

UDC 65.01

DOI: 10.15587/1729-4061.2017.111547

# РОЗРОБКА ПІДСИСТЕМИ ПРОГНОЗУВАННЯ СИСТЕМИ УПРАВЛІННЯ МАРКЕТИНГОВОЮ ІНФОРМАЦІЄЮ НА ПРОМИСЛОВОМУ ПІДПРИЄМСТВІ

**М. А. Окландер**

Доктор економічних наук, професор\*

E-mail: imt@te.net.ua

**Т. О. Окландер**Доктор економічних наук, доцент  
Кафедра економіки та підприємництва\*\*

E-mail: imt@te.net.ua

**І. А. Педько**Доктор економічних наук, доцент  
Кафедра економіки та підприємства\*\*

E-mail: irinapedko138@gmail.com

**О. І. Яшкіна**

Доктор економічних наук, доцент\*

E-mail: nomer27@ukr.net

\*Кафедра маркетингу

Одеський національний політехнічний університет  
пр. Шевченка, 1, м. Одеса, Україна, 65044\*\*Одеська державна академія будівництва та архітектури  
вул. Дідріхсона 4, м. Одеса, Україна, 65029

*Досліджено тенденції розвитку промислових ринків та стан наукової думки щодо визначення поняття «система управління маркетинговою інформацією». Встановлено необхідність модернізації класичної концепції побудови системи управління маркетинговою інформацією промислового підприємства. Розроблені класифікація інформації, яка надходить у підсистему прогнозування та типів прогнозів, які можуть бути отримані в підсистемі прогнозування системи управління маркетинговою інформацією промислового підприємства*

*Ключові слова: маркетингова інформація, система управління маркетинговою інформацією, типи прогнозів, методи прогнозування*

*Исследованы тенденции развития промышленных рынков и состояния научной мысли относительно определения понятия «система управления маркетинговой информацией». Установлена необходимость модернизации классической концепции построения системы управления маркетинговой информацией промышленного предприятия. Разработаны классификация информации, поступающей в подсистему прогнозирования и типы прогнозов, которые могут быть получены в подсистеме прогнозирования системы управления маркетинговой информацией промышленного предприятия*

*Ключевые слова: маркетинговая информация, система управления маркетинговой информацией, типы прогнозов, методы прогнозирования*

## 1. Вступ

Ринок є соціальним феноменом, в якому наявність цінної маркетингової інформації зменшує невизначеність, забезпечує оперативність прийняття управлінських рішень, дозволяє уникнути загроз, створює підґрунтя підвищення ефективності виробничого процесу та конкурентоспроможності. Тому контроль змін маркетингового середовища вимагає створення системи управління маркетинговою інформацією, які б ґрунтувались на ефективних методах збору та аналізу. Ринки промислових підприємств дозволяють формувати та випробувати прогресивні маркетингові механізми адаптації до динаміки маркетингового середовища.

Маркетинг є складовою системи управління промисловим підприємством стратегічної та операційної спрямованості. У першому випадку забезпечує визначення ринкових цілей підприємства та вибір шляхів досягнення. У другому – формує механізм управлінської діяльності. Тому ринкове становище підприємства напряму залежить від ефективності маркетингової діяльності, яка є високо ризиковою.

Наступні тенденції розвитку промислових ринків посилюють підприємницькі ризики:

- скорочується життєвий цикл товарів;
- виникає потреба у врахуванні наслідків інтернаціоналізації ринків;
- знижується ефективність рекламних кампаній;
- зменшується значення традиційних медіа;
- зростає роль комплексу Інтернет-комунікацій, соціальних мереж, блогів, форумів;
- зменшується кількість виробників;
- зменшується кількість маркетингових посередників, посередники диктують умови співробітництва виробнику;
- прискорюється процес взаємодії зі споживачами.

В умовах несприятливого бізнес-клімату особливого значення набуває ефективність інформаційного забезпечення маркетингових рішень. Прогнозування є джерелом необхідної і достовірної інформації для прийняття управлінських рішень. Актуальність обумовлена необхідністю подолання високого ступеня невизначеності в управлінні підприємством на основі оцінювання ймовірності досягнення запланованого результату. Розробка підсистеми прогнозування системи управління маркетинговою інформацією на промисловому підприємстві дозволяє зменшити рівень невизначеності та досягти конкурентних переваг.

## 2. Аналіз літературних даних та постановка проблеми

Стан наукової думки щодо визначення поняття «система управління маркетинговою інформацією» свідчить про відсутність дискусійності у цьому питанні (табл. 1).

Таблиця 1

Стан наукової думки щодо визначення поняття «система управління маркетинговою інформацією» (маркетингова інформаційна система)

Джерело	Визначення
Malhotra N. K., Birks D. F. [1]	Маркетингова інформаційна система – формалізований порядок дій для отримання, аналізу, зберігання, поширення на регулярній основі необхідної інформації для осіб, відповідальних за прийняття рішень у сфері маркетингу
Churchill, G. A., Iacobucci D. [2]	Маркетингова інформаційна система (МІС) – сукупність процедур і методів, призначених для регулярного, планомірного збору, аналізу і розподілу інформації для підготовки і прийняття маркетингових рішень
Evans J.R., Berman B. [3]	Маркетингова інформаційна система (МІС) – це сукупність процедур та методів, розроблених для створення, аналізу і розподілу інформації для випереджаючих маркетингових рішень на регулярній постійній основі

Отже, система управління маркетинговою інформацією є людино-машинною системою, апаратно-програмним комплексом. Функціями є пошук, отримання, збір, накопичення, обробка, аналіз, зберігання, видача, розподіл маркетингової інформації. Система управління маркетинговою інформацією є складовою інформаційної системи підприємства. Вона поєднує виробничі ресурси з технологіями маніпулювання інформацією.

