

лянства, як стрижня української нації та загрожує економічній безпеці країни. Тому державі необхідно ефективно регулювати процеси зростання великих агрохолдингів, і водночас забезпечити умови для стимулювання розвитку малих та середніх сільськогосподарських підприємств.

Література

1. Месель-Веселяк В.Я. Реформування аграрного сектора України: здобутки і проблеми / В.Я. Месель-Веселяк // Економіка АПК : міжнар. наук.-виробн. журнал. – 2003. – № 5. – С. 3-8.
2. Саблук П.Т. Структурно-інноваційні зрушення в аграрному секторі України як фактор його соціально-економічного зростання / П.Т. Саблук // Економіка АПК : міжнар. наук.-виробн. журнал. – 2004. – № 6. – С. 3-8.
3. Федоров М.М. Особливості формування ринку земель сільськогосподарського призначення в Україні / М.М. Федоров // Економіка АПК : міжнар. наук.-виробн. журнал. – 2007. – № 5. – С. 73-78.
4. Трегобчук В.М. Удосконалення земельних відносин в аграрній сфері: наук. доповідь / В.М. Трегобчук, Н.М. Скурська, В.Д. Яровий. – К. : Вид-во Об'єднаного ін-ту економіки НАНУ, 2004. – 47 с.
5. Трегобчук В.М. Методологічні засади формування та функціонування ринку сільськогосподарських земель / В.М. Трегобчук, Н.М. Скурська // Проблеми розвитку земельних відносин на засадах нового Земельного Кодексу України : матер. всеукр. наук. конф., м. Київ, 10-11 вересня 2002 р. – К. : , 2002. – С. 42-46.
6. Новаковський Л.Я. Соціально-економічні проблеми сучасного землекористування / Л.Я. Новаковський. – Вид. 2-ге, [перероб. та доп.]. – К. : Вид-во "Урожай", 2009. – 276 с.
7. Добряк Д.С. Стан і перспективи розвитку землеустрою в Україні / Д.С. Добряк // Землевпорядкування : праці / Ін-т землеустрою НАН України. – К. : Вид-во Ін-ту землеустрою, 2002. – № 2. – 48 с.
8. Шарафутдінова Н.В. Стан розвитку ринку землі в Україні / Н.В. Шарафутдінова // Землеустрій і кадастр : науково-виробн. журнал. – 2004. – № 1/2. – С. 92-97.
9. Чернавський А.С. О проблемах физической экономики / А.С. Чернавський, Н.Н. Старков, А.В. Щербаков // Успехи физических наук : научн. журнал. – 2002. – № 9. – С. 1047-1067.
10. Григорків В.С. Динамічна модель економіки з урахуванням ринку землі / В.С. Григорків, Л.М. Буяк, С.В. Іщенко // Фінансова система України : зб. наук. праць. – Острого : Вид-во НУ "Острозька академія". – 2011. – Вип. 16. – С. 592-599.

Ищенко С.В. Динамическая модель рынка земли сельскохозяйственного назначения

Реализован один из подходов к построению экономико-математической модели рынка земель сельскохозяйственного назначения. Модель позволяет определить формирование и изменение накопленных основных групп землевладельцев, особенности формирования цены на земельные участки под влиянием процессов спроса и предложения, а также позволяет определить рыночно обоснованную цену на агрегированный сельскохозяйственный продукт. На основе экспертных исследований с моделью получен ряд важных выводов.

Ключевые слова: модель, рынок земли, аренда, агрегированный сельскохозяйственный продукт.

Ishchenko S.V. Dynamic model of agricultural land market

In this paper implemented one approach to building economic and mathematical models of the agricultural land. The model allows to determine the formation and change of saving major groups of landowners, especially the formation of land prices under the influence of the supply and demand processes, also it allows to determine a reasonable market price of aggregate agricultural product. A number of important conclusions, based on expert research model, were received.

Keywords: model, market studies, rent, aggregate agricultural product.

УДК 004.832 Аспір. Я.В. Бренич – Східноєвропейський НУ ім. Лесі Українки; доц. П.В. Тимошук, д-р техн. наук – НУ "Львівська політехніка"

НЕЙРОМЕРЕЖЕВІ МЕТОДИ РОЗВ'ЯЗАННЯ ЗАДАЧІ КЛАСИФІКАЦІЇ

Виконано стислий огляд наявних нейромережевих моделей, призначених для розв'язання задачі класифікації. Описано алгоритм та проілюстровано блок-схему класифікатора, який функціонує на основі апарату штучних нейронних мереж. На прикладі багатоварового перцептрона продемонстровано розв'язок задачі класифікації. Описано процес тренування мережі з застосуванням рекурсивного навчального алгоритму типу "back-propagation". Проаналізовано істотні переваги та недоліки нейромережевого підходу до розв'язання задачі класифікації.

