1. 2006 IPCC Guidelines for National Greenhouse Gas Inventories / Eggleston H.S., Buendia L., Miwa K., Ngara T., Tanabe K. (eds). – IPCC, IGES, Japan, 2006.
2. *Любінський Б. Б.* Спеціалізоване програмне забезпечення для географічного аналізу та інвентаризації парникових газів / Б. Б. Любінський, Р. А. Бунь // Моделювання та інформаційні технології. – 2011. – № 59. – С. 129-135.
3. *Любінський Б. Б.* Архітектура спеціалізованих програмних модулів для географічного аналізу об'єктів при інвентаризації парникових газів / Б. Б. Любінський, Р. А. Бунь // Штучний інтелект. – Донецьк, 2011. – № 4. – С. 303-309.
4. *Hamal Kh*. Carbon dioxide emissions inventory with GIS / Kh. Hamal // Artificial Intelligence. – 2008. – N 3. – P. 55-62.

Поступила 19.02.2014р.

УДК 004.451.7.031.43

М.О. Медиковський, д.т.н., проф., І.Г.Цмоць, д.т.н., проф., А.В.Дорошенко, к.т.н., ст. викладач
Національний університет «Львівська політехніка», каф. АСУ

ІНТЕЛЕКТУАЛЬНІ КОМПОНЕНТИ ОЦІНЮВАННЯ СКЛАДОВИХ ЕКОНОМІЧНОЇ БЕЗПЕКИ ПІДПРИЄМСТВА

Проаналізовано інтелектуальні компоненти для оцінювання складових економічної безпеки, вибрано для їх реалізації штучні нейронні мережі на основі парадигми моделі геометричних перетворень і розроблено на її основі програмні засоби для оцінювання ризиків при роботі з клієнтами.

Ключові слова: інтелектуальна компонента ІАСУ, штучні нейронні мережі, інтелектуальний аналіз даних.

Проанализированы интеллектуальные компоненты для оценки составляющих экономической безопасности, для их реализации выбраны искусственные нейронные сети на основе парадигмы модели геометрических преобразований и разработана программная реализация для оценки рисков при работе с клиентами.

Ключевые слова: интеллектуальная компонента ИАСУ, нейронные сети, интеллектуальный анализ данных.

The process of development of intellectual component of integration automated control system for assess the economical safety of the enterprise on the base of neural networks (model of geometrical transformation) is describes.

Key words: intellectual component of integration automated control system, neural networks, data mining.

Постановка проблеми. Сучасне підприємство як відкрита система функціонує в навколишньому середовищі, яке характеризується нестабільністю та постійною динамікою зміни зовнішніх та внутрішніх факторів впливу. Для підвищення економічної безпеки підприємства в таких

 © М.О. Медиковський, І.Г.Цмоць, А.В.Дорошенко

умовах функціонування від керівництва вимагається швидке реагування шляхом адаптації підприємства до змін у навколишньому середовищі.

Економічна безпека підприємства залежить від таких параметрів: стану захищеності систем підприємства; стану ресурсів підприємства (капіталу, трудових ресурсів, інформації, технологій, техніки, прав); здатності виявляти потенційні загрози та потенційні можливості та швидко реагувати на них; стану соціально-технічної системи підприємства; підприємницьких здібностей менеджерів, а також структурної організації та зв'язків менеджменту. Система економічної безпеки підприємства має такі складові: інтелектуальну та кадрову; інформаційну; техніко-технологічну; фінансову; силову; політико-правову та екологічну.

Тому актуальною проблемою є розроблення інтелектуальних компонентів інтегрованих автоматизованих систем управління (ІАСУ) для оцінювання складових економічної безпеки підприємства.

Аналіз останніх досліджень та публікацій. Стрімкий розвиток інформаційних технологій за останні роки призвів до того, що майже на всіх підприємствах всі напрями їхньої діяльності є автоматизованими, накопичено великі обсяги інформації, які описують різні аспекти діяльності підприємства, динаміку його розвитку, історію взаємодії з різними постачальниками, партнерами, клієнтами.

