

## **Список використаних джерел**

1. PWC. Paying Taxes 2014. [Electronic source]. — Access mode: <http://www.pwc.com/gx/en/paying-taxes/data-tables.jhtml> — Name from screen.
2. World Bank Group. Doing Business. Paying Taxes [Electronic source] Access mode: <http://www.doingbusiness.org/data/exploretopics/paying-taxes> — Name from screen.
3. Вітлінський В. В. Ризикологія в економіці та підприємстві / В. В. Вітлінський, Г. І. Великоіваненко. — К. : КНЕУ, 2004. — 480 с.
4. Вітлінський В. В., Редич О. В. Методологічні основи управління ризиками у адмініструванні податків. Науковий вісник Національного університету ДПС України, № 3(46), 2009. - С.107 — 113.
5. Risk Management Made Easy. Andy Osborne & Ventus Publishing ApS. — 2012. — 56 p.

**Савіна С. С.**

*к.е.н., доцент*

*ДВНЗ «Київський національний економічний університет  
імені Вадима Гетьмана»*

## **ОСОБЛИВОСТІ ВИЗНАЧЕННЯ ОПТИМАЛЬНИХ ПАРАМЕТРІВ НАВЧАННЯ НЕЙРОМЕРЕЖІ**

Останнім часом у зв'язку з розвитком технологій штучного інтелекту все більшого поширення набуває застосування штучних нейронних мереж для розв'язування широкого спектру задач [1].

Однак, застосування нейронних мереж пов'язане з низкою проблем, одною з яких є визначення оптимальної структури мережі. Вирішується це завдання шляхом проведення значної кількості експериментів. Спочатку обирається деяка початкова конфігурація нейромережі. Наприклад, багатошаровий перцептрон з одним прихованим шаром із кількістю нейронів, за якої кількість параметрів мережі (ваг міжнейронних зв'язків між усіма нейронами сусідніх шарів та параметрів зміщення суматорів всіх нейронів) не перевищуватиме третину від кількості навчальних прикладів. Далі проводиться ряд експериментів з різними конфігураціями. Крім того, для кожної окремої конфігурації слід здійснити кілька запусків оптимізаційної процедури, щоб пере-

конатись, що процес навчання не привів до локального мінімуму похибки моделювання.

Критерієм адекватності нейромережі кожної нової конфігурації слугує точність класифікації прикладів з навчальної та тестової множин. Якщо в результаті експерименту перцептрон не демонструє задовільної точності, потрібно змінювати конфігурацію, збільшуючи кількість нейронів або кількість прихованих шарів. Крім вище зазначеного на якість моделювання нейромережі також впливає обсяг навчальної вибірки.

Для прийняття рішення стосовно оптимальної структури нейромережі необхідно здійснювати аналіз значних обсягів експериментальних розрахунків. В літературі [2] пропонується використання так званих «кривих» навчання. Такі криві описують залежність похибки моделювання при розв'язанні прикладів на навчальній та тестовій вибірках залежно від зміни значень досліджуваних параметрів. Будуються графіки, які відображають, як змінюється похибка моделювання від зміни обсягу навчальної вибірки або складності нейромережі.

В проведеному дослідженні застосовано наступний підхід до пошуку параметрів навчання нейромереж, що зумовлюють підвищення якості результатів моделювання. Якщо можна отримати деяку (незначну) кількість експериментальних розрахунків для побудови залежності якості моделі від деякого параметру, то можливо здійснити апроксимацію такої кривої достатньо простою залежністю. Отриману апроксимацію використовують надалі для передбачення ефекту від зміни обсягу навчальної вибірки чи складності моделі.

В дослідженні проведено подібні розрахунки, які засвідчили наявність асимптот для «кривих» навчання, що описують вплив зміни обсягу навчальної вибірки на точність моделювання. При зміні такого параметра, як складність мережі (кількість нейронів у прихованому шарі), «крива» навчання має інший вигляд: існує оптимальне значення складності моделі, після перевищення якого спостерігається зростання похибки на тестовій вибірці. Тобто крива залежності точності класифікації моделі від кількості нейронів на прихованому шарі набула вигляду параболи, що надало можливість визначити оптимальну кількість нейронів прихованого шару, виходячи з аналізу отриманої залежності. Так, якщо має місце перенавчання мережі (зростає помилка моделювання на тестовій вибірці при її зниженні на навчальній), доцільно зменшити кількість нейронів у прихованих шарах чи кількість самих прихованих шарів.

Розвиваючи дану ідею доцільно дослідити багатофакторну залежність точності моделювання одночасно від зміни обсягу навчальної вибірки та деяких параметрів структури нейромережі. Якщо для такої залежності можливо буде знайти адекватну апроксимацію, це значно зменшить кількість необхідних досліджень для визначення оптимальної структури нейронних мереж.

### **Список використаних джерел**

1. *Ежов А. А.* Нейрокомпьютинг и его применение в экономике и бизнесе / А. А. Ежов, С. А. Шумский. — М.: МИФИ, 1998. — 224 с.

2. *Царегородцев В. Г.* Оптимизация экспертов boosting-коллектива по их кривым обучения // Материалы XIII Всеросс. семинара «Нейроинформатика и ее приложения», Красноярск, 2004. — С. 152-157.

**Савко О. Я.**

*Чернівецький національний університет  
імені Юрія Федьковича*

### **ІМІТАЦІЙНЕ МОДЕЛЮВАННЯ ФІНАНСОВОГО СТАНУ ПІДПРИЄМСТВА**

Моделювання бухгалтерського балансу є одним з інструментів розвитку і поглиблення методики аналізу фінансового стану підприємства. Бухгалтерський баланс відіграє подвійну роль в фінансовому аналізі. З одного боку, баланс, відображаючи фінансовий стан підприємства на певні звітні дати, служить основним джерелом інформації для аналізу фінансового стану. Його значення в даному відношенні настільки велике, що даний аналіз іноді називають аналізом балансу. Хоча поглиблений аналіз фінансового стану передбачає використання всіх форм бухгалтерської звітності, даних бухгалтерського та управлінського обліку, саме бухгалтерський баланс відіграє визначальну роль. З іншого боку, бухгалтерський баланс може розглядатися як модель фінансового стану компанії, дослідження якої сприятиме розвитку методики аналізу, оскільки бухгалтерський баланс навіть в сучасному його вигляді є досить багатомірною системою показників, то для виявлення найбільш важливих закономірностей зміни фінансового стану необхідно будувати моделі