Ключові слова: задача класифікації, нейромережева модель, нейромережевий класифікатор, багатоваровий перцептрон.

Постановка проблеми. Відомо, що класифікація – це формалізована задача, математична постановка якої має такий вигляд: нехай задано $a: X \rightarrow Y$, що є множиною описів об'єктів, а Y – це множина номерів (найменувань) класів й існує деяке відображення $y^* = X \rightarrow Y$, значення якого відоме тільки на об'єктах кінцевої навчальної вибірки $X^m = \{(x_1, y_1), \dots, (x_m, y_m)\}$, необхідно побудувати алгоритм $a: X \rightarrow Y$, що класифікує довільний об'єкт M [1].

Серед численних застосувань задачі класифікації, можна виділити такі: класифікація зображень; класифікація даних; розпізнавання рукописного тексту; розпізнавання мови; медичне діагностування; прогнозування банкрутства; виявлення несправностей. Існує значна кількість підходів щодо розв'язання задачі класифікації, зокрема:

1. Байесовий класифікатор.
2. Класифікація з використанням дерева рішень.
3. Класифікація за допомогою нейронних мереж.
4. Статистичні класифікатори.
5. Класифікація за допомогою генетичного алгоритму.
6. Класифікація з використанням методу опорних векторів.
7. Класифікація методом найближчого сусіда.
8. Інші.

Кожен із цих підходів має свої як переваги, так і обмеження. Зокрема, у традиційній статистичній процедурі класифікації, що ґрунтується на теорії прийняття рішень Байєса, головним обмеженням є залежність методу від великої кількості умов та станів, згідно з якими ця модель функціонує. Щодо дерев прийняття рішень, особливо з великою кількістю гілок, то вони характеризуються складністю для реалізації та розуміння, часовим витрачанням у тренувальній фазі. Класифікація методом найближчого сусіда досить часто є неточною за умови надлишковості або невідповідності характерних ознак. Генетичний алгоритм не ефективний для знаходження оптимального значення, розрахований на відшукання зального результату [4].

Серед перелічених методів можна виділити нейромережевий підхід до розв'язання задачі класифікації, якого розглянуто у багатьох наукових дослідженнях [3-6]. Було створено багато нейромережевої архітектури класифіка-

торів, які тепер широко застосовуються для розв'язання задач медичного діагностування [3], класифікації зображень [8], класифікації даних [4], прогнозування банкрутства [5] тощо. Ці технології стають незамінними у сфері бізнесу, промисловості та науки.

Розв'язання задач класифікації на основі нейронних мереж. Відомо, що штучна нейронна мережа є сукупністю з'єднаних між собою нейронів (вузлів, модулів), що моделюють структуру й функції біологічних нейронів. У загальному випадку, нейронна мережа може містити вхідний шар, на який надходять зовнішні сигнали, вихідний, що відображає результуючу реакцію мережі на вхідні сигнали, а також приховані шари [6].

Важливою характеристикою нейронних мереж є їх здатність до навчання або тренування, яке полягає у визначенні таких параметрів мережі, при яких вона формує необхідні вихідні сигнали. Протягом цього процесу інформація поширюється в мережі, спричиняючи процес адаптації синаптичних ваг, що залежить від значень вихідних сигналів та найменувань відповідних класів.

Узагальнену блок-схему нейромережевого класифікатора, що визначає до якого з M класів однозначно відноситься деякий статичний сигнал, який належить до множини N вхідних сигналів, подано на рис. 1. Цей класифікатор характеризується паралельністю подання вхідних і виведення вихідних сигналів, а також сигналів, отриманих внаслідок внутрішніх обчислень [6]. Класифікатор функціонує наступним чином. На вхід подається N сигналів x_0, x_1, \dots, x_{N-1} , що надходять до наступних шарів, у нейронах яких відбуваються проміжні обчислення. Отримані вихідні сигнали подаються через M ланок z_0, z_1, \dots, z_{M-1} , де M – кількість класів, до наступної стадії класифікації, де визначається та підсилюється сигнал з максимальним значенням. Вихідний шар містить M виходів y_0, y_1, \dots, y_{M-1} , та кожному класу відповідає один з них. Після визначення максимального сигналу активується лише один відповідний вихід. Це свідчить про належність сигналу до коректного класу. Тоді інформація про нього та інші виходи може бути надіслана до першої стадії класифікатора з метою адаптації синаптичних ваг [6]. Цей процес є тренуванням або навчанням мережі, яке дає змогу підвищувати точність класифікації вхідних даних.

