

Міністерство освіти і науки України
Льотна академія Національного авіаційного університету
Інститут кібернетики ім. В.М.Глушкова Національної академії наук України
Центральноукраїнський національний технічний університет
Центральноукраїнський державний
педагогічний університет ім.В.Винниченка
Запорізький національний університет
Донецький національний медичний університет
Інститут модернізації та змісту освіти
Національний університет «Запорізька політехніка»
Громадська організація «Системні дослідження»

Матеріали
XXII Міжнародного науково-практичного
семінару імені А.Я. Петренюка

**«КОМБІНАТОРНІ КОНФІГУРАЦІЇ
ТА ЇХНІ ЗАСТОСУВАННЯ»**

15-16 травня 2020 року

Запоріжжя - Кропивницький
2020 р.

ЗАСТОСУВАННЯ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ В ЗАДАЧАХ АВІАЦІЙНОГО СПРЯМУВАННЯ

Якуніна І. Л.

Льотна академія Національного авіаційного університету

APPLICATION OF NEURAL NETWORKS IN PROBLEMS OF THE AVIATION SEGMENT

Abstract. The article discusses the basic properties of neural networks and provides the main types of neural networks that can be used to solve aviation problems.

Однією з основних властивостей нейронних мереж є їх здатність до навчання, тобто нейронні мережі здатні змінювати свою внутрішню модель в залежності від стану навколишнього середовища. Зміна внутрішньої моделі може відбуватися як за участі людини, так і самостійно для забезпечення правильної реакції для досягнення поставленої мети. Дана властивість дозволяє будувати моделі динамічної повітряної обстановки, не маючи повного опису факторів, лише базуючись на основі емпіричних і розрахункових даних з наступним уточненням цих моделей за результатами отримання нової інформації від повітряного судна.

Наступною важливою властивістю нейронних мереж є їх шумозахищеність. Навчена мережа може бути стійкою до деяких відхилень вхідних даних, що дозволяє їй розпізнавати корисний сигнал, що містить різні шуми і спотворення. Це властивість дозволяє подолати вимогу суворої точності, яка властива алгоритмічним системам, і дозволяє планувати дії в умовах неповноти і невизначеності інформації про динамічну повітряну обстановку.

Також нейромережі здатні в короткі терміни вирішувати задачі багатокритеріальної оптимізації практично не залежно від розмірності параметрів. Це дозволяє практично в режимі реального часу розподіляти ресурси і засоби по завданням і об'єктам, з огляду на багатокритеріальність і обмеження незалежно від розмірності матриці розподілу. Дана властивість нейронних мереж дозволить здійснювати динамічне планування

практично в реальному режимі часу без втрати обґрунтованості, а іноді і з її підвищенням.

Застосування штучних неймереж дозволяє реалізувати раціональне багатокрокове планування з великим числом змінних і тимчасових кроків. Якщо розглядати застосування даного математичного апарату для авіаційних задач, то можна зробити висновок про можливість здійснювати планування дій операторів аеронавігаційної системи в особливих випадках польоту не тільки на основі поточної динамічної повітряної обстановки, але і з урахуванням прогнозованого її розвитку і впливу на неї зовнішніх факторів.

Отже нейронні мережі доцільно застосовувати для задач розпізнавання, прогнозування та управління. Однак існує проблема вибору раціональної структури нейронної мережі та її параметрів. На сьогоднішній день існує велика кількість різноманітних конфігурацій нейронних мереж з різноманітними принципами функціонування. Розглянемо докладніше ті з них, які найчастіше застосовуються до розв'язання задач авіаційного спрямування.

Нейронні мережі прямого поширення (feed forward neural networks, FF або FFNN) та перцептрони (perceptrons, P). Передають інформацію із входу на вихід. Найпростіша нейронна мережа має два входи і один вихід і використовується в якості моделі логічних вентилів. Навчання нейронної мережі відбувається за методом зворотньої помилки, тобто мережа отримує множини вхідних і вихідних даних. Зміст зворотньої помилки полягає у різниці між входом і виходом. Якщо мережа має достатню кількість прихованих нейронів, теоретично вона здатна змоделювати взаємодію між вхідними і вихідними даними. На практиці такі мережі в «чистому вигляді» не застосовують, вони слугують для комбінації з іншими типами нейронних мереж для отримання нових.

Нейронна мережа Хопфілда (Hopfield network, HN) – це повнозв'язна нейронна мережа з симетричною матрицею зв'язків. Під час отримання вхідних даних кожен вузол є входом, який в процесі навчання нейронної мережі стає прихованим, а потім стає виходом. Для навчання мережі значення нейронів

встановлюються з бажаним шаблоном, потім обчислюються вагові коефіцієнти, які в подальшому не зазнають змін. Після навчання на одному чи кількох шаблонах, нейронна мережа завжди буде зводитись до одного з них, але не завжди до оптимального. Мережі такого типу іноді називають мережами з асоціативною пам'яттю, оскільки, отримавши таблицю, наполовину зашумлену, нейронна мережа здатна відтворити її до повної. Дана властивість мережі такого типу дозволяє робити прогнози в умовах неповноти і невизначеності інформації, особливо при виникненні особливих випадків польоту.

