УДК 004.8
DOI https://doi.org/10.32838/2663-5941/2021.6/23

Царук В.В.
Національний технічний університет України
«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»

КОЛЬОРИЗАЦІЯ ОЦИФРОВАНОГО ЧОРНО-БІЛОГО ЗОБРАЖЕННЯ З ВИКОРИСТАННЯМ ЗГОРТКОВИХ МЕРЕЖ

У статті описано рішення перетворення оцифрованих чорно-білих фото в кольорові через інтеграцією цієї проблеми з нейронними мережами. Після оцифрування старих чорно-білих зображень існує можливість перетворення їх у кольорові. Щоб розфарбувати людське обличчя, потрібно близько 17 шарів різноманітних відтінків, щоб зображення було реалістичним. З метою оптимізації та прискорення роботи можна використовувати методи машинного навчання, а саме згорткові нейронні мережі. Для класифікації зображень вони є стандартним рішенням. Порівняно з іншими методами роботи із зображенням вони показують високі показники точності. Основна проблема перетворення оцифрованих чорно-білих фото полягає в ідентифікації елементів на зображені та його відповідному забарвленні, ось чому в цьому випадку використання згорткових нейронних мереж є актуальним підходом для вирішення.

Розглянуто згорткову нейронну мережу, яка була навчена з нуля, з високорівневими функціями моделі. Головна мета моделі – це оцінка компонентів за допомогу параметра вхідного зображення. Пошуком простих шаблонів будуть займатися шари, які розміщені ближче до вхідного шару. За пошук складних шаблонів будуть відповідати шари, які розміщені до вихідного шару. У результаті можна зробити висновок, що цей підхід, який базується на використанні нейронних мереж, демонструє, що глибинне навчання може бути використаним для деяких завдань із розфарбовування картини й у цілому при роботі з картинкою. Зокрема, цей підхід є ефективним, щоб забарвити частини зображення універсального рівня та досить великого розміру. Виконання фарбування невеликих елементів ще потребує покращення. Тобто виконання специфічних оцифрованих знімків виключно спирається на їх конкретний зміст, тобто на об'єднання елементів на фото.

Ключові слова: *згорткові нейронні мережі, оцифровані чорно-білі фото, біологічні нейрони, штучний інтелект, нейрон, перцептрон.*

Постановка проблеми. Кольорове фото містить набагато більше інформації, ніж чорно-біле. Із цього випливає, що корисніше використовувати його для вилучення й отримання інформації про зображення. Візуально привабливою для глядачів є кольорова картина, адже вона є яскравою і несе більше візуального ефекту. Перетворення зображення з чорно-білого в кольорове – це складне завдання для обробки зображень, адже воно передбачає регенерацію інформації. Запропонована ідея вирішує такі проблеми, які варіюється від забарвлення старих оцифрованих чорно-білих фотографій і чорно-білих фільмів.

Кольоровий знімок складається з тривимірної інформації про колір, її ще називають RGB. RGB визначаються червоним, зеленим і синім кольорами. Зображення в чорно-білих відтінках складається з яскравості, а отже, воно є одновимірним. Перетворення кольорового в чорно-біле означає, що буде втрата інформації про колір. Тобто перетворити кольорове зображення в чорно-біле досить легко, але зворотній порядок є важким процесом. На перший погляд існує можливість змінити процес перетворення кольорового зображення в чорно-біле, щоб повернути кольори, але це не так.

Причина цього полягає в тому, що може бути багато кольорів, які призводять до одного рівня чорно-білого, але, коли йде зворотній процес, стає неможливо вирішити, який колір відповідає цьому конкретному рівню чорно-білого відтінку, який повинен перетворитися на кольоровий. Ця проблема поки що не має точного вирішення, тому що не існує детермінованого зв'язку між яскравістю чорно-білого зображення й точними кольорами того самого зображення. Виділимо такі рішення цієї проблеми: розфарбовування власноруч, також є варіант використовувати додаткові, проміжні засоби й автоматичний підхід.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. У статтях Shoghian і Kouzehgar висвітлено роботу з порівняння між пошуком Grey Wolf Optimizer і чотирма іншими алгоритмами оптимізації [2]. Zhang, Jiang і Wei розглядають оцінку кольоризації оцифрованого чорно-білого зображення на

основі зору для текстурних космічних об'єктів шляхом узгодження точок контуру методи побудови діаграм [3]. У роботі авторів Zitzler, Deb і Thiele порівнюються багатоцільові еволюційні алгоритми та їх емпіричні результати [7].

