься діям, що постійно змінюються; вона може ніколи не побачити один і той же вектор двічі. При таких обставинах мережа часто не буде накопичувати інтелектуальний капітал або знання; вона безперервно змінюватиме свої ваги, не досягаючи задовільних результатів. Більше того, відомі приклади мережі [14, 208], у якій тільки чотири вектори, що пред'являються циклічно, примушують ваги мережі змінюватися безперервно. В цьому випадку процес формування і збереження трудового потенціалу належить до категорії процесу, що не сходиться.

Адаптивні ваги зв'язків кодують очікувані стимули, що формуються в процесі формування і збереження трудового потенціалу. Ці стимули визначають базис для реалізації процедури порівняння сигналів на сенсорних входах з очікуваними стимулами і активують нейрони першого шару за відсутності вхідних сигналів, що передаються від низу до верху. До початку процедури порівняння якщо нейрон першого шару отримує досить великий сигнал, що йде від низу до верху, то він генеруватиме вихідний сигнал. При порівнянні нейрон стає активним, якщо він отримує як сигнали, що йдуть від низу до верху, так і сигнали, що йдуть зверху вниз. З іншого боку, активність нейрона пригнічується, якщо на нього приходить невеликий або нульовий сигнал, що йде зверху вниз, навіть за наявності великого сигналу, що йде від низу до верху. Обробка інформації ініціюється зв'язками, що йдуть зверху вниз, і зводиться до посилення деяких ознак стимулу (при пригніченні інших). Це дозволяє сфокусувати увагу на інформації, яка відповідає очікуванням [15]. В результаті відбувається відбір (вибір) необхідної інформації з потоку сенсорних сигналів за умови збереження вже сформованої до цього моменту пам'яті, іншими словами відбувається формування і збереження трудового потенціалу (рис. 4.).