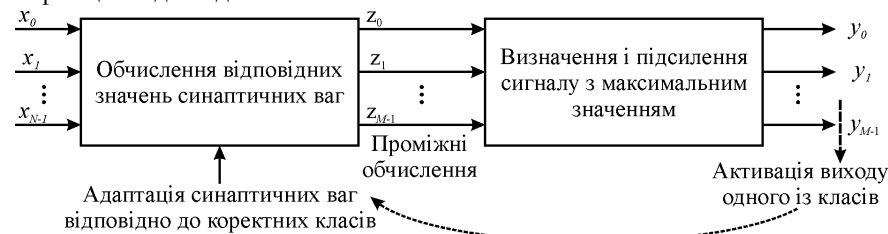


Рис. 1. Блок-схема нейромережевого класифікатора

Як можна побачити зі схеми, поданої на рис. 1, кожному з M класів відповідає один певний вихід для однозначного розрізнення вхідних даних за класами. У найпростіших класифікаторах ці виходи вже є результатом робо-

ти системи. У складніших випадках ці дані використовуються для наступних стадій роботи системи.

Як було відзначено, другий блок представленої схеми визначає максимальний сигнал. Для цього можуть використовуватись різні нейромережеві методи. Зокрема, одна з найбільш відомих нейронних мереж є так звана MAXNET, що генерується на основі M логічних вузлів. Вихідні сигнали попереднього шару мережі, серед яких необхідно визначити максимальний, подаються на її входи. У мережі MAXNET вихідні сигнали стабілізуються після певного періоду збіжності та сигнал, що має не нульове позитивне значення, і є максимальним [2, 6]. Як відомо, нейронні мережі, які визначають максимальний серед n невідомих сигналів, називаються Winner-take-all (WTA). Узагальнення такого типу мережі, що ідентифікує k серед n невідомих вхідних сигналів, де $1 \leq k \leq n$, є k WTA нейронна мережа [2].

Серед інших методів визначення максимальних сигналів виділяється підхід, що ґрунтується на основі аналогового компаратора – нейронна мережа без зворотних зв'язків "binary tree" [6]. Вона складається з $N-1$ субмереж, що розміщуються приблизно в $\log_2 N$ шарів для визначення максимального з N вхідних сигналів. Проте така система має недоліки, серед яких можна виділити обмежену точність оброблення неточно заданих сигналів і низьку швидкість збіжності [2].

Нейромережеві моделі задач класифікації образів. Перелік найпоширеніших моделей, що використовуються для розв'язання задачі класифікації, подано на рис. 2. Нейромережеві класифікатори поділяються насамперед за типом вхідних сигналів, що можуть бути бінарними або набувати неперервних значень. Наступним фактором для розрізнення моделей є тип навчання, який вони підтримують. Виділяють навчання з учителем і без учителя [6]. Існують також інші фактори, на основі яких здійснюється систематизація моделей, але тут приймаються до уваги найважливіші показники їх функціонування.

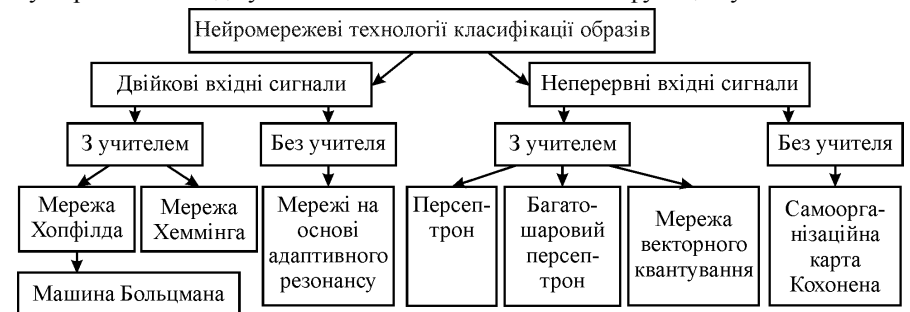


Рис. 2. Нейромережеві методи розв'язання задачі класифікації образів

До нейромережевих моделей класифікаторів, в яких вхідні сигнали мають бінарне значення та використовується навчання з учителем, належить мережа Хопфілда, машина Больцмана та мережа Хемінга. В інших мережах, які базуються на основі адаптивного резонансу, використовується навчання без учителя. Для оброблення неперервних сигналів застосовуються такі мо-

делі класифікаторів, як мережа векторного квантування, перцептрон, багатошаровий перцептрон. Самоорганізаційна карта Кохонена є моделлю, яка базується на навчанні без учителя, а вхідні сигнали є неперервними [6].