Постановка завдання. Метою статті є розгляд вирішення проблеми з перетворення чорно-білих оцифрованих зображень у кольорові з використанням різних методів та алгоритмів згорткових нейронних мереж, які були навчені з нуля, з високорівневими функціями моделі Xception.

Виклад основного матеріалу дослідження. Основні принципи роботи нейронної мережі, тісний зв'язок із біологічними нейронами та структура мережі є важливими темами для вирішення описаної проблеми. Ідея використання нейронних мереж полягає в розумінні їх основ роботи. Вони пропонують потужний набір інструментів. Цей набір можливостей дає змогу вирішувати проблеми у сфері класифікації, регресії тощо. Поняття нейронних мереж отримано з досліджень механізмів обробки біологічної інформації в нервовій системі людини.

Штучна нейронна мережа, або Neural Network – це система обробки інформації, яка має спільну базу з біологічними нейронними мережами. Нейронні мережі розроблені як ідея математичних моделей на основі певних припущень, у яких сама обробка відбувається згідно з нейронами. Нейрони зв'язані через лінію зв'язку, по яких проходять сигнали. У свою чергу, кожна лінія зв'язку пов'язана з вагою. Основна мета ваги, як правило, – множити переданий сигнал. При застосуванні функції активації кожен нейрон визначає вихідний сигнал до зваженої суми своїх входів, він зазвичай нелінійний.

Одним із класів нейронних мережевих моделей є мережі з відкритим ланцюгом. У свою чергу, такі мережі можна розглядати як нелінійні математичні функції. Вони перетворюють набір незалежних змінних $x = (x_1, \ldots, x_d)$, які називаються входами мережі, у набір залежних змінних $y = (y_1, \ldots, y_k)$, їх називають виходами мережі. Стосовно внутрішньої структури нейронної мережі та набору значень $w = (w_1, \ldots, w_d)$, то вона визначає форму функцій або, як їх ще називають, ваг.

Можемо зробити висновки, що функція нейронної мережі у вигляді $y = y(x; w)$ означає, що у є функцією x, яка, у свою чергу, параметризована w [1]. Один нейрон такої мережі схематично показаний на рис. 1.

У свою чергу, її можна розглядати як нелінійну функцію. Вона перетворює вхідні значення $x_1, \supset, x_d$ у вихідній змінній z. У цій моделі за допомогою використання ваги значень $w_1, \supset, w_d$ виконується сума вхідних даних. Якщо провести аналогію з людським мозком, то вони подібні до синапсів, які використовуються в біологічній мережі. Усе це означає, що параметр можна визначити так:

$$a = \sum_{i=0}^{d} w_i x_i . \qquad (1)$$

Залежно від типу синапсисів значення ваг можуть мати будь-який знак.

При використанні функції активації отримуємо вихід z. Тобто шляхом застосування до нелінійного перетворення g () маємо таку формулу:

$$z = g(a) = g(\sum_{i=0}^{d} w_i x_i). \qquad (2)$$

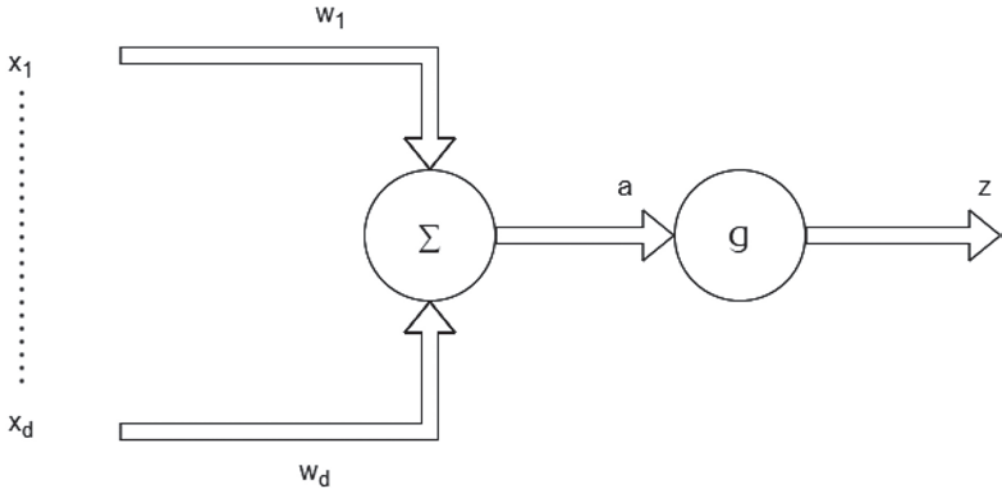

Рис. 1. Схематичне зображення одного нейрона в нейронній мережі

Функція активації визначає вихідне значення нейрона залежно від результатів зваженої суми входів і порогових значень, найчастіше використовують такі функції, як RELU, ELU, sigmoid, tanh.

Для автоматичного розфарбовування чорно-білого зображення необхідно надати системі здатність мислення, для цього потрібно запрограмувати систему за допомогою штучного інтелекту [5]. Штучний інтелект – це здатність системи здобувати інформацію, обробляти її та застосовувати знання й уміння. Можна виділити такий ряд підпунктів, які включає штучний інтелект, як показано на рис. 2.

Описана система використовує техніку глибинного навчання, яка є частиною машинного навчання. У свою чергу, машинне навчання є підполем штучного інтелекту, а глибинне навчання – це техніка, яка використовує нейрони, з'єднані для формування нейронної мережі, основна ідея якої полягає в тому, щоб навчити мережу виконувати певне завдання. Використовуючи глибинне навчання, варто навчити нашу систему ефективно розфарбовувати зображення чорно-білого кольору. Нейронні мережі складаються зі штучних нейронів, які моделюються на основі біологічних нейронів людського мозку, приклад побудови такого нейрона зображено на рис. 3.

Людський мозок – це сукупність близько 90 мільярдів взаємопов'язаних нейронів. У свою чергу, кожен нейрон – це клітина, яка використовує біохімічні реакції для прийому, аналізу та передачі інформації. Коли один із цих нейронів спрацьовує, то один із дендритів отримує позитивний або негативний сигнал. Сильні сторони всіх отриманих зарядів додаються разом у процесі підсумовування. Коли сукупний вхід більший, ніж порогове значення аксона, тоді нейрон спрацьовує, а вихідний сигнал передається по аксону [6]. Дендрити приносять сигнал від інших нейронів, а аксони передають сигнал іншим нейронам. Цей біологічний нейрон використовується для створення штучного нейрона, як показано на рис. 4.

Згорткова нейронна мережа розміщує свої нейрони в трьох вимірах. Ці виміри розділяються на ширину, висота та глибину. Вони візуалізуються в одному з шарів. Кожен шар згорткової мережі перетворює вхідний об'єм у вихідний об'єм активацій нейронів [4].

Схема процесу обробки показана на рис. 5. Базова архітектура моделі складається із шести модулів, а саме: Input layer, Feature extractor, Xception model, Fusion Layer, Colorizer Step, Output layer. Вхідне зображення чорно-білого кольору подається як до видобувача функцій, так і до Xception, після обробки вихідний сигнал отримується з колоризатора. Нижче надано схему функціональних можливостей і приклади модулів.

Для поточної моделі, якщо враховувати компонент яскравості зображення, модель оцінює його компоненти a1 й b1. Об'єднання цих компонентів із