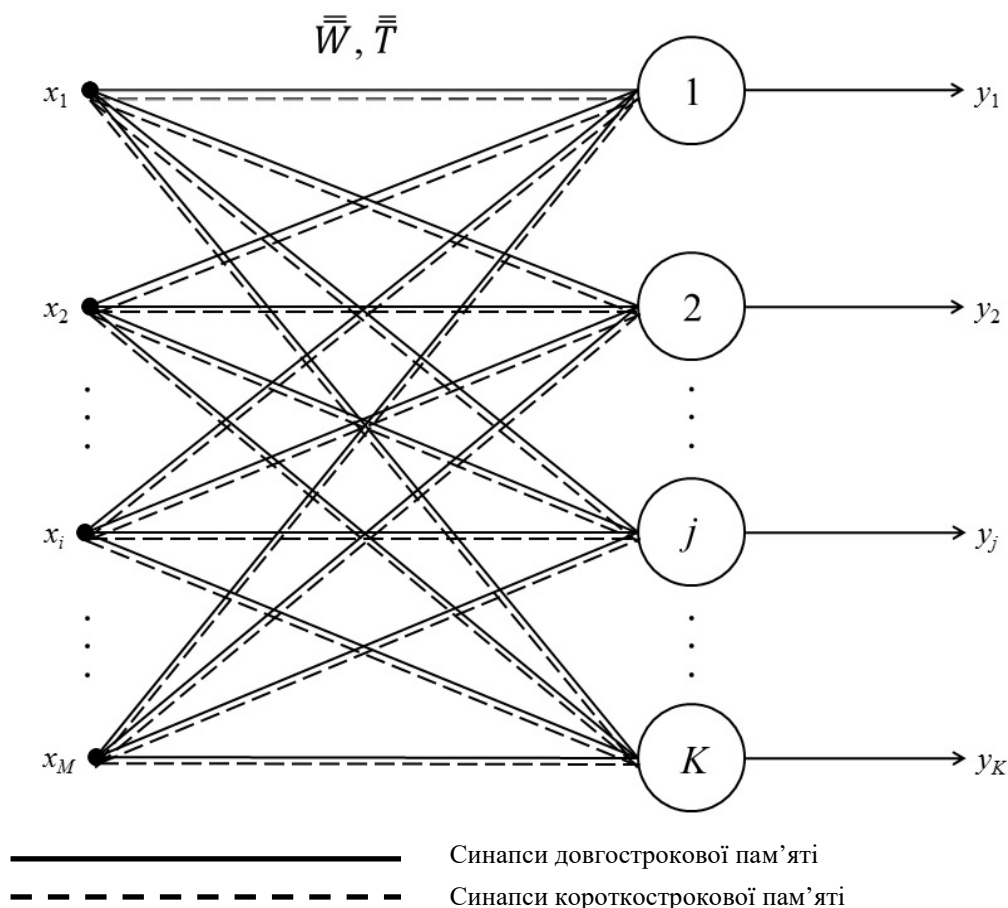


Рис. 4. Структура нейронної мережі АРТ при формуванні і збереженні трудового потенціалу підприємства*

** побудовано авторами за даними [14, 15]*

Таким чином, зв'язки, що йдуть зверху вниз, дозволяють розв'язати проблему стабільності-пластичності шляхом відповідного фокусування уваги і запобігання ерозії сформованої пам'яті в результаті дії на неї сторонніх сигналів. При цьому обробка інформації починається з того моменту, коли сенсорний вхід стимулює короткочасну пам'ять, систему уваги і систему орієнтування. Вхідний образ представляється у вигляді патерну активності в першому шарі короткочасної пам'яті. До тих пір, поки цей патерн схожий на патерн сенсорного входу, система орієнтування не діє в силу збалансованого впливу на неї збудливого сенсорного входу і гальмування від короткочасної пам'яті. Зв'язки, що йдуть від низу до верху і зберігають сліди довготривалої пам'яті (у вигляді вагових коефіцієнтів), впливають на елементи верхнього шару мережі, які кодують класи. Іншими словами, патерн короткочасної пам'яті в першому шарі активує в другому шарі той елемент, який представляє клас, що забезпечує найкращий збіг між цим патерном і характеристиками класу, записаними в довготривалій пам'яті.

Нейронна мережа досягає стану рівноваги, навчаючись виробленню правильних очікувань відносно зовнішніх стимулів за рахунок постійного порівняння цих очікувань із зовнішніми даними. Із викладеного робимо висновок, що зворотний зв'язок в нейронній мережі адаптивного резонансу служить для фокусування уваги при реалізації моделей зорового розпізнавання образів. Система уваги навчається формуванню класів і очікувань у відповідь на сенсорні вхідні сигнали. Проте управління увагою має бути гнучко пов'язане з вирішуваною задачею. Тому така мережа включає так звану систему орієнтування. Така додаткова система активується новими об'єктами і дозволяє системі уваги навчитися стійкому розпізнаванню цих об'єктів.

Представимо мережу Гроссберга з позиції штучного когнітивного аналізатора (дешифратора) образів. Розглянемо процедуру аналізу образів цією мережею. Помітимо, процедуру образного мислення, а, означає, штучного когнітивного мислення у рамках біонічного підходу, тобто когнітивного мислення штучною нейронною мережею. Визначивши назву процедури з позиції стороннього спостерігача, розглянемо механізми символної реалізації (символьного мислення) «усередині» мережі АРТ. Фактично вказана нейронна мережа реалізує алгоритм кластеризації. Причому зразком першого кластера вважається перший вхідний вектор. Усі подальші вхідні вектори порівнюються із зразком першого кластера. З точки зору завдання розпізнавання образів другий вхідний вектор може стати зразком другого кластера, якщо у рамках деякої метрики другий вектор значиміший, ніж перший вхідний вектор. Для усіх подальших вхідних векторів відбувається «вимір» значущості поточного вхідного вектору з наявними зразками кластерів. При цьому результатом виміру є або

новий кластер і зразок, що відповідає йому, або віднесення вхідного вектору до того або іншого кластера. В якості метрики може служити деяка величина відстані, що заздалегідь задається, між векторами, наприклад, у вигляді порогу [13].

