

УДК 004.8: 629.7.05: 623.67

Терентьєв О.О., докт. техн. наук, професор,
terentiev.oo@knuba.edu.ua

Соловей Б.А., аспірант

Київський національний університет будівництва і архітектури, solovei_ba_2023@knuba.edu.ua

АНАЛІЗ ВПЛИВУ ПАРАМЕТРІВ ШИРИНИ В НЕЙРОННИХ МЕРЕЖАХ ІЗ RBF-АКТИВАЦІЄЮ ТА ПЕРСПЕКТИВИ ГІБРИДНИХ ПІДХОДІВ

У дослідженнях, присвячених надійності та оцінці ризиків, пов'язаних з експлуатацією будівельних кранів, встановлено, що ці ризики формуються під впливом низки факторів [1]. Для оцінки їхнього впливу на надійність будівельних кранів застосовуються методи машинного навчання, зокрема моделювання на основі нейронних мереж. З-поміж інших підходів, широке поширення отримали нейронні мережі з радіально-базисною функцією активації (RBF), що підтверджується у роботах [2-4], а саме:

У роботі [2] розроблено RBF-нейронну мережу для моделювання виникаючих напружень у визначених небезпечних точках конструкції. Цей підхід дозволяє швидко отримати криву «час-напруження» для будь-якої точки конструкції.

У дослідженні [3] запропоновано модель машинного навчання, яка прогнозує максимальне зміщення конструкції вежі баштового крана під впливом вимірних даних швидкості вітру. Така модель формує попередження у разі перевищення зміщенням допустимих конструкційних обмежень. Для реалізації цієї моделі використано нейронну мережу на основі RBF, яка виконує нелінійне просторове перетворення входів у прихованому шарі.

У роботі [4] розроблено модель на базі нейронної мережі для контролю промислових кранів, які транспортують об'єкти під водою. Автори визначили вектори гідравлічних сил, що виступають входними параметрами для нейронної мережі, які апроксимуються радіально-базисною функцією (RBF) у прихованому шарі. Оновлення ваг нейронної мережі здійснюється за умовою стійкості, згідно з критерієм Ляпунова.

Радіально-базисна функція (RBF) найчастіше має форму гаусіанської функції:

$$h_i(x) = \exp\left(-\frac{\|x-c_i\|^2}{2\sigma_i^2}\right), \quad (1)$$

де: x - вхідний вектор (вектор ознак);

c_i - центр радіально-базисної функції (центр i -го нейрона в прихованому шарі);

σ_i - параметр ширини (дисперсія, яка визначає "радіус" впливу функції);

$\|x-c_i\|$ — евклідова відстань між вхідним вектором і центром i -го нейрона.

Активация нейронів прихованого шару з функцією (1) здійснюється залежно від відстані між вектором (x) та центрами нейронів (c_i). Незважаючи на широке застосування, нейронні мережі з радіально-базисною функцією (RBF) є чутливими до вибору центрів (c_i) і параметра ширини (σ_i). На рисунках 1- (а, в, с) центри (c_i), визначені з рівномірного розподілу, належать просторовій області вектора вхідних даних (x). При малих значеннях ширини (σ_i) активация враховує лише невелику частину даних, залишаючи більшість невикористаними (позначено фіолетовим кольором). Зі збільшенням ширини зростає кількість врахованих даних із вектора (x). Однак, оскільки центри (c_i) не збігаються з центрами кластерів, навіть за широкого діапазону (σ_i) - далеко не всі дані враховуються. На рисунках 2 - (d, e, f) центри визначені за методом кластеризації k -середніх (k -means) [5]. У цьому випадку вони розташовуються поблизу центрів кластерів вектора вхідних даних (x), що забезпечує їх кращий зв'язок із даними. Поступове збільшення ширини дозволяє

врахувати більшу частину вхідних даних, що, своєю чергою, сприяє підвищенню точності моделі нейронної мережі.

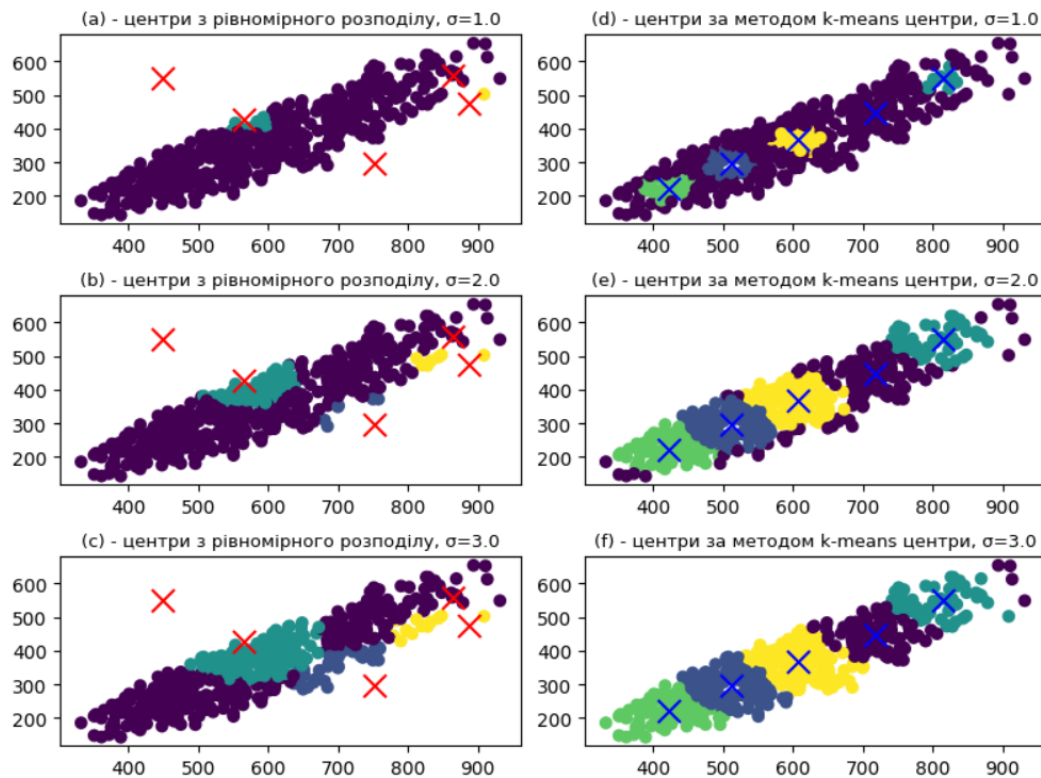


Рис. 1 – Порівняння активацій для різних виборів центрів та ширини.

Якщо задачу визначення центрів можна вирішити за допомогою алгоритмів кластеризації, то вибір ширини (σ_i) розв'язується або числовими методами, або методами машинного навчання. У першому випадку застосовується простий і швидкий підхід, який, проте, не адаптується до неоднорідних даних. У другому випадку задля адаптації потрібні додаткові обчислювальні ресурси.

Враховуючи проведений аналіз потенційних недоліків RBF нейронних мереж, запропонуємо використання гібридних функцій активації, таких як комбінація радіально-базисної функції (RBF) з іншими функціями, а саме: гамма-функцією, сигмоїдальною, ReLU, або поліноміальною для врахування нелінійності більш високого порядку. Такий підхід зменшить залежність моделі від точності вибору параметра ширини (σ_i), що дозволить застосовувати числові методи його обчислень, а адаптація до неоднорідних даних виконуватиметься за рахунок додавання функцій активації.

Список посилань

1. Терентьев, О. О., & Соловей, Б. А. (2024). Байесова нейронная сеть для уменьшения аварийности эксплуатации строительного баштового крана. *Управление развитием сложных систем*, (57), 96-101. DOI: 10.32347/2412-9933.2024.57.96-101.
2. ZUO, Y., Zhao, F., Yang, K. and Yang, R., 2021. Fatigue Life Assessment of Tower Crane Based on Neural Network to Obtain Stress Spectrum. Doi: 10.21203/rs.3.rs-1074638/v1.
3. Li, Q., Fan, W., Huang, M., Jin, H., Zhang, J., & Ma, J. (2023). Machine learning-based prediction of dynamic responses of a tower crane under strong coastal winds. *Journal of Marine Science and Engineering*, vol. 11(4), 803. DOI: 10.3390/jmse11040803.
4. Kim, G.H., Pham, P.T., Ngo, Q.H. and Nguyen, Q.C., 2021. Neural network-based robust anti-sway control of an industrial crane subjected to hoisting dynamics and uncertain hydrodynamic forces. *International Journal of Control, Automation and Systems*, vol. 19(5), pp.1953-1961.
5. Wurzberger, F., & Schwenker, F. Learning in deep radial basis function networks. *Entropy*, 2024, 26(5), 368. DOI: 10.3390/e26050368.