Сучасну інформаційну систему підприємства називають «електронною нервовою системою», яка виконує дві основні функції у формуванні корпоративного інтелекту [4]:

1) розширює аналітичні здібності людей, аналогічно як механічні пристрої розширюють їх фізичні можливості;

2) об'єднує здібності безлічі окремих людей, формуючи сукупний інтелект всієї організації і колективну готовність до дії.

«Електронна нервова система» повинна об'єднувати зусилля індивідумів, формуючи корпоративні дії в інтересах клієнтів. «Електронну нервову систему» можна розглядати і в такому аспекті: вона надає співробітникам для повсякденного ділового використання таку інформацію, яка зазвичай готується для зовнішніх консультантів в рамках спеціальних проектів» [4].

Професійною спільнотою класичною вважається наступ-

на концепція системи управління маркетинговою інформацією (рис. 1).

Класична система управління маркетинговою інформацією підприємства складається з чотирьох підсистем:

- 1) внутрішньої звітності;
- 2) збору зовнішньої маркетингової інформації;
- 3) маркетингових досліджень;
- 4) аналізу маркетингової інформації.

Необхідність реструктуризації класичної системи управління маркетинговою інформацією обумовлена наступним:

- не є обґрунтованим поділ підсистем збору маркетингової інформації на внутрішню та зовнішню;
- недоцільним є виділення підсистеми аналізу маркетингової інформації, оскільки аналіз є складовою інших підсистем;
- відсутні підсистема оцінювання ризиків та підсистема прогнозування.

Сучасний інструментарій прогнозування містить велику кількість методів, методик та інструментів. В сучасних дослідженнях аналізуються переваги та недоліки застосування різних рівнів часової агрегації даних, їх комбінацій та використання часової ієрархії для отримання прогнозів. У роботі [6] доведено, що застосування одного оптимального рівня часової агрегації призводить до зниження точності отриманої моделі, а застосування декількох рівнів часового агрегування є надійним для моделювання невизначеності, але не є оптимальним за параметрами. У дослідженні [7] пропонується використання часової ієрархії для отримання прогнозів часових рядів. Автори пропонують поєднувати прогнози, які отримано на різних рівнях часової ієрархії, для отримання більш точних, надійних та адекватних моделей. За думкою [8], комбінація окремих прогнозів є суттєво необхідною для отримання для точного агрегованого прогнозу.



Рис. 1. Схема класичної системи управління маркетинговою інформацією підприємства [5]

Актуальними для дослідження та прогнозування економічних показників залишаються традиційні статистичні моделі. Дискусійними є питання щодо кількості параметрів моделі, за якими досягається найбільша точність прогнозів [9]. Доведено [10], що використання економічних моделей з великою кількістю змінних, є ефективним для отримання складних прогнозів, наприклад прогнозу інфляції. Для прогнозування попиту також актуальним є Баєсовський підхід. Автори статті [11] доводять, що для отримання часткового прогнозу він має переваги над традиційними підходами до прогнозування.

Крім традиційних статистичних та Баєсовських підходів поширеними є генетичні методи та методи нейронних мереж. Так, двоступеневий метод класифікації, який базується на генетичному методі, пропонується використовувати для прогнозування банкрутства [12], а в сукупності з нейронними мережами він використовується для прогнозування попиту в сфері послуг [13]. Поєднання нейронних мереж та гребеневої регресії є ефективним для короткострокових прогнозів змін ціни [14]. Багатоцільовий підхід з використанням різних методів прогнозування є ефективним для отримання прогнозів валютних курсів [15]. Дослідження [16] розвиває генетичний алгоритм, заснований на нечіткій нейронній мережі (GFNN), що дозволяє сформулювати базу знань нечітких правил виводу, які можуть виміряти якісний ефект на фондовому ринку.

Особливо слід відмітити дослідження, що висвітлюють проблеми прогнозування за умов невизначеності. Так, використовують підходи щодо отримання нечіткої регресійної моделі для оцінки функціональних відносин між залежними і незалежними змінними в нечіткому середовищі [17]. До такого середовища, безумовно, відноситься промислове середовище як об'єкт дослідження, що потребує розробки ефективної системи управління маркетинговою інформацією. В роботі [18] пропонується технологія штучної ортогоналізації результатів пасивного експерименту, ґрунтуючись на комплексному використанні нечіткої кластеризації та технології розв'язання нечітких систем лінійних алгебраїчних рівнянь. Отриманні рішення зазвичай використовуються в системах підтримки прийняття рішень для систем управління, що існують на підприємствах. Наприклад, у дослідженні [19] описано підхід, призначений для вибору відповідної системи підтримки прийняття рішень (ERP) для текстильної промисловості. Авторами даної роботи визначено наступні фактори, що створюють невизначеність: широта структури продукції, різноманітність продукції, неваліфіковані людські ресурси. Для аналізу такої системи використані нечіткий метод аналізу ієрархій та багатокритеріальний підхід для нечіткого розширення прийняття рішень. Використання методів нечіткої логіки і теорії нечітких множин в системі підтримки прийняття рішень для здійснення прогнозних оцінок виробничих процесів може бути знайдено в роботі [20]. Слід звернути увагу також на висвітлення відповідних проблем, пов'язаних з багатокритеріальним прийняттям рішень з використанням нечітких множин в системах підтримки прийняття рішень в промисловому виробництві [21].