Тоді когнітивний аналізатор у вигляді мережі АРТ визначає безліч абстрактних образів – зразків кластерів: вхідний вектор – набір ознак абстрактного образу, значення порогів - міра визначення безлічі таких абстрактних образів. В результаті сказаного вище звернемо увагу на важливий факт з позиції NFS. З урахуванням останнього зауваження приведемо аналіз мережі АРТ [14]. Мережа Гроссберга є модифікацією повнозв'язної мережі Хеммінга шляхом введення зворотних зв'язків від вихідних нейронів до вхідних. Вхідний вектор мережі Гроссберга може бути визначений як вихідний вектор мережі Кохонена. Коригування ваги нейрона Гроссберга робиться в наступному випадку: якщо відповідний вхід нейрона Гроссберга пов'язаний з нейроном Кохонена, що має ненульовий вихід. В цілому алгоритм функціонування штучного когнітивного аналізатора визначається наступними кроками [15, 16].

Крок 1. Ініціалізація прямих і зворотних синаптичних зв'язків.

Крок 2. Встановлення параметра пильності.

Крок 3. Завдання вхідного вектору (абстрактного образу).

Крок 4. Обчислення активності вихідних нейронів Гроссберга.

Крок 5. Визначення номера і вихідного нейрона-переможця.

Крок 6. Визначення тесту контролю приналежності вхідного образу до виділеного 1-го кластера. Якщо відмінність між двома образами не перевищує значення, визначене параметром пильності, то перехід до 8 кроку; інакше перехід до наступного кроку.

Крок 7. Вихідний нейрон Гроссберга, що переміг, «поглинає» вхідний вектор і видаляється з конкурентної боротьби. Подальші дії визначаються наступними умовами і кроками:

1) якщо існують ще у вихідному шарі нейрони, які не належать до категорії нейронів-переможців, то перехід до кроку 4;

2) якщо таких нейронів не існує, то необхідно зарезервувати вільний нейрон у вихідному шарі і зробити налаштування його синаптичних ваг у відповідності з вхідним чином;

3) якщо таких нейронів не існує, то необхідно видати повідомлення про неможливість ідентифікації образу.

Крок 8. Якщо відмінність між прямим і зворотним чином перевищує значення параметра пильності (див. крок 7), то нейрон, що переміг, визначає правильний клас для вхідного образу. Для поточного вхідного образу робиться налаштування прямих і зворотних зв'язків, вагові синаптичні значення яких характеризують інтегрований образ кластера [17].

Структурна схема архітектури нейронної мережі адаптивного резонансу представлена на рисунку 11. Вона призначена для обробки бінарних векторів і містить два шари нейронних елементів з повними зв'язками.

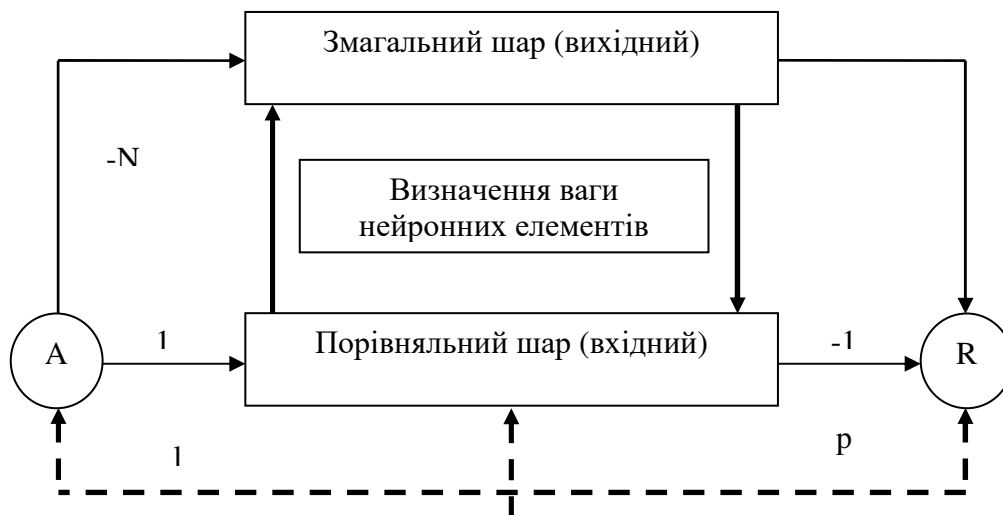


Рис. 5. Архітектура нейронної мережі адаптивного резонансу при формуванні і збереженні трудового потенціалу підприємства*