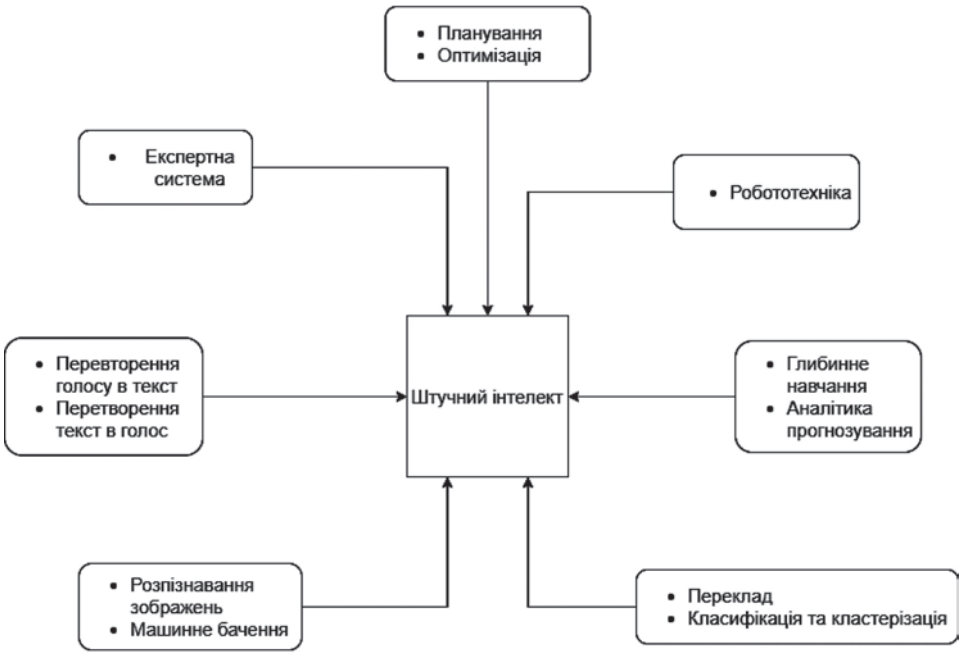

Рис. 2. Підполя, включені до штучного інтелекту

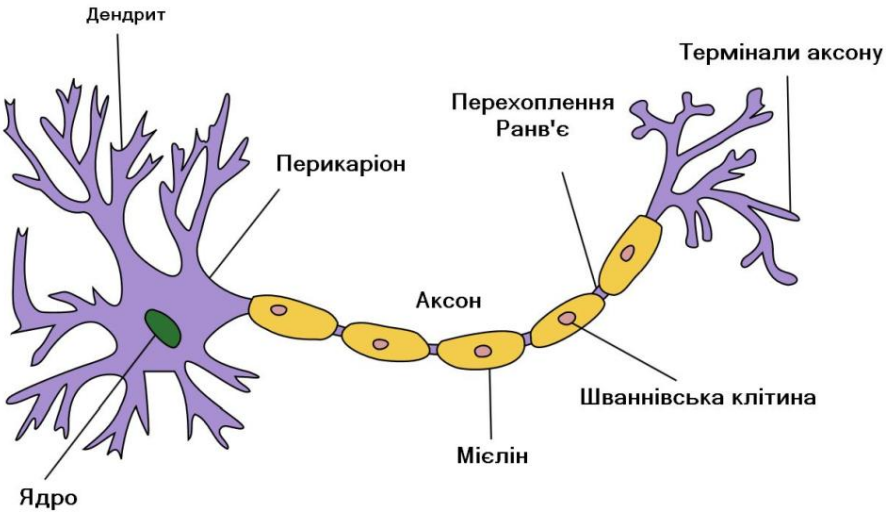

Рис. 3. Будова біологічного нейрона

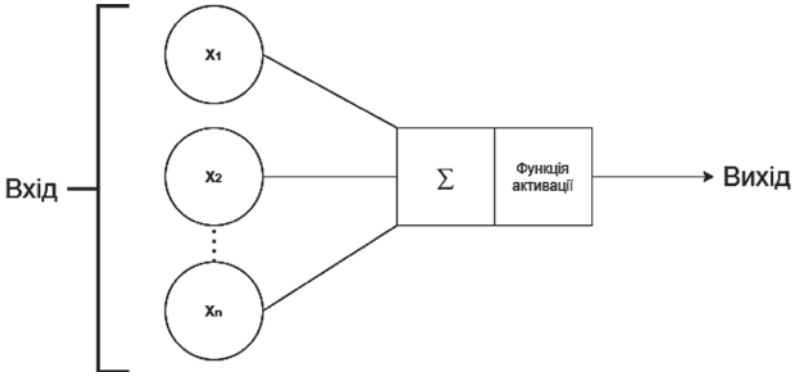

Рис. 4. Штучний нейрон

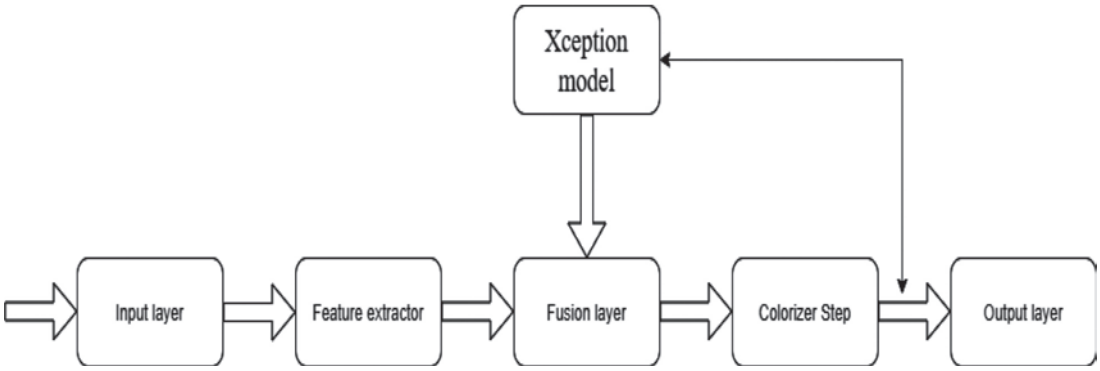

Рис. 5. Схема робочого процесу

вхідними даними, щоб отримати остаточні оцінки кольорового зображення. Xception – це згорткова нейронна мережа, яка натренована на більше ніж мільйон картинок із бази даних ImageNet. Замість того щоб тренувати модуль feature extractor