З описаного стану проблематики неможливо не констатувати наступний висновок. Не дивлячись на

існування широкого спектру методів прогнозування, дискусійною є проблематика їх специфічного застосування в залежності від природи даних, типу інформації, джерел отримання.

---

### 3. Ціль та задачі дослідження

---

Метою роботи є систематизація класів методів прогнозування для отримання прогнозів в системі управління маркетинговою інформацією промислового підприємства та надання рекомендацій щодо їх застосування в залежності від характеристик інформації.

Досягнення мети роботи обумовило необхідність вирішення таких завдань:

- удосконалити класичну систему управління маркетинговою інформацією підприємства за рахунок розробки методичних засад підсистеми прогнозування;
- розвинути класифікацію інформації, яка надходить у підсистему прогнозування системи управління маркетинговою інформацією промислового підприємства;
- розвинути класифікацію типів прогнозів, які можуть бути отримані в підсистемі прогнозування системи управління маркетинговою інформацією промислового підприємства.

---

### 4. Методологія системи управління маркетинговою інформацією

---

Методологічний інструментарій включає теорію систем, теорію маркетингової інформації, теорію прийняття управлінських рішень. Методи та моделі цих теорій використані для формування маркетингової інформаційної системи промислових підприємств в умовах зростання ризиків підприємницької діяльності інформаційної економіки. Зростанню цих ризиків сприяють тренди глобалізації, інформатизації, соціальні зрушення. Крім того, зовнішні чинники – фіскальна, банківська, зовнішньоторговельна політика не сприяють позитивним прогнозам щодо поліпшення макроекономічних показників. Існує загроза падіння попиту через політичну невизначеність, негативних очікувань від розвитку фінансово-економічної ситуації, високої волатильності курсу національної валюти. Зростають ризики підприємницької діяльності, визначальним з яких стають ризики цільових аудиторій. Тому, якщо раніше маркетингові інформаційні системи визначались як механізми збору, аналізу, обробки та зберігання інформації, то в умовах вільного переміщення фінансів, товарів, кадрів, інформації цього недостатньо.

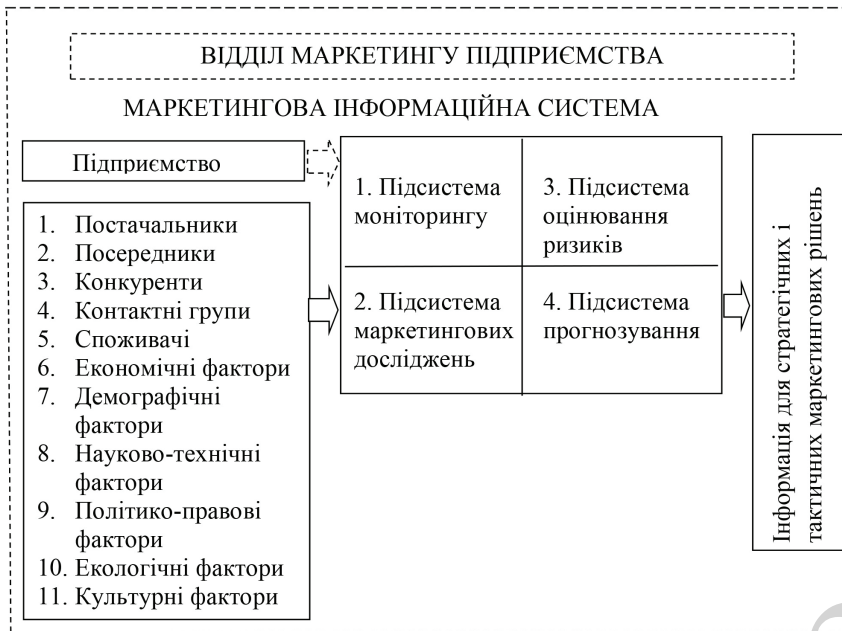
Необхідність розробки теоретичного фундаменту нової конфігурації системи управління маркетинговою інформацією промислового підприємства визначила вибір теми, мету, завдання, логіку, напрями дослідження.

---

### 5. Підсистема прогнозування модернізованої системи управління маркетинговою інформацією

---

Пропонується схема модернізованої системи управління маркетинговою інформацією підприємства (рис. 2).



---> Дані бухгалтерського, статистичного, управлінського обліку  
 => Маркетингова інформація

Рис. 2. Схема модернізованої системи управління маркетинговою інформацією підприємства

На відміну від схеми класичної системи вона складається з чотирьох наступних підсистем:

- 1) підсистема моніторингу;
- 2) підсистема маркетингових досліджень;
- 3) підсистема оцінювання ризиків;
- 4) підсистема прогнозування.