** побудовано авторами за даними [15]*

В результаті описаного вище механізму реалізується механізм «адаптивного резонансу» формування та збереження трудового потенціалу промислового підприємства. Суть його в наступному:

а) якщо вхідний образ схожий на один з образів, що раніше запам'ятали, то образ, що запам'ятав, змінюється в процесі формування і збереження трудового потенціалу так, щоб стати більш схожим на необхідний вхідний образ;

б) вектор, що запам'ятав, не змінюватиметься, якщо поточний вхідний образ не виявиться досить схожим на нього відповідно до деякого критерію схожості;

с) якщо вхідний образ «не схожий» на один з образів, що раніше запам'ятали, то даний образ не викликає реакції мережі.

В результаті кожен знову даний образ може швидко створювати додаткові класифікаційні категорії, залишаючи незмінними результати попереднього навчання і, тим самим, здійснюючи стабільність і пластичність нейронної мережі. Таким чином, нейронна мережа Гроссберга коректно розпізнає образ, що ніколи не проявлявся раніше, і реалізує біонічний принцип розпізнавання, подібний до процесу сприйняття людиною. Повчальний алгоритм коригує наявний прототип категорії подібності. Ступінь подібності контролюється параметром схожості k , де $0 < k < 1$, який пов'язаний також з числом категорій персоналу на підприємстві.

Висновки. Проведене дослідження можливості використання технології штучного інтелекту в проведенні обчислень критеріїв управління процесами накопичення формування та збереження трудового потенціалу промислового підприємства сформуло наступні результати та положення:

1. Доведено, що генетичний алгоритм дозволяє співвіднести (зв'язати, об'єднати) дії NFS і системи штучного інтелекту. Об'єкт в цьому випадку може бути частиною системи управління, по аналогії з неявно заданою функцією. Когнітивна модель дозволяє з'єднати суб'єктивні і об'єктивні декларативні знання, а також процедурні знання (дії) в межах концепції інтелектуального капіталу компанії. Представлені в статті викладки визначають загальну ідею і особливості побудови і функціонування когнітивної нейронної мережі для формування формуванні і збереженні трудового потенціалу підприємства/

Якщо побудови вершин-образів графа і зв'язків між ними є таким, що інтуїтивно розуміється з точки зору принципу навчання через завдання семантичної мережі, то питання налаштування параметрів нейронної мережі (вагів і порогів мережі) є досить складним і важливим. Процедура навчання когнітивної нейронної моделі є процедурою когнітивного стискування інформації про об'єкт відповідно до заданої повчальної вибірки на основі генетичних алгоритмів, що застосовуються до класу рекурентних мереж.

2. Доведено, що біонічні і когнітивні властивості мереж АРТ, як моделі обробки когнітивних образів, при формуванні уваги NFS дають основу вибору таких мереж в якості структурного елементу інтерфейсу для формування когнітивної якості управління NFS при його роботі з візуальною інформацією. Поєднання принципів побудови AI мереж та АРТ-мереж, дозволяє внести інтенціональні характеристики образного мислення персоналу компанії і, тим самим, ввести поняття «обчислювач когнітивної якості управління трудовим потенціалом».

4. Запропонована когнітивна нейро-нечітка модель дозволяє задавати лінгвістичні правила в нечіткій системі, дозволяє за допомогою AI мережі здійснити налаштування і перебудову візуального і символічного образу, а за допомогою АРТ-мережі визначити коректність втручання в процес класифікації або зміни образу-графа, вирішуючи тим самим задачу обчислення когнітивної якості формування та збереження трудового потенціалу промислового підприємства. Результат навчання і самонавчання, як штучного інтелекту, так і/або природного інтелекту, може служити мірою придатності (мірою оцінки) вибраного простору образів. Ступінь збігу абстрактних образів, що виділяються в процесі такого самонавчання відносно реальних образів, може служити оцінкою правильності вибору абстрактного простору при утворенні формуванні і збереженні трудового потенціалу підприємства.