Загальна схема процесу організації економічної безпеки включає такі дії (заходи), що здійснюються послідовно або одночасно [1]:

а) формування необхідних корпоративних ресурсів (капіталу, персоналу, прав інформації, технології та устаткування);

б) загальностратегічне прогнозування та планування економічної безпеки за функціональними складовими;

в) стратегічне планування фінансово-господарської діяльності підприємства;

г) загально-тактичне планування економічної безпеки за функціональними складовими;

г) тактичне планування фінансово-господарської діяльності підприємства;

д) оперативне управління фінансово-господарською діяльністю підприємства;

е) здійснення функціонального аналізу рівня економічної безпеки;

є) загальна оцінка досягнутою рівня економічної безпеки.

Тільки за умови здійснення в необхідному обсязі зазначених дій (заходів) можна буде досягти належного рівня економічної безпеки підприємства. Необхідно зазначити, що більшість з перерахованих дій можна покласти на інтелектуальну компоненту ІАСУ, за умови поєднання відомих методів прогнозування та передбачення (наприклад, на базі нейронних мереж) та існуючих економічних методик планування фінансово-господарської діяльності підприємства (як на стратегічному, так і операційному рівні) [2,3].

Система економічної безпеки підприємства традиційно включає такі складові: інтелектуальну і кадрову, інформаційну, техніко-технологічну, фінансову, політико-правову та екологічну, силову [1].

Для аналітичного оцінювання кожної з них слід визначити спектри можливих загроз (ризиків) та оцінити ймовірність і наслідки їх реалізації. За умов невизначеності існує, сказати б, суперечність між теоретично досконалим і практично можливим підходами. Теоретично досконалий підхід полягає в тому, щоб урахувати всі, можливі варіанти сценаріїв руху грошових потоків. Однак практично це здебільшого неможливо зробити, бо доведеться враховувати надто багато альтернатив .

Суть основного завданий полягає в процедурі проведення таких розрахунків, котрі навіть у разі їх неповної адекватності уможливлювали б отримання достатньо надійних результатів, на які можна спиратися за вибору господарської альтернативи. Крім цього, слід особливо наголосити, що механізм створення економічної безпеки має базуватися на внутрішньо системних характеристиках підприємства, тобто сама соціально-економічна система має включати "вбудовані" механізми запобігання зовнішнім і внутрішнім загрозам.

Інтелектуальний аналіз цієї інформації за допомогою таких сучасних засобів, як нейронні мережі, генетичні алгоритми, нейро-нечітка логіка, дозволяє отримати знання, на основі яких можна прогнозувати подальшу діяльність підприємства, оцінювати ризики, визначати потенційні загрози та потенційні можливості [3,4,5].

Для того, щоб реалізувати інтелектуальну компоненту ІАСУ всю інформацію про діяльність підприємства необхідно формалізувати, створити сховище даних розподіленого чи централізованого типу. Підвищення рівня організації підприємства, забезпечення координації всіх підрозділів можна задовольнити лише шляхом інтегрування всіх управлінських функцій в єдину інтегровану систему управління. Застосування ІАСУ дозволяє суттєво покращити техніко-економічні показники функціонування підприємств (збільшити загальний прибуток підприємства, покращити використання основних фондів, оптимальніше управляти запасами та організовувати роботу із клієнтами з вищою ефективністю) [6,7].

Задачі, розв’язання яких покладено на інтелектуальну компоненту ІАСУ володіють такими основними характеристиками:

- великий обсяг даних;
- різнорідність даних (кількісні, якісні, текстові);
- суперечливість та неповнота даних;

Недоліками існуючих рішень та реалізацій інтелектуальних компонент ІАСУ, призначених для оцінки різних аспектів економічної безпеки підприємства, можна визначити низьку точність отриманих результатів та низьку швидкодію виконання аналізу даних [8,9].

Формулювання мети статті. Метою дослідження є розроблення на основі нейромереж інтелектуальних компонентів ІАСУ для оцінювання

ризиків при роботі з клієнтами.

