

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
НАЦІОНАЛЬНА АКАДЕМІЯ НАУК УКРАЇНИ
МАЛА АКАДЕМІЯ НАУК УКРАЇНИ

НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
“ПОЛТАВСЬКА ПОЛІТЕХНІКА
ІМЕНІ ЮРІЯ КОНДРАТЮКА”



МІНІСТЕРСТВО
ОСВІТИ І НАУКИ
УКРАЇНИ



United Nations
Educational, Scientific and
Cultural Organization

М.А.Н.

Мала академія наук
України під егідою
ЮНЕСКО

ЗБІРНИК НАУКОВИХ ПРАЦЬ XVI МІЖНАРОДНОЇ НАУКОВО-ПРАКТИЧНОЇ КОНФЕРЕНЦІЇ “АКАДЕМІЧНА Й УНІВЕРСИТЕТСЬКА НАУКА: РЕЗУЛЬТАТИ ТА ПЕРСПЕКТИВИ”



205

років освітніх традицій

12-13 ГРУДНЯ 2023 РОКУ

УДК 004.8

**СИНТЕЗ НЕЙРОМЕРЕЖЕВИХ МОДЕЛЕЙ ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ
РІШЕНЬ ІЗ ОПТИМІЗАЦІЄЮ КРИТЕРІЮ «ЕФЕКТИВНІСТЬ – ВАРТІСТЬ»**

Альошин С.П., Гайтан О.М., Чечко І.В.

*Національний університет «Полтавська політехніка імені Юрія Кондратюка»
azalie@ukr.net*

Вхідні дані несуть інформацію про об'єкт, що досліджується, і вимагають детального розгляду їх особливостей. Важливо оцінювати значимість кожного чинника, його взаємозв'язок з іншими даними, спроможність збору даних за критерієм «ефективність–вартість» тощо. Тому важливі можливості попередньої обробки вхідних даних при синтезі нейромереж експертних систем в середовищі нейромережевого конструктора.

Розглядається технологія застосування нейромережевих моделей у процедурі підтримки прийняття рішень управління з максимізацією критерію якості, наприклад, у відношенні «ефективність-вартість». Виключення малоінформативних факторів при цьому дозволяє отримувати нову якість системи прийняття рішень та призводить до прогнозованого зростання інтегрального критерію «ефективність-вартість» (КЕС,) знижує вартість технічних пристроїв, необхідних для збору інформації про об'єкт, що досліджується, і вимірювання необхідних параметрів вхідних факторів. Важливо зберегти необхідну ефективність при максимальному скороченні розмірності вхідного вектору.

Нейронна мережа при цьому є інструментом оцінки значущості факторів, що реалізує оцінку детермінуючої сили їх впливу на цільову функцію. Розглянемо технологію цього процесу і послідовність вирішення завдання. Спочатку завдання формалізується, потім вибирається тип, архітектура, склад та процедура навчання нейромережі, оптимізація моделі, перевірка її адекватності та дослідження на стійкість. Наприкінці здійснюється інтерпретація результатів навчання.

Ефективне управління за критерієм КЕС, в даному випадку, тотожне процедурі зниження розмірності вектора вхідних факторів за рахунок виключення малоінформативних факторів при збереженні показника якості синтезованої моделі.

Для знаходження найкращих рішень можна застосувати процедуру перевірки гіпотез щодо максимального зниження умовної ентропії за рахунок кожного фактора відносно композиції умовних ентропій всього масиву факторів.

Оптимізація управління забезпечується застосуванням оптимальних вирішальних правил, знаходженням керуючих факторів максимальної диференціюючої сили, застосуванням архітектури нейромереж зі зворотним поширенням помилки, що забезпечує реалізацію градієнтного методу навчальних процедур на обмеженій вибірці при варіаціях кроком ітерацій.