Список використаних джерел.

1. Бугас В. В., Науменко О. М. Трудовий потенціал підприємства: сутність та структура. Ефективна економіка. 2018. № 1. – URL: <http://www.economy.nayka.com.ua/?op=1&z=6051> (дата звернення: 02.05.2022).
2. Антонюк В. П. Динаміка кількісних і якісних характеристик трудового потенціалу промисловості як загроза її модернізації. Економіка і організація управління. 2016. № 3. С. 19-28.
3. Марценюк Л. В. Розвиток трудового потенціалу як основний елемент підвищення ресурсного потенціалу підприємства Економічний журнал Одеського політехнічного університету. 2020. №2. С. 102–107. DOI: 10.15276/EJ.02.2020.14, 10.5281/zenodo.4266841.
4. Балахонова О. В. Узагальнення складових економічного потенціалу підприємства і механізм його розвитку. Ринкова економіка: сучасна теорія і практика управління. 2019. Том 20. Вип. 2 (48). С. 98-116.
5. Гітис Т. П., Борніков А. С., Дуплякіна, С. В., Мороз С. О. Дослідження сучасного стану економічного потенціалу промислових підприємств України. Економічний вісник Донбасу. 2021. №3(65). с. 92–98. [https://doi.org/10.12958/10.12958/1817-3772-2021-3\(65\)-92-98](https://doi.org/10.12958/10.12958/1817-3772-2021-3(65)-92-98)
6. Коваль М. І., Мельник, Б. Ю. Методичні підходи до визначення впливу показників розвитку трудового потенціалу на результати діяльності підприємств. Економічні горизонти. 2021. №3-4(18). С. 83–96. [https://doi.org/10.31499/2616-5236.3-4\(18\).2021.249651](https://doi.org/10.31499/2616-5236.3-4(18).2021.249651)
7. Остряніна С., Панасенко Є. Основні напрями формування, розвитку та використання трудового потенціалу підприємства». 2021. URL: <https://ojs.ukrlogos.in.ua/index.php/interconf/article/view/17454> (дата звернення 16.04.2022).
8. Шура Н. О., Шахно А. Ю., Поліщук І. Г., Мамедова А. А. Оцінка соціально-трудоного потенціалу підприємства. Інвестиції: практика та досвід. 2021. № 20. С. 18-24. DOI: 10.32702/2306-6814.2021.20.18

9. Шацька С.Я., Григоренко Я.О. Напрями підвищення ефективності праці управлінського персоналу підприємства. Глобальні та національні проблеми економіки. 2016. №14. С. 596-598.
10. Myers P., Hulks S. and Wiggins L. *Organizational Change: Perspectives on Theory and Practice*. Oxford, Oxford University Press, 2012. 384 p.
11. Dirican C. The Impacts of Robotics, Artificial Intelligence On Business and Economics. *Procedia - Social and Behavioral Sciences*. 2015. n0 195. pp. 564-573.
12. Krizhevsky A., Sutskever I., Hinton G. E. Imagenet classification with deep convolutional neural networks. *Advances in neural information processing systems* 2012. pp. 1097-1105.
13. Ginesti G., Caldarelli A., Zampella A. Exploring the impact of intellectual capital on company reputation and performance. *Journal of Intellectual Capital*. 2018. n019(5). pp. 915-934.
14. Gilad-Bachrach R., Dowlin N., Laine K., Lauter K., Naehrig M., Wernsing J. CryptoNets: Applying neural networks to encrypted data with high throughput and accuracy. 2016. *International Conference on Machine Learning*. n0 48. pp. 201-210.
15. Muggleton, S. Alan Turing and the development of Artificial Intelligence. *AI Communications*. 2014. pp. n027(1). pp. 3-10.
16. Wang J.X. Mathematical models in management accounting, *Business*. 2016. n0 5. pp. 80-80.
17. Wauters M., Vanhoucke M. A comparative study of Artificial Intelligence methods for project duration forecasting. *Expert Systems With Applications*. 2015. n0 46. pp. 249-261.

References.