Виклад основного матеріалу

Вибір ШНМ для реалізації інтелектуальних компонентів інтегрованих автоматизованих систем управління. Інтелектуальний аналіз даних є процесом виявлення кореляції, тенденцій, шаблонів, зв'язків і категорій. Він виконується шляхом ретельного дослідження даних з використанням технологій розпізнавання шаблонів, а також статистичних і математичних методів.

Під час видобування даних багаторазово виконуються різні операції і перетворення над сирими даними (добір ознак, стратифікація, кластеризація, візуалізація і регресія), що призначені для знаходження представлень, які є інтуїтивно зрозумілими для людей, (які, своєю чергою, краще розуміють бізнес-процеси, покладені в основу їхньої діяльності) та для знаходження моделей, за якими можна прогнозувати результат або значення певних ситуацій, використовуючи історичні або суб'єктивні дані.

Серед методів видобування даних поширені пакети статистичного аналізу й аналіз часових рядів і оцінювання ризиків; засоби моделювання; пакети нейронних мереж; засоби нечіткої логіки, експертні системи тощо. Важливим моментом є використання засобів для графічного оформлення результатів: засоби аналітичної картографії і топологічних карт; засоби візуалізації багатовимірних даних тощо [10,11].

Для підвищення економічної безпеки підприємства особливо актуальним є розроблення нових методів інтелектуального аналізу даних з такими характеристиками, як висока точність результату та висока швидкодія, можливість використання в системах реального часу.

Враховуючи саме ці параметри, порівняємо результати розв’язання типової задачі видобування даних різними нейромережевими методами, а саме: багатошаровим перцептроном, РБФ-мережею, імовірнісною нейтронною мережею, нейронною мережею з лінійною архітектурою. Архітектури використовуваних нейронних мереж, наведено на рис.1.

Розв’язання завдань видобування даних за допомогою засобів штучних нейронних мереж (ШНМ). Технології застосування нейромереж, які пропонуються у комерційних нейропакетах, передбачають попередній вибір структури нейромережі згідно з поставленим завданням та структурою даних і подальше визначення ваг зв’язків між нейронами-процесорами, яке здійснюється у процесі навчання мережі. Неітеративне, швидке навчання нейромереж реалізується в автоасоціативних моделях типу мереж Хопфілда, застосування яких, на жаль, є досить звуженим і зазвичай обмежується завданнями побудови автоасоціативної пам’яті, або оптимізації. Навчання багатошарових перцептронів, здатних розв’язувати широкий спектр задач передбачення, розпізнавання, класифікації та прогнозування часових послідовностей, здійснюється на основі процедур багатопараметричної оптимізації, що значно обмежує можливості їх застосування для завдань великих розмірностей [10].

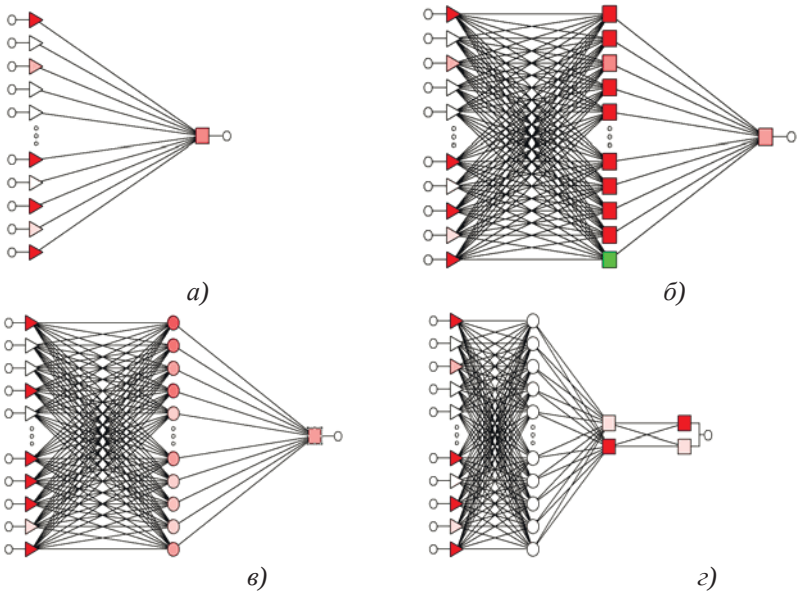

Рис.1. а) Лінійна архітектура 62:62-1:1; б) багатошаровий перцептрон 62:62-21-1:1; в) РБФ-мережа 38:38-51-1:1, точність; г) ймовірнісна нейронна мережа 62:62-1500-2-2:1;

Порівняємо результати розв'язання задачі класифікації для інтелектуального аналізу даних, метою якої є виявлення шахраїв серед клієнтів інтернет-магазину за допомогою відомих нейромережевих підходів із використанням програмного продукту NeuroSolutions 4.

Розроблення інтелектуальної компоненти інтегрованих автоматизованих систем управління. Інтелектуальні компоненти інтегрованих автоматизованих систем управління можуть розв'язувати різноманітні завдання та давати відповіді на велику кількість різнопланових питань, як на операційному так і на стратегічному рівнях управління, зокрема: прогнозувати кількість продажів чи розмір прибутку, кластеризувати працівників з метою визначення найбільш успішних та ефективних, класифікувати партнерів чи клієнтів на основі історичного досвіду з метою зменшення ризиків [13].

Як прикладу одного з можливих застосувань інтелектуальної компоненти інтегрованих автоматизованих систем управління розглянемо задачу класифікації клієнтів інтернет-магазину на надійних клієнтів (з високою ймовірністю оплати замовлення) та ненадійних покупців з метою оцінки ризиків втрати коштів. Розв'язання такої задачі можливе завдяки створенню в усіх online-магазинах інформаційних сховищ даних, в яких зберігається інформація про всі замовлення, зроблені клієнтами, та їх особові дані. За допомогою інтелектуального аналізу даних, які можуть мати дуже

великий обсяг та бути різнорідними (якісними, кількісними, текстовими), ми можемо видобути приховані закономірності, залежності, отримати конкретні і зрозумілі результати (у нашому випадку – класифікацію всіх покупців на два попередньо відомі класи).

Таблиця 1

Реалізація інтелектуальних компонентів інтегрованих автоматизованих системах управління на основі моделі геометричних перетворень

	Багатошаровий перцептрон		РБФ-мережа		Ймовірнісна нейронна мережа		Лінійна архітектура	
	Клас 1	Клас 2	Клас 1	Клас 2	Клас 1	Клас 2	Клас 1	Клас 2
Разом	18430	11570	18430	11570	18430	11570	18430	11570
Правильно	13680	8500	12830	7880	12600	7800	12820	7910
Неправильно	4750	3070	5600	3690	5830	3770	5610	3660
% правильно класифікованих	74,227	73,466	69,615	68,107	68,367	67,416	70,560	69,366
% неправильно класифікованих	25,773	26,534	30,385	31,893	31,633	32,584	29,440	30,634

Тренувальна вибірка складається з даних про 30000 замовлень, в яких на основі спостережень за 4 тижні визначено їхню належність до одного з двох класів. Необхідно розробити таку систему, яка б дала змогу передбачати факт втрати оплати для подальших замовлень, які надходитимуть, та відносити їх до одного з двох класів відповідно до наведеної матриці вартостей. Розроблену систему тестуємо на виборці з 20000 замовлень, належність яких до одного з двох класів є невідомою, однак може бути перевіреною.

Кожне замовлення описують 44 ознаками, серед яких: ідентифікаційний номер замовлення, дата народження клієнта, наявність вказаних даних про телефон, e-mail, метод оплати замовлення, тип кредитної картки, вартість замовлення, час замовлення, кількість та артикули (коди) зроблених замовлень та ін. Всі ознаки є різнорідними: числовими, текстовими, континуальними та векторними. Тому для коректної роботи з такими даними їх попередньо обробляють, у результаті чого всі дані перекодовують у числовий формат, кількість вхідних ознак при цьому збільшується до 62.

Результати класифікації на етапі тестування для всіх типів нейронних мереж, що порівнювались, наведено в табл.1.

Розв'язання завдань видобування даних за допомогою моделі геометричних перетворень. Модель геометричних перетворень (МГП), яка ґрунтується на засадах геометричного моделювання даних реалізує принципово інші концепції у порівнянні із класичними нейромережами. У МГП синтез структури поєднується з процедурою навчання, а весь процес налагодження та визначення параметрів є швидким, неітеративним, виконується за заздалегідь відому кількість кроків. Переваги цього методу – спроможність швидкого розв'язання задач надвеликих розмірностей, що дуже важливо для інтелектуального аналізу даних, висока точність і здатність до

генералізації, простота користування, коли від дослідника не вимагається фахових знань, повторюваність результатів навчання.

Особливістю МГП є однотипність алгоритмів навчання та функціонування нейромереж, що можуть бути зображені у вигляді деякого графу, вершини якого відповідають основним операціям: скалярному добутку вектора вхідних сигналів на вектор вагових коефіцієнтів та нелінійному перетворенню від скалярного добутку.

Властивості МГП, перелічені вище, дають змогу переглянути певні стереотипи щодо застосування нейромережних засобів. Зокрема, більшість підходів до створення систем ґрунтувалися на уявленнях про високу вартість процедури навчання, завдяки чому вона ставала унікальною, що вимагало максимально можливого зменшення розмірностей задач під час попередньої обробки даних.

Тому пропонується розглянути розроблені методи класифікації на основі МГП, які враховують перелічені особливості завдань видобування даних.

Аналогії зі штучними нейромережами. Особливістю МГП є однотипність алгоритмів навчання та функціонування [12]. Топологія алгоритму навчання МГП представляється в виді деякого графу, вершини якого відповідають основним операціям алгоритму – скалярному добутку вектора вхідних сигналів на вектор вагових коефіцієнтів та нелінійному перетворенню від скалярного добутку. Отже, вершини графу можна розглядати як відповідники нейронних елементів прихованого шару штучної нейромережі, а моделі МГП описуються структурами нейроподібного типу. Подібне трактування є продуктивним як при налагодженні моделей МГП, так і при побудові архітектур відповідних комплексів на основі МГП для розв'язання багатьох задач, зокрема, прогнозування часових послідовностей, виділення головних компонент, ущільнення даних і т.п. з використанням нейромережних підходів до реалізації [12].

Одночасно зауважимо принципову відмінність МГП від нейромережних засобів – якщо в штучних нейромережах навчання здійснюється (як правило, ітеративно) з метою встановлення параметрів для обраної заздалегідь структури, то в МГП структура моделі формується за результатами навчання відповідно до заданих його характеристик.

Порівняємо отримані результати із результатами розв'язання цієї задачі за допомогою машини геометричних перетворень (МГП) з архітектурою зображеною на рис.2 [12].

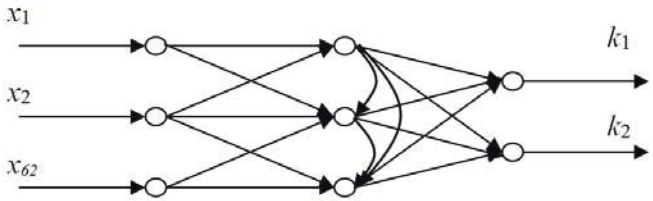

Рис.2. Архітектура машини геометричних перетворень

Результати класифікації за допомогою машини геометричних перетворень, отримані на етапі тестування, наведено в табл. 2.

Таблиця 2

Результати класифікації за допомогою МГП

	Машина геометричних перетворень	
	Клас 1	Клас 2
Разом	18430	11570
Правильно	16402	9950
Неправильно	2028	1620
% правильно класифікованих	88,996	85,538
% неправильно класифікованих	11,004	14,462

Аналіз отриманих результатів показав, що за практично однаково високої швидкодії всіх типів порівнюваних нейронних мереж (що дає змогу інтегрувати їх в системи реального часу), точність класифікації для цього типу задач є значно вищою у випадку використання машини геометричних перетворень. Також необхідно зазначити ще й таку перевагу МГП, як повторюваність результатів завдяки відсутності будь-якої імовірнісної складової у алгоритмі її навчання та функціонування.

Висновки

Створення інтелектуальної компоненти для інтегрованої автоматизованої системи управління може значно підвищити економічну безпеку підприємства, оскільки інтелектуальний аналіз історичних даних, який здійснюється інтелектуальною компонентою ІАСУ, допомагає керівництву швидше та обгрунтованіше приймати управлінські рішення, адаптувати підприємство до змін у навколишньому середовищі, виявляти та швидко реагувати на потенційні загрози та можливості для підприємства тощо. Як базу для створення такої інтелектуальної компоненти доцільно використовувати апарат штучних нейронних мереж, зокрема машину геометричних перетворень, оскільки вона враховує всі особливості задач інтелектуального аналізу даних, швидко та із високою точністю опрацьовує великі обсяги даних.

1. *Іванілов О. С.* Економіка підприємства: підручник / О. С. Іванілов. - К. : Центр учбової літератури, 2009. - 728 с.
2. *Барсегян А. А., Куприянов М. С., Степаненко В. В., Холод И. И.* Методы и модели анализа данных: OLAP и Data Mining. – СПб.: БХВ-Петербург, 2004. – 336 с.
3. *Дюк В., Самойленко А*. Data Mining: учебный курс. – СПб: Питер, 2001. – 386 с.
4. *Kimbal R*. The Data Warehouse Toolkit: Practical Techniques for Building Dimensional Data Warehouses. John Willey&Sons, 1996.

5. *Корнеев В.В., Гареев А.Ф., Васютин С.В., Райх В.В.* Базы данных. Интеллектуальная обработка информации. // М.: Нолидж, 2001.
6. *Спирли Э.* Корпоративные хранилища данных. Планирование, разработка, реализация. Том.1: Пер. с англ. – М.: Вильямс, 2001.
7. Business Intelligence: Data Mining and Optimization for Decision Making, Carlo Vercellis, Wiley, 2008.
8. Data Mining for Business Intelligence: Concepts, Techniques, and Applications in Microsoft Office Excel with XLMiner, Galit Shmueli, Nitin R. Patel, Peter C. Bruce, Wiley, 2008.
9. *Thomsen E.* OLAP Solutions: Building Multidimensional Information Systems. Wiley Computer Publishing, 1997.
10. *Хайкин С.* Нейронные сети: полный курс//Пер с англ. – 2-е изд. – М.: Вильямс, 2006. – 1104 с.
11. TDWI's Best of Business Intelligence, Vol. 6), The Economy and BI. Two perspectives, Philip Russom, Wayne Eckerson, 2008 г.
12. *Ткаченко Р. О.* Нейромережні компоненти систем технічного зору // Інформаційні технології і системи. – 2005. – Т. 8 - №1. – С. 86–89.
13. *Цмоць І.Г., Медиковський М.О., Цимбал Ю.В.* Засоби інтелектуальної обробки даних у системі управління енергоефективністю економіки регіону. Науковий економічний журнал "Актуальні проблеми економіки" №12(1150)2013. Київ 2012 С.271-277.

Поступила 26.02.2014р.

УДК 004.942

О. Ю.Борейко, магістрант каф. КІ, ТНЕУ,
В. М.Теслюк, д.т.н., професор каф. САП, НУ "Львівська політехніка",
О. М.Березький, д.т.н., завідувач каф. КІ, ТНЕУ.

РОЗРОБЛЕННЯ КОМПОНЕНТІВ СИСТЕМИ ВІДЕОНАГЛЯДУ "ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОГО БУДИНКУ" НА БАЗІ RASPBERRY PI

В статті наведено результати розроблення моделі та реалізації підсистеми безпеки інтелектуального будинку. Розроблено структуру підсистеми та модель на основі мереж Петрі. Описано програмне та апаратне забезпечення, а також наведено результат тестування побудованої підсистеми.

In the paper the results of modeling and implementation of subsystem of safety and monitoring for intelligent house is presented. Also showed the structure of subsystem and model based on Petri nets. The hardware, software and the result of the developed subsystem were described.

Вступ

На сьогодні під поняттям «інтелектуальний будинок» (ІБ) слід розуміти житлове приміщення, що являє собою комплекс інтегрованих підсистем,

 © О. Ю.Борейко, В. М.Теслюк, О. М.Березький