В підсистему прогнозування модернізованої системи управління маркетинговою інформацією надходять дані з підсистем моніторингу та маркетингових досліджень. Дані, які надходять в підсистему прогнозування можна типологізувати наступним чином:

- 1) дані, які надійшли з підсистеми моніторингу або дані, які надійшли з підсистеми маркетингових досліджень;
- 2) динамічні або статичні масиви інформації;
- 3) динамічні дані, зміни яких мають тенденцію у часі або динамічні дані, зміни яких схожі на стаціонарні процеси;
- 4) дані, які гіпотетично пов'язані між собою або дані, які не характеризуються зв'язками;
- 5) експертні оцінки або фактичні дані;
- 6) ретроспективні дані або прогнози важливих для галузі показників.

В тому разі, коли дані в підсистему прогнозування надходять з підсистеми моніторингу, вони не є систематизованими, проаналізованими або обробленими програмними продуктами. Ці дані є «сирими», в системі моніторингу вони лише зібрані та зафіксовані. Тобто, потребують подальшої систематизації, класифікації, аналізу та інтерпретації за певними процедурами, методами та методиками. Якщо дані надійшли з підсистеми маркетингових досліджень, то вони вже мають певну інтерпретацію, підлягали якісним або кількісним процедурам аналізу, виявлені в них закономірності мають вербальну, графічну, аналітичну ін-

терпретацію. Такі дані вважаються підготовленими до подальшого більш глибокого аналізу.

Дані з підсистем моніторингу і маркетингових досліджень, які збиралися або досліджувалися протягом деякого часу, є динамічними – це часові ряди. Дані, які було зібрано для вирішення певної проблеми управління, і які не характеризуються змінами в часі, є статичними. Для динамічних та статичних даних зазвичай застосовуються різні процедури, методи та методики аналізу. Це пояснюється різними цілями: динамічні дані аналізуються з метою виявлення закономірностей змін у часі; статичні дані аналізуються з метою виявлення зв'язків між ними.

Динамічні дані, в свою чергу, можуть демонструвати чітку тенденцію до зростання або спаду у часі (тренд) або характеризуватися флуктуаціями, які не можна пояснити за допомогою аналітичних моделей. В разі коливань динамічних даних близько певного рівня такі процеси є стаціонарними. В разі зростання або спаду динамічних показників, яке далеко від деякого рівня, такі процеси є нестационарними.

Важливим завданням є встановлення зв'язків між динамічними або статичними наборами даних у системі прогнозування. Встановленню зв'язків між даними математико-статистичними методами має передувати комплексний економічний аналіз гіпотетичного зв'язку досліджуваних ознак. І лише в разі доведення наявності економічних зв'язків або обґрунтованості гіпотези про їх існування переходять до отримання моделей цих зв'язків та прогнозів за ними.

У разі дефіциту фактичних даних або неможливості їх отримання дослідники звертаються по допомогу до експертів. Експертні оцінки – категорія даних, які аналізуються за спеціальними методами та методиками. Ці підходи зазвичай відрізняються від аналізу фактичних даних, оскільки в експертних опитуваннях важливо оцінити ступінь погодженості думок експертів, рівень надійності отриманої від них інформації, вірогідність прогнозів за їх оцінками.

В підсистему прогнозування можуть надходити ретроспективні дані, які отримано з підсистем моніторингу та маркетингових досліджень, а також прогнози. Прогнози зазвичай надходять з підсистеми маркетингових досліджень як результат систематизації, класифікації, аналізу даних. Прогнози, які надійшли в підсистему прогнозування, і були отримані для розв'язання управлінських проблем, можуть використовуватися для пояснення інших закономірностей та розв'язання інших завдань.

Класифікація інформації, яка надходить у підсистему прогнозування модернізованої системи управління маркетинговою інформацією промислових підприємств, може бути представлена у наступному вигляді (рис. 3).

Вибір методу прогнозування залежить не тільки від типу інформації, яка надійшла в підсистему, але й від потреб в прогнозах. За потребою управлінських структур промислових підприємств в прогнозах можна розділити на три групи (рис. 4).

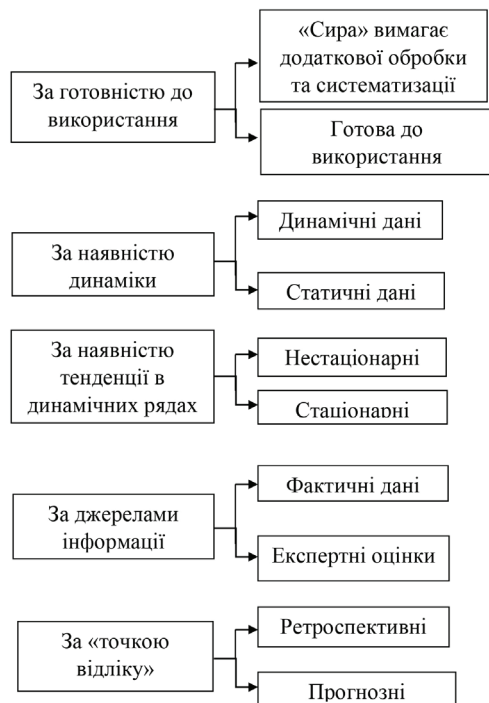


Рис. 3. Класифікація інформації, яка надходить у підсистему прогнозування системи управління маркетинговою інформацією промислового підприємства

Менеджери вищої ланки підприємства приймають рішення щодо визначення його розвитку на перспективу в 5–10 років. Для прийняття таких рішень важливими є довгострокові прогнози, які мають бути наданими керівництву підсистемою прогнозування.