1. Buhas, V. and Naumenko, O. (2018), "Employment potential of the enterprise: essence and structure", *Efektivna ekonomika*, [Online], vol. 1, available at: <http://www.economy.nayka.com.ua/?op=1&z=6051> (Accessed 02 May 2022).
2. Antonuk, V.P. (2016), "Dinamiks of quantitative and quality characteristics of labour potential of the industry as threat of its upgrade", *Ekonomika i orhanizatsiia upravlinnia*, vol. 3, pp. 19-28.
3. Martsenyuk, L.V. (2020), "Development of labor potential as the main element of increasing the resource potential of the enterprise", *Ekonomichnyy zhurnal Odes'koho politekhnichnoho universytetu*, vol. №2. pp. 102–107. DOI: 10.15276 / EJ.02.2020.14, 10.5281 / zenodo.4266841.
4. Balahonova, O.V. (2019), "Generalization of the components of the economic potential of the enterprise and the mechanism of its development", *Rynkova ekonomika: suchasna teoriya i praktyka upravlinnya*, Vol. 20, Iss., 2(48), pp. 98-116.
5. Gitis, T.P., Bornikov, A.S., Duplyakina, S.V., Moroz S.O. (2021), "Research of the current state of economic potential of industrial enterprises of Ukraine", *Ekonomichnyy visnyk Donbasu*, vol. 3(65), pp. 92–98. [https://doi.org/10.12958/10.12958/1817-3772-2021-3\(65\)-92-98](https://doi.org/10.12958/10.12958/1817-3772-2021-3(65)-92-98).
6. Koval, M.I., Melnyk, B. Yu. (2021), "Methodical approaches to determining the impact of indicators of labor potential on the results of enterprises", *Ekonomichni horyzonty*, vol. №3-4 (18). pp. 83–96. [https://doi.org/10.31499/2616-5236.3-4\(18\).2021.249651](https://doi.org/10.31499/2616-5236.3-4(18).2021.249651)
7. Ostryanina, S., and Panasenko, E. (2021), "The main directions of formation, development and use of labor potential of the enterprise" available at: <https://ojs.ukrlogos.in.ua/index.php/interconf/article/view/17454> (accessed 16 April 2022).
8. Shura, N., Shakhno, A., Polishchuk, I. and Mamedova, A. (2021), "Assessment of social and labor potential of the enterprise", *Investytsiyi: praktyka ta dosvid*, vol. 20, pp. 18–24. DOI: 10.32702/2306-6814.2021.20.18
9. Shatska, S. Ya. and Grigorenko, Ya. O. (2016), "Directions efficiency of the administrative personnel company", *Ekonomika ta upravlinnia pidpriemstvamy*, vol. 14, pp. 596-598.
10. Myers, P., Hulks, S. and Wiggins, L. (2012), *Organizational Change: Perspectives on Theory and Practice*, Oxford, Oxford University Press
11. Dirican, C. (2015), "The Impacts of Robotics, Artificial Intelligence On Business and Economics", *Procedia -Social and Behavioral Sciences*, vol. 195, pp. 564-573.
12. Krizhevsky, A., Sutskever, I., Hinton, G. E. (2012), "Imagenet classification with deep convolutional neural networks", *Advances in neural information processing systems*, pp. 1097-1105.
13. Ginesti, G., Caldarelli, A., Zampella, A. (2018), "Exploring the impact of intellectual capital on company reputation and performance", *Journal of Intellectual Capital*, vol. 19(5), pp. 915-934.
14. Gilad-Bachrach, R., Dowlin, N., Laine, K., Lauter, K., Naehrig, M., Wernsing, J. (2016), "CryptoNets: Applying neural networks to encrypted data with high throughput and accuracy", *International Conference on Machine Learning*, vol. 48, pp. 201-210.
15. Muggleton, S. (2014), "Alan Turing and the development of Artificial Intelligence", *AI Communications*, vol. 27(1), pp. 3-10.
16. Wang, J. X. (2016), "Mathematical models in management accounting, *Business*" vol. 5, pp. 80-80.
17. Wauters, M., Vanhoucke, M. A. (2015), "Comparative study of Artificial Intelligence methods for project duration forecasting" *Expert Systems With Applications*, vol. 46, pp. 249-261.