із нуля, ми використовуємо мережу Xception та отримуємо вбудовування зображення чорно-білого кольору з його останнього шару. Нижче наведена архітектура нейронної мережі на рис. 6.

У цій нейронній мережі можна виділити чотири основні складники. Компоненти кодування та feature extractor отримують об’єкти

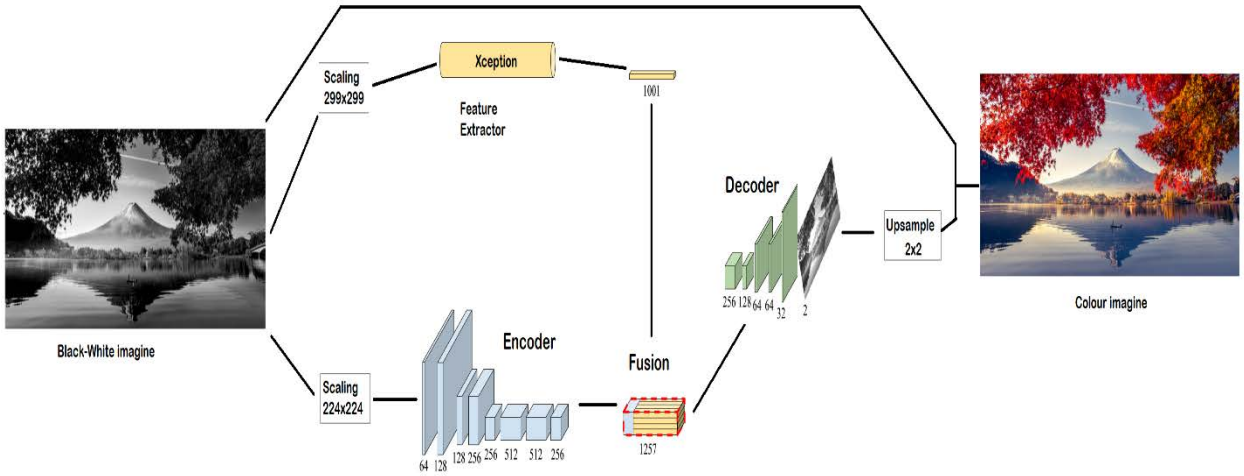

Рис. 6. Огляд архітектури моделі

середнього й високого рівнів відповідно, які потім будуть об'єднані в шарі злиття, а декодер буде використовувати ці функції для майбутньої оцінки виходу.