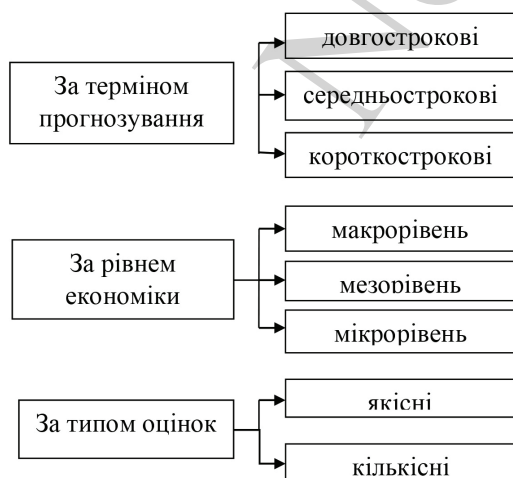


Рис. 4. Класифікація типів прогнозів, які можуть бути отримані в підсистемі прогнозування системи управління маркетинговою інформацією промислового підприємства

Довгостроковими прогнозами вважаються прогнози з терміном передбачення більше п'яти років. За довгостроковими прогнозами керівництво розробляє та затверджує стратегічні плани. Середньострокові прогнози – від 2 до 5 років – також важливі для визначення стратегічних планів розвитку підприємства, але вони охоплюють стандартну діяльність, без врахування перспектив від впровадження інноваційних технологій, матеріалів та процесів – це є пріоритетом довгострокового прогнозування. Короткострокові прогнози – до 2 років – є джерелом інформації для розробки тактичних планів.

Глобальні макроекономічні прогнози отримуються за допомогою складних моделей з понад 200 змінних. Розробляються провідними світовими банками та дослідницькими організаціями. Так, прогнози валового внутрішнього продукту країн світу надають Європейський банк реконструкції і розвитку, Всесвітній банк, Міжнародний валютний фонд. Серед національних установ прогнози ВВП надають Міжнародний центр економічних досліджень, Інститут економіки та прогнозування. На рівні підприємства отримати такого роду прогнози надто складно, але ці прогнози є широко доступними, і можуть бути орієнтиром для підприємств.

Мікропрогнози – прогнози показників роботи підприємства на коротку, середню або далеку перспективу. Вони стосуються прогнозів збуту, цін, попиту на готову продукцію.

Процедури прогнозування можуть класифікуватися на якісні та кількісні. На одному полюсі тут знаходяться результати процесу мислення експертів – якісні оцінки, на іншому – кількісні дані.

Всі вищеперелічені фактори необхідно враховувати при виборі методу прогнозування. Слід визначити рівень деталізації: чи є необхідним прогноз, за яким визначаються певні деталі (мікропрогноз) або чи є потреба отримання майбутнього стану певних узагальнених факторів (макропрогноз). Також важливо визначити, чи є необхідним до визначення стан деякого показника в близькому (короткостроковий прогноз) або в далекому майбутньому (довгостроковий прогноз). І якою мірою є прийнятними якісні або кількісні методи прогнозування.

Сучасна науково-методична база прогнозування охоплює систему методів, методик та процедур. Методи прогнозування, які можуть застосовуватися в підсистемі прогнозування маркетингової інформаційної системи підприємства, умовно можна розділити на дві групи: кількісні та якісні. Як відмічалось, якісні оцінки надаються експертами, а кількісні прогнози отримуються різними методами аналізу фактологічної інформації.

Розглянемо, які кількісні методи прогнозування мають застосовуватися в підсистемі прогнозування маркетингової інформаційної системи підприємства. Пропонується поділити кількісні методи прогнозування на три групи:

- прогнозування часових рядів;
- каузальні методи;
- інші специфічні методи.

Можна запропонувати наступний механізм вибору методу прогнозування залежно від виду та типу даних часових рядів (табл. 2)

Таблиця 2

Вибір методу прогнозування залежно від типу та виду часових рядів

Вид даних	Тип даних	Методи прогнозування
Стационарні ряди без сезонності	1. Обсяг продажу продукції підприємства, який коливається біля певного рівня 2. Ціни на сировину або складові, які коливаються біля певного рівня 3. Показники попиту на продукцію підприємства, які коливаються біля певного рівня	1. Прості середні 2. Ковзкі середні 3. Експоненційне згладжування 4. Моделі Бокса-Дженкінса (ARIMA)
Сезонні ряди без тренду	1. Щомісячні або щоквартальні обсяги продажів, які коливаються біля певного рівня 2. Щомісячні або щоквартальні обсяги виробництва продукції в країні або в регіоні, які коливаються біля певного рівня	1. Сезонне експоненційне згладжування 2. Метод декомпозиції часового ряду без тренда 3. Моделі Бокса-Дженкінса (ARIMA)
Трендові ряди	1. Річні обсяги продажів продукції підприємства 2. Ціни складові або сировину, які зростають або спадають 3. Річні показники попиту на продукцію підприємства 4. Річні обсяги капітальних інвестицій галузь, річні обсяги ВВП або інших показників	1. Трендові моделі 2. Підгонка S кривою 3. Модель Гомперца 4. Лінійне експоненційне згладжування: метод Хольта 5. Моделі Бокса-Дженкінса (ARIMA)
Трендові ряди з сезонністю	1. Щомісячні або щоквартальні обсяги продажу продукції підприємства, які мають зростаючу або спадаючу тенденцію 2. Щомісячні або щоквартальні обсяги виробництва продукції в країні або в регіоні, які мають зростаючу або спадаючу тенденцію	1. Декомпозиція часового ряду 2. Експоненційне згладжування з урахуванням тренда і сезонних варіацій: метод Вінтерса

Систематизуємо методики застосування методів прогнозування часових рядів.