Реалізуємо алгоритм класифікації для вхідного набору вхідних даних [1-3]:

	1 Var1	2 Var2	3 Var3	4 Var4	5 Var5	6 Var6	7 Var7	8 Var8	9 Var9	10 Var10	11 NewVar
1	12,85	172,81	289,97	628,68	15,23	0,11	2,68	107,87	12,29	1,61	K
2	13,52	120,1	419,96	361,32	8,97	0,17	7,3	11,02	1,38	0,36	C
3	30,18	30,59	208,9	309,83	15,13	0,03	2,6	8,37	1,95	0,4	C
4	36,39	19,74	171,92	85,9	2,89	0,01	3,08	4,65	0,5	0,19	H
5	27,24	45,89	66,99	95,42	6,25	0,01	4,1	1,37	0,07	0,04	H
6	20,33	45,06	569,2	218,76	2,63	0,01	5,96	30,35	1,34	0,12	C
7	29,44	543,26	619,77	572,75	273,39	0,07	8,58	23,25	0,31	0,08	H
8	34,16	45,99	32,71	166,2	5,05	0,95	1,23	9,07	0,88	0,29	H

Рисунок 1 – Таблиця початкових даних

Набір факторів виражений вектором $X^n = \{x_1, x_2, \dots, x_n\} \subset X$ та спільно з алфавітом класів, дозволяє реалізувати правило розпізнавання образів:

$$\omega_g \in \Omega_k, \text{ якщо } L(\omega, \{\omega_g\}) = \sup_i L(\omega, \{\omega_i\}), L(\omega, \{\omega_g\}) \rightarrow \omega_g \in \Omega_k,$$

де $X^n = \{x_1, x_2, \dots, x_n\} \subset X$ - набір вхідних факторів; $L(\omega, \{\omega_g\})$ – правило віднесення стану об'єкта ω_g до відповідного класу; $\{\omega\}$ – стан об'єкта у просторі ознак (k, l) при всіх їх можливих поєднаннях (ω_{pk}, ω_{gl}).

Інструментально завдання вирішується у базисі стандартних нейроемулаторів та градієнтних методів навчання моделей [1]. Адекватність нейромережових моделей встановлюється за продуктивністю та помилками на навчальних та тестових множинах, що дозволяє стверджувати про спроможність прийнятих рішень за результатами моделювання [1-3].

Networks	Samples: Train									
	Var9	Var10	Var5	Var3	Var4	Var1	Var7	Var6	Var2	Var8
4.MLP 10-8-3	3,851308	1,610053	1,266305	1,141855	1,054129	1,007629	1,005090	1,002128	0,985237	0,974482
9.MLP 10-4-3	3,664449	1,682716	1,220480	1,109036	1,077138	1,047161	1,037333	0,993526	0,992882	0,989615
Average	3,757878	1,646384	1,243393	1,125446	1,065633	1,027395	1,021212	0,997827	0,989060	0,982049

Рисунок 2 – Таблиця інформаційної значущості вхідних факторів

Таким чином, запропоновано технологію застосування нейромережових моделей у завданнях розпізнавання та прогнозування, з виявленням малоінформативних факторів та скороченням за їх рахунок розмірності вхідного вектору даних. Це знижує вартість технічних пристроїв, необхідних для збору вхідних даних. При цьому рівень довіри до цільової функції підтримується в заданих межах. Якість запропонованої технології та її ефективність оцінено на довільних прикладах. Подальші дослідження доцільно продовжити у напрямі автоматизації збору репрезентативної навчальної множини та забезпечення роботи алгоритму прийняття рішень у реальному масштабі часу.

Література:

1. Haykin S. Neural Networks and Learning Machines. – Prentice Hall, 2009. – 906 pp.
2. Ляхов О.Л., Альошин С.П. Навчання штучної нейронної мережі як перевірка гіпотез статистичного вирішального правила // Вісник Східноукраїнського національного університету імені В. Даля. – 2010. – № 2 (144) – С. 92 - 95.
3. Альошин С.П. Нейромережева реалізація базових функцій підтримки рішень ситуаційного центру Нові технології. – 2011. – № 2 (32) - С. 75 - 80.