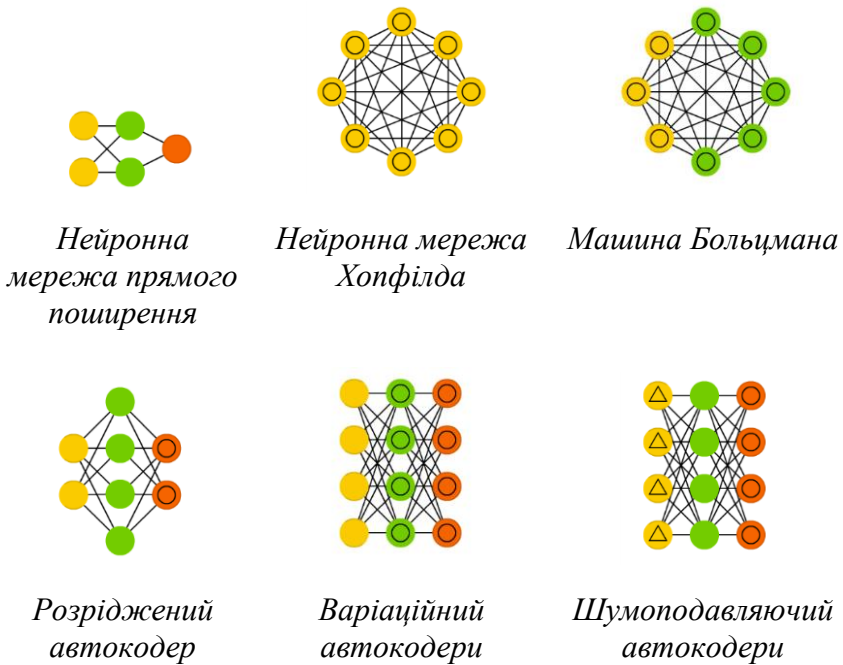


Рис.1. Структура деяких типів нейронних мереж

Машина Больцмана (Boltzmann machine, BM) дуже схожа на мережу Хопфілда, але в ній деякі нейрони є вхідними, а деякі – приховані. Після навчання вхідні нейрони стають вихідними. Машина Больцмана є стохастичною мережею. Навчання

відбувається методом зворотнього розповсюдження помилки або за алгоритмом порівняльної розбіжності.

Розріджений автокодер (sparse autoencoder, SAE). Мережі даного типу застосовуються у випадках великої кількості дрібних властивостей набору даних. При навчанні даної мережі окрім масиву вхідних даних подають і спеціальний фільтр розрідженності, який пропускає тільки певні помилки.

Варіаційні автокодери (variational autoencoder, VAE) навчають наближенню ймовірнісного розподілу вхідних зразків. Мережа даного типу бере до уваги вплив нейронів, тобто, якщо дві події відбуваються в двох різних місцях, то ці події не обов'язково пов'язані між собою і це варто враховувати.

Шумоподавляючі автокодери (denoising autoencoder, DAE) – це такі нейронні мережі – автокодери, яким на вхід подаються дані в зашумленому вигляді. Вихідні дані порівнюються з зашумленими, тому мережа навчається звертати увагу на більш широкі властивості.

Отже штучні нейронні мережі є потужним засобом паралельної обробки даних і мають властивості, які дозволяють вирішувати завдання, які алгоритмічними системами вирішити важко або взагалі неможливо. Враховуючи велику різноманітність польотних ситуацій і дефіцит часу на прийняття рішень, застосування нейронних мереж дозволяє формувати алгоритми найкращого виходу з ситуації, які в той же час володіють високою швидкістю.

Література

1. Van Veen, F. & Leijnen, S. (2019). The Neural Network Zoo [Electronic resource] Mode of access: World Wide Web: <https://www.asimovinstitute.org/neural-network-zoo/> (viewed on april 13, 2020). – Title from the screen.

2. Тимочко А.И. Метод определения необходимого наряда средств воздействия для уничтожения заданного числа объектов на основе нечеткой нейронной сети. *Системы обробки інформації*. Харків, 2013. № 9 [116]. С.105-109.

3. Хайкин Саймон Нейронные сети: полный курс : Пер. с англ. – М. : Издательский дом «Вильямс», 2006. – 1104 с.

APPLICATION OF FLOW GRAPHS METHOD FOR ANALYSING LINEAR SYSTEMS OF EQUATIONS

Khaled Khattab
Syria, Aleppo University

Abstract. Our object is to develop an efficient algorithm based on basic theory of flow graphs. This algorithm depends on flow graphs given by Coates. Advantages of the proposed algorithm. SFG-Alg based on flow graph method are discussed.

The studied algorithm shows how the Cramer's rule is applied to directed flow graph for analysis of linear systems.

The proposed algorithm SFG-Alg includes the following steps:

Step 1: Finding All paths.

Step 2: Finding All Loops.

Step 3: Application of the Cramer's rule to compute the solution of the linear system $B.x=b$.

- Theorem (1)

Determinant of a graph

$$\det G = (-1)^n \sum_h (-1)^{L_h} f(h), \quad (1)$$

h : 1-factor, L_h : number of directed cycles.

- Theorem (2)

$$x_k = \frac{\sum_{H(n+1)k} (-1)^{L_h} f(H(n+1)k)}{\sum_h (-1)^{L_h} f(h)}, \quad k = 1, 2, \dots, n \quad (2)$$

$H_{(n+1)k}$: is 1_ factor from the node $n+1$ to k in G_{A_u}

A_u : the extended matrix

$$f(h) = \begin{cases} \prod_{(i,j) \in h} f(i,j) & h \neq \emptyset \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3)$$

$f(i,j)$: weight of (i,j)