Розв'язання задачі класифікації за допомогою багатошарового перцептрона. Як відомо, багатошаровий перцептрон – це клас нейронних мереж без зворотних зв'язків, у яких нейрони розміщуються в одному або більшій кількості шарів. За допомогою синаптичних зв'язків, які є однонапрямленими, нейрони кожного шару з'єднані з нейронами сусідніх шарів. Кожен зв'язок має синаптичну вагу [2]. Зазвичай перший шар прийнято називати вхідним і він виконує функцію передавання інформації до наступних шарів, останній – вихідним, його завданням є виведення результату. Ті шари, що знаходяться між ними, є прихованими шарами і виконують проміжні обчислення.

У [6] проаналізовано класифікатор, який функціонує на основі багатошарового перцептрона і містить 3 шари. Модель тришарового перцептрона зображено на рис. 3.

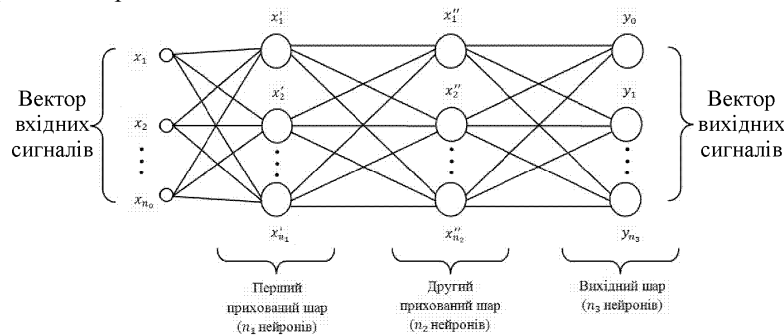


Рис. 3. Модель тришарового перцептрона

На вхід подається вектор вхідних сигналів x_1, x_2, \dots, x_{n_0} , де n_0 – кількість сигналів, що надходить до першого прихованого шару, на виході якого отримуються сигнали x'_j . Сигнали x'_j поступають на вхід другого прихованого шару, тобто [6]:

$$x'_j = \psi_j \left(\sum_{i=0}^{n_1-1} w_{ij} x_i - \theta_j \right) \quad j = (1, 2, \dots, n_1), \quad (1)$$

де: w_{ji} – синаптичні ваги; x_i – вхідний сигнал; n_0 – кількість нейронів на вході; θ_j – зовнішній поріг; ψ_j – активаційна функція. Аналогічно обчислюються виходи x''_j другого прихованого шару:

$$x''_j = \psi'_j \left(\sum_{i=0}^{n_2-1} w'_{ji} x'_i - \theta'_j \right) \quad j = (1, 2, \dots, n_2) \quad (2)$$

та знаходять вихідні сигнали y_j [2]:

$$y_j = \psi''_j \left(\sum_{i=0}^{n_3-1} w''_{ji} x''_i - \theta''_j \right) \quad j = (1, 2, \dots, n_3) \quad (3)$$

У матричній формі залежність вхід-вихід тришарового перцептрона подається у вигляді:

$$y = \psi [x] = \psi^{(3)} \left[w^{(3)} \psi^{(2)} \left[w^{(2)} \psi^{(1)} \left[w^{(1)} x \right] \right] \right], \quad (4)$$

де: $x = [x_1, x_2, \dots, x_{n_0}]^T$ – вектор вхідних сигналів; $\psi^{(1)}[\cdot] = \psi_j[\cdot]$, $\psi^{(2)}[\cdot] = \psi'_j[\cdot]$, $\psi^{(3)}[\cdot] = \psi''_j[\cdot]$ – діагональні нелінійні оператори з сигмоїдними активаційними функціями; $w^{(1)} = [w_{ji}]$, $w^{(2)} = [w'_{ji}]$, $w^{(3)} = [w''_{ji}]$ – матриці взаємозв'язків синаптичних ваг відповідно у 1, 2 та 3 шарах; $y = [y_1, y_2, \dots, y_{n_3}]^T$ – вектор вихідних сигналів [7].

Тренування багатошарового перцептрона здійснюється на основі рекурсивного навчального алгоритму типу "back-propagation", який також називають узагальненим дельта-правилом [2]. Суть навчання полягає в адаптації синаптичних таким чином, щоб різниця між необхідними й отриманими вихідними сигналами зводилась до мінімуму. Алгоритм "back-propagation" містить такі кроки [6]:

1. Присвоєння усім синаптичним вагам певного шару w_{ji} малі випадкові значення.
2. Обчислення фактичних вихідних сигналів, використовуючи поточні значення синаптичних ваг і модель.
3. Визначення необхідних вихідних сигналів і локальних похибок δ_j для усіх шарів.

$$\delta_j^{(3)} = e_{jp} \frac{\partial \psi_j^{(3)}}{\partial u_j^{(3)}}, \quad (5)$$

де $u_j^{(3)}$ знаходиться аналогічно до y_j рівнянням (3).

$$\delta_j^{(2)} = \frac{\partial \psi_j^{(2)}}{\partial u_j^{(2)}} \sum_{i=1}^{n_3} \delta_i^{(3)} w_{ij}^{(3)}, \quad (6)$$

де $u_j^{(2)} = x''_j$ з рівняння (2).

$$\delta_j^{(1)} = \frac{\partial \psi_j^{(1)}}{\partial u_j^{(1)}} \sum_{i=1}^{n_2} \delta_i^{(2)} w_{ij}^{(2)}, \quad (7)$$

де $u_j^{(1)} = x'_j$ з рівняння (1).

4. Корегування синаптичних ваг за формулою

$$\Delta w_{ji}^{(s)} = \eta \delta_i^s x_j^{(s)} \quad s = (1, 2, 3). \quad (8)$$

5. Перехід до нової моделі та повернення до кроку 2.

Навчання здійснюється циклічно до досягнення похибкою заданого значення [6].

Висновки. Зроблено стислий огляд популярних нейромережових підходів до розв'язання задачі класифікації. Зокрема проаналізовано моделі класифікації образів, а одну з них – багатошаровий перцептрон – представлено

детальніше. Внаслідок проведеного аналізу виявлено такі переваги нейронних мереж для розв'язання задачі класифікації:

1. Високий рівень нечутливості до зашумлених вхідних сигналів [6].
2. Здатність класифікувати сигнали, що були відсутні у процесі тренування.
3. Незалежність від апріорної оцінки розподілу сигналів.
4. Жорсткість до збоїв функціонування елементів завдяки паралельній архітектурі [8].

Разом із тим, зазначимо такі обмеження нейронних мереж, призначених для розв'язання задач класифікації:

1. Складність вибору для розв'язання задачі оптимального алгоритму тренування [6].
2. Громіздкість вибору оптимальної кількості нейронів для моделі класифікатора [4].
3. Складність алгоритмів нейронних мереж для розуміння та інтерпретації.

Разом із тим, методи є актуальними для розв'язання задач у різних галузях: економіка, медицина тощо. Тому розширення обмежень є актуальною задачею, розв'язання якої дає змогу підвищувати ефективність класифікації.

Література

1. Айвазян С.А. Прикладная статистика. Классификация и снижение размерности / С.А. Айвазян, В.М. Бухштабер, И.С. Енюков, Л.Д. Мешалкин. – М. : Изд-во "Финансы и статистика", 1989. – 607 с.
2. Тимошук П.В. Штучні нейронні мережі / П.В. Тимошук. – Львів : Вид-во НУ "Львівська політехніка", 2011. – 441 с.
3. Benchaib Y. Specialized Learning for Neural Classification of Cardiac Arrhythmias / Y. Benchaib, M.A. Chikh // Journal of Theoretical and Applied Information Technology. – 2009. – Vol. 6, No 1. – Pp. 92-100.
4. Han J. Data Mining: Concepts and Techniques / J. Han, M. Kamber. – Edition 2, San Francisco : Elsevier Inc., 2006. – 743 p.
5. Kadhim Al-Shayea Q. Neural Networks in Bank Insolvency Prediction / Q. Kadhim Al-Shayea, G.A. El-Refae, S.F. El-Itter // International Journal of Computer Science and Network Security. – 2010. – Vol. 10, No 5. – Pp. 240-245.
6. Lippman R.P. An Introduction to Computing with Neural Nets / R.P. Lippman // IEEE ASSP Magazine. – 1987. – Vol. 3, No 4. – Pp. 4-22.
7. Narendra K.S. Identification and control of dynamic systems using neural networks / K.S. Narendra, K. Pathasarthi // IEEE Trans. Neural Networks. – 1990. – Vol. 1, No 1. – Pp. 1-27.
8. Seetha M. Artificial Neural Network and Other Methods of Image Classification / M. Seetha, I.V. Muralikrishna, B.L. Deekshatulu // Journal of Theoretical and Applied Information Technology. – 2008. – Vol. 4, No 11. – Pp.1039-1053.

Бренич Я.В., Тимошук П.В. Нейросетевые методы решения задачи классификации

Сделан краткий обзор существующих нейросетевых моделей, предназначенных для решения задачи классификации. Описан алгоритм и проиллюстрирована блок-схема классификатора, который функционирует на основе искусственных нейронных сетей. На примере многослойного перцептрона продемонстрировано решение задачи классификации. Описан процесс тренировки сети с использованием рекурсивного алгоритма обучения типа "back-propagation". Проведен анализ существенных преимуществ и недостатков нейросетевого подхода к решению задачи классификации.

Ключевые слова: задача классификации, нейросетевая модель, нейросетевой классификатор, многослойный перцептрон.

Brenych Ya.V., Tymoshchuk P.V. Neural network methods of solving of classification problem

The overview of existing neural network models which are suitable for solving classification problem is done. The algorithm and the flowchart that are based on artificial neural networks are depicted. The solution of classification problem is performed by multilayer perceptron as an example. The training process on base of recursive back-propagation algorithm is described. The main advantages and disadvantages of neural network approach for solving classification problem are analyzed.

Keywords: classification problem, neural network model, neural network classifier, multilayer perceptron.

УДК 338.27

Доц. А.М. Гізатулін, канд. екон. наук;
магістр І.Л. Клеванська – Донецький НТУ

СТОХАСТИЧНА МОДЕЛЬ ГРОШОВИХ ПОТОКІВ ПІДПРИЄМСТВ АВТОМОБІЛЕБУДУВАННЯ

Розглянуто питання отримання достовірних статистичних даних про грошові потоки на підприємствах автомобільної промисловості, які не мають достатньої кількості статистичних даних для проведення повноцінних статистичних досліджень, з урахуванням фактора невизначеності. У детерміновану економіко-математичну модель було додано стохастичну компоненту, яка відобразила вплив зміни цін на виробничі ресурси: електроенергію, сировину, паливо, вартість оплати праці.

Ключові слова: економіко-математична модель, стохастична модель, грошові потоки, ризик, невизначеність, математичне очікування.

Актуальність теми дослідження. На сучасному етапі свого розвитку автомобільна галузь України демонструє стрімкий спад. На сьогодні на території держави працює чотири виробники легкових автомобілів: ЗАЗ, КрАЗ, "Богдан" та "Евросар". Завантаження вітчизняних підприємств становить всього 22 % номінальних потужностей. Незважаючи на своє вигідне географічне становище, наявність ресурсів та набагато більш низьку вартість робочої сили, порівняно з країнами Євросоюзу, за даними Міжнародної організації автовиробників (ОІСА), Україна посідає одне з останніх місць у світі з виробництва автомобілів на душу населення [1]. Окрім цього, що необхідно покращувати податковий клімат країни, підвищувати рівень локалізації вітчизняного автопрому, поліпшувати технічну базу виробництв, також вкрай важливою залишається необхідність поліпшення якості статистичних досліджень, пов'язаних з плануванням самого виробництва. Але через те, що сучасний етап економічного розвитку висуває нові вимоги до повноти та достовірності галузевої інформації, її основних статистичних показників, для ефективного управління та прийняття рішень необхідний комплексний статистичний аналіз найважливіших показників, дослідження структурних зрушень, тенденцій та перспектив розвитку автомобільної галузі.

Постановка проблеми. Для повноцінного функціонування підприємства необхідні динамічні дослідження різних аспектів процесу виробництва – починаючи від внутрішньоцехових показників, і закінчуючи комплексним оцінюванням прибутковості всього економічного суб'єкта. Одним з таких механізмів, який забезпечує фінансову рівновагу підприємства в про-