Після навчання нейронної мережі використано тестовий набір даних для перевірки результату. Результати виправдали очікування статті. Певні оцифровані знімки були близькі до реальних фото. Тим не менше через невеликий розмір набору навчальних даних система працює в тому випадку краще, коли з'являються певні особливі зображення. Наприклад, загальні компоненти, такі як океан чи дерева, тварини, виходять добре забарвлені. Як би там не було, але конкретні специфічні об'єкти виходять не дуже забарвлені. Усе ж таки результати поділилися на дві групи для першої групи зображень, де модель добре попрацювала й оцифровані фото виходять реалістичними, а також друга група зображень, для яких це виявилося неефективними.

Висновки. У статті розглянуто та проведено аналіз підходів по кольоризації чорно-білих оцифрованих зображень.

Використано набір кольорових картинок як тренувального набору. Отримано результати, згідно з якими згорткові шари вирішили проблему ідентифікування візерунків на самому зображенні. Цей підхід може ефективно забарвити частини зображення високого рівня й досить великого розміру. Але виконання фарбування невеликих елементів ще потребує покращення. Обробка специфічних знімків виключно спирається на їх конкретний зміст, тобто об'єднання елементів на фото. Коли ця нейронна мережа буде специфікуватися на оцифрованих зображеннях із певної сфери, то потрібно тренувати на ідентичному наборі даних.

У подальшому плануються дослідження, які будуть спрямовані на проектування архітектурного рішення для програмного забезпечення обробки оцифрованих зображень за допомогою хмарних технологій.

Список літератури:

1. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс / пер. с англ. 2-е изд., испр. Москва : ООО «И.Д. Вильямс», 2006. 1104 с.

2. Shoghian Sh., Kouzehgar M. A Comparison among Wolf Pack Search and Four other Optimization Algorithms. *World Academy of Science, Engineering & Technology.* 2012. Vol. 6. Issue 72. P. 418–423.

3. Vision-based pose estimation for textureless space objects by contour points matching / X. Zhang, Z. Jiang, H. Zhang, Q. Wei. *IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst.* 2018. № 54. P. 2342–2355.

4. Object detection with discriminatively trained part-based models / P.F. Felzenszwalb, R.B. Girshick, D. McAllester, D. Ramanan. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.* 2010. № 32. P. 1627–1645.

5. Рутковская Д., Пилиньский М., Рутковский Л. Нейронные сети, генетические методы и нечеткие системы / пер. с польск. И.Д. Рудинского. Москва : Горячая линия – Телеком, 2004. 452 с.

6. Яхъяева Г.Э. Нечеткие множества и нейронные сети : учебное пособие. Москва : Интуит, 2006. 316 с.

7. Zitzler E., Deb K., Thiele L. Comparison of multiobjective evolutionary algorithms: Empirical results. *Evolutionary Computation.* 2000. Vol. 8. P. 173–195.

Tsaruk V.V. COLORIZATION OF DIGITAL BLACK AND WHITE IMAGES USING CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK

In this article we will talk about working with edited black and white photos and integrating this problem with neural networks. Today, after digitizing the old black and white, it is possible to convert such images into color. The first of all that comes to mind is to paint such an image by hand using Photoshop. We can say at once that this approach is not rational, because it takes a lot of time and human resources. In order to paint a human face requires about 17 layers of different shades. To optimize and speed up the work, you can use machine learning methods, namely convolutional neural networks. They are a standard solution for image classification. Compared to other methods of working with the image, they show high accuracy. The main problem of conversion of digitized black-and-white photos is the identification of elements in the image and its corresponding color, which is why in this case the use of convolutional neural networks is an important approach to solve.

Let's look at a convolutional neural network that was learned from scratch with high-level Xception functions. The main target of the model is to estimate the components a1 and b1 using the parameter V of the input image. These components of the restored image are combined with the parameter to obtain an estimated color image. Convolutional layers are a set of filters for training. Filters help us identify patterns that are on the input images. Layers that are closer to the input layer will search for simple patterns. The layers that are placed next to the source layer will be responsible for finding complex complex patterns. As a result of the article, we can conclude that this project, which uses neural networks and shows that in-depth learning can be used for some tasks of coloring a picture and in general when working with a picture. In particular, this approach can effectively color parts of the image of the universal level, such as familiar to all things like: grass, animals, river, trees and the like. But the painting of small elements still needs improvement. That is, the performance of specific digitized images is based solely on their specific content, ie the combination of elements in the photo.

Key words: *convolutional neural networks, digitized black and white photos, biological neurons, artificial intelligence, neuron, perceptron.*