1. Прості середні. Метод слід застосовувати в тих випадках, коли процеси, які генерують часовий ряд, стабілізувалися, а оточення, в якому існує цей ряд, в основному не змінюється. Як правило, за цим методом часовий ряд розділяють на дві частини: перша – за якою отримується прогноз; друга – за якою він перевіряється. В методі простих середніх прогноз на наступні періоди визначається як середнє значення минулих спостережень:

$$\hat{Y}_{t+1} = \frac{1}{t} \sum_{i=1}^t Y_i, \tag{1}$$

де  $\hat{Y}_{t+1}$  – прогнозоване значення;  $Y_t$  – значення у період часу  $t$ .

Похибка прогнозу розраховується за формулою:

$$e_{t+1} = \hat{Y}_{t+1} - Y_{t+1}. \tag{2}$$

В тому разі, коли необхідно отримати прогнози не на один період, а на декілька, прогнозовані значення можуть бути враховані в формулі (1).

Недоліки цього методу: всі попередні спостереження враховуються в отриманні прогнозу, причому всі вони мають однаковий вплив на прогнозовану величину.

2. Ковзкі середні. Метод ковзких середніх для отримання прогнозу враховує не всі дані спостереження, а тільки декілька останніх. Це усуває недоліки попереднього методу та дозволяє для отримання прогнозу використовувати «свіжі» дані. Кількість даних  $k$  для розрахунку прогнозу визначається дослідником. Просте ковзке середнє порядку  $k$  (КС( $k$ )) включає  $k$  попередніх спостережень і розраховується за формулою:

$$\hat{Y}_{t+1} = \frac{(Y_t + Y_{t-1} + \dots + Y_{t-k+1})}{k}. \tag{3}$$

Недоліки цього методу в тому, що він не враховує тренд та сезонні коливання.

3. Метод експоненційного згладжування. Цей метод ґрунтується на усередненні даних, де більш давнім даним надається менша вага, а тим, що ближче до прогнозованого значення – більша:

$$\hat{Y}_{t+1} = \alpha Y_t + (1-\alpha)Y_{t-1} + (1-\alpha)^2 Y_{t-2} + \dots + (1-\alpha)^k Y_{t-k+1}, \tag{4}$$

де  $\alpha$  – постійна згладжування ( $0 < \alpha < 1$ ).

Постійну  $\alpha$  вибирають з міркувань про важливість самих «свіжих» даних (чим вони важливіше, тим  $\alpha$  більше), а також виходячи з похибки, яка буде отримана на даних для перевірки моделі. Методика методу експоненційного згладжування така: з декількома значеннями  $\alpha$  будують прогнози і порівнюють з фактичними даними, які визначені для перевірки моделі. Значення  $\alpha$ , за яким отримано найменші похибки і є оптимальним для прогнозування.

Недолік цього методу в тому, що він застосовується у випадках, коли рівень даних змінюється незначно. Якщо в даних є присутнім тренд, то просте експоненційне згладжування постійно відстає від реальних даних.

4. Експоненційне згладжування з урахуванням тренда: метод Хольта. В економіці та бізнесі часові ряди рідко характеризуються фіксованим лінійним трендом. Метод експоненційного згладжування враховує в експоненційному згладжуванні локальний лінійний тренд [22]. Цей метод отримав назву «двухпараметричний метод Хольта». ґрунтується на трьох рівняннях:

а) Експоненційно згладжений ряд або оцінка поточного рівня:

$$L_t = \alpha Y_t + (1-\alpha)(L_{t-1} + T_{t-1}). \tag{5}$$

б) Оцінка тренда:

$$T_t = \beta(L_t - L_{t-1}) + (1-\beta)T_{t-1}. \tag{6}$$

в) Прогноз на  $p$  періодів вперед:

$$\hat{Y}_{t+p} = L_t + pT_t, \tag{7}$$

де  $L_t$  – нова згладжена величина;  $\alpha$  – постійна згладжування для даних ( $0 < \alpha < 1$ );  $Y_t$  – значення ряду в період  $t$ ;  $\beta$  – постійна згладжування для оцінки тренда ( $0 < \beta < 1$ );  $T_t$  – оцінка тренда;  $p$  – період прогнозування;  $\hat{Y}_{t+p}$  – прогноз на  $p$  періодів.

Методика застосування методу може бути такою: першу оцінку покладають рівною першому спостереженню, при цьому тренд дорівнює нулю. Або початкове значення визначають, як середнє для перших п'яти або шести спостережень, тоді тренд характеризується нахилом ліній, утвореної цими спостереженнями.

5. Експоненційне згладжування з урахуванням тренду та сезонних варіацій: метод Вінтерса. Метод містить трипараметричну, лінійну і сезонну модель експоненційного згладжування [23]. Цей підхід є розширенням методу Хольта. Для оцінки сезонних коливань в цьому методі задіюється додаткове рівняння. Мультиплікативна модель Вінтерса визначається чотирма рівняннями.

а) Експоненційно згладжені ряди:

$$L_t = \alpha \frac{Y_t}{S_{t-s}} + (1 - \alpha)(L_{t-1} - T_{t-1}). \tag{8}$$

б) Оцінка тренда:

$$T_t = \beta(L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta)T_{t-1}. \tag{9}$$

в) Оцінка сезонності:

$$S_t = \gamma \frac{Y_t}{L_t} + (1 - \gamma)S_{t-s}. \tag{10}$$

г) Прогноз на  $p$  періодів вперед:

$$\hat{Y}_{t+p} = (L_t + pT_t)S_{t-s+p}, \tag{11}$$

де  $L_t$  – нова згладжена величина;  $\alpha$  – постійна згладжування для даних ( $0 < \alpha < 1$ );  $Y_t$  – значення рядка в період  $t$ ;  $\beta$  – постійна згладжування для оцінки тренда ( $0 < \beta < 1$ );  $T_t$  – оцінка тренда;  $\gamma$  – постійна згладжування для оцінки сезонності ( $0 < \gamma < 1$ );  $S_t$  – оцінка сезонності;  $p$  – період прогнозування;  $S$  – тривалість періоду сезонного коливання;  $\hat{Y}_{t+p}$  – прогноз на  $p$  періодів.

Методика застосування методу може бути така: першу оцінку покладають рівною першому спостереженню, при цьому тренд дорівнює нулю, а коефіцієнти сезонності рівними одиниці. Або початкове значення визначають, як середнє за перший сезон ( $s$  значень), тоді тренд характеризується нахилом ліній, утвореної цими спостереженнями. Коефіцієнти сезонності в такому разі визначаються за формулою:

$$S_t = Y_t / L_s. \tag{12}$$

6. Трендові моделі. У тому випадку, коли в вихідних даних спостерігається тенденція, яка є близькою до виду аналітичних функцій, то застосовується прогнозування за трендом. Опорними функціями тут можуть бути:

- а) лінійний тренд  $\hat{Y}_t = b_0 + b_1t$ ;
- б) параболічний тренд  $\hat{Y}_t = b_0 + b_1t + b_2t^2$ ;
- в) гіперболічний тренд  $\hat{Y}_t = b_0 + b_1 / t$ ;
- г) логарифмічний тренд  $\hat{Y}_t = b_0 + b_1 \ln(t)$ ;
- д) експоненційний тренд  $\hat{Y}_t = b_0 + b_1e^t$ ;

е) степеневий тренд  $\hat{Y}_t = b_0t^h$ .

Коефіцієнти моделей оцінюються за методом найменших квадратів (МНК), зазвичай, оцінка відбувається у спеціальних програмних продуктах Excel або Minitab.

7. Підгонка S кривою. S-крива або логістична крива, або крива Перла-Ріда характеризує процеси з насиченням ринку. Рівняння:

$$\hat{Y}_t = \frac{k}{1 + ab^t}, \tag{13}$$

де  $k$  – горизонтальна асимптота графіка функції (лінія насичення ринку);  $a, b$  – додатні параметри, причому  $b < 1$ .

Для визначення параметрів логістичної моделі достатньо мати дві початкові умови та точку насичення ринку. Можливі інші модифікації формули (13).

8. Модель Гомперця. Також відноситься до моделей насичення ринку. Рівняння:

$$\hat{Y}_t = k * a^{b^t}. \tag{14}$$

Існують інші модифікації кривої Гомперця. Параметри визначаються так само, як і у кривої Перла-Ріда.

9. Модель декомпозиції часового ряду. В тому випадку, коли дані мають чітку тенденцію (тренд) та сезонні коливання застосовують модель декомпозиції часового ряду. Методика отримання моделі містить п'ять етапів:

- а) за допомогою ковзкого середнього згладжуються сезонні флуктуації в вихідних даних;
- б) за допомогою усереднення відношення вихідних даних до ковзкого середнього отримуємо сезонні індекси для кожного кварталу або місяця;
- в) за допомогою ділення вихідних даних на сезонні індекси отримуємо вихідні дані з поправкою на сезон;
- г) за даними з поправкою на сезон отримуємо тренд та прогноз з поправкою на сезон;

д) множення прогнозу з поправкою на сезон на відповідні сезонні індекси дає прогноз з урахуванням сезонності.

У тому разі, коли дані містять тільки сезонність без тренду, достатньо виконати перші три етапи. Прогноз отримується множенням середнього рівню вихідних даних на відповідні сезонні індекси.

10. Метод Бокса-Дженкінса. Поширеними моделями прогнозування часових рядів є моделі авторегресії та ковзкого середнього (AutoRegressive Integrated Moving Average, ARIMA). Ці моделі показують надійні результати в прогнозуванні як стаціонарних, так і нестаціонарних часових рядів. Грунтуються моделі ARIMA на автокореляційній структурі даних. В методології прогнозування Бокса-Дженкінса не припускається будь-якої особливої структури в даних часових рядів, для яких здійснюється прогноз. Використовується ітеративний метод визначення моделі серед загального класу моделей (рис. 5).

Авторегресійна модель порядку  $p$  має вигляд:

$$Y_t = \phi_0 + \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \dots + \phi_p Y_{t-p} + \epsilon_t, \tag{15}$$

де  $Y_t$  – відгук (залежна змінна) у час  $t$ ;  $Y_{t-1}, Y_{t-2}, \dots, Y_{t-p}$  – відгук в інтервали часу  $t - 1, t - 2, \dots, t - p$  відповідно;  $\phi_0, \phi_1, \phi_2, \dots, \phi_p$  – коефіцієнти моделі, які мають бути

оцінені;  $\epsilon_p$  – похибки, які визначають вплив факторів не врахованих в моделі.

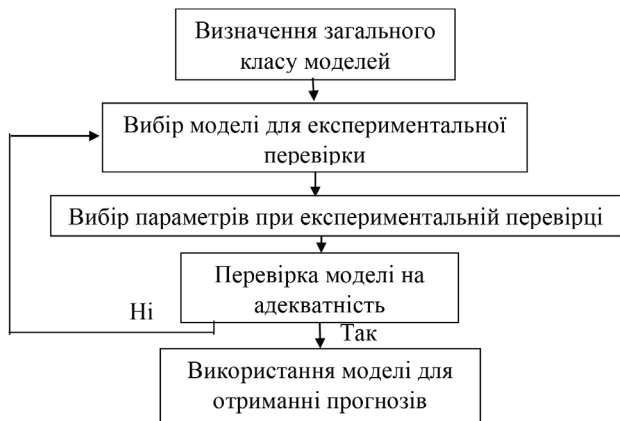


Рис. 5. Схема стратегії вибору моделі по методу Бокса-Дженкінса [24]

Модель з ковзким середнім порядку  $q$  задається таким рівнянням:

$$Y_t = \mu + \epsilon_t - \omega_1 \epsilon_{t-1} - \omega_2 \epsilon_{t-2} - \dots - \omega_q \epsilon_{t-q}, \quad (16)$$

де  $Y_t$  – відгук (залежна змінна) у час  $t$ ;  $\mu$  – постійне середнє процесу;  $\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_q$  – коефіцієнти моделі, які мають бути оцінені;  $\epsilon_t$  – похибки в попередні періоди часу, які в момент часу  $t$  було включено у відгук  $Y_t$ .

При комбінації моделі авторегресії (15) з моделлю ковзкого середнього (16) отримаємо змішану модель авторегресії-ковзкого-середнього (17), яка позначається ARMA ( $p, q$ ), де  $p$  – порядок авторегресійної частини моделі,  $q$  – порядок частини ковзкого середнього:

$$Y_t = \phi_0 + \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \dots + \phi_p Y_{t-p} + \epsilon_t - \omega_1 \epsilon_{t-1} - \omega_2 \epsilon_{t-2} - \dots - \omega_q \epsilon_{t-q}. \quad (17)$$

Модель ARMA ( $p, q$ ) (17) надає описання широкого спектру поведінки стаціонарних рядів.

Для нестаціонарних часових рядів вихідний ряд  $Y_t$  замінюють рядом його перших, або других (інколи третіх) різниць. Наприклад, перша різниця  $\Delta Y_t = Y_t - Y_{t-1}$ , друга різниця –

$$\Delta^2 Y_t = \Delta(\Delta Y_t) = Y_t - 2Y_{t-1} + Y_{t-2}.$$

Взяття різниць відбувається до тих пір, поки ряд, якій отримано, не буде стаціонарним.

Моделі для нестаціонарних рядів називаються авторегресійними інтегральними моделями з ковзким середнім і позначаються ARIMA ( $p, d, q$ ). Тут параметр  $p$  – порядок авторегресійної частини моделі, параметр  $d$  визначає різностний порядок, а параметр  $q$  визначає порядок компоненти ковзкого середнього. Реалізація методу Бокса-Дженкінса розроблена в таких програмних продуктах, як Minitab, SPSS та Statistica.

Для отримання каузальних (причинно-наслідкових) моделей розглядається не окремий часовий ряд, а декілька рядів, або кілька показників, які не є часовими рядами. До методів визначення каузальних зв'язків між змінними відносяться регресійні моделі (парна

або множинна регресія), а також багатовимірні статистичні методи (табл. 3).

Таблиця 3

Методи визначення причинно-наслідкових зв'язків між змінними

Метод	Застосування
1. Кластерний аналіз. Кластерний аналіз являє собою клас методів, які використовуються для класифікації об'єктів або подій у відносно однорідні групи, які називають кластерами	Сегментація ринку. Наприклад, споживачів можна розбити на кластери на основі вигід, які вони очікують від покупки даного товару. Розуміння поведінки покупців. Кластерний аналіз використовують для ідентифікації однорідних груп покупців. Визначення можливостей нового товару. Кластеризацією торговельних марок і товарів можна визначити конкурентоздатні набори в межах даного ринку. Торговельні марки в тому самому кластері конкурують більш жорстко між собою, чим з марками інших кластерів
2. Кореляційно-регресійний аналіз. Багатофакторний кореляційно-регресійний аналіз дає змогу оцінити міру впливу на досліджуваний результативний показник кожного із введених у модель факторів при фіксованому положенні на середньому рівні інших факторів	Визначення оптимальної ціни на товар та послугу. Вивчається вплив декількох чинників на ціну та визначається оптимальна ціна за наявним попитом, пропозицією та цінами конкурентів або іншими факторами. Визначення ефективності витрат на рекламу та стимулювання збуту. Коефіцієнти кореляції між обсягами збуту продукції та витратами на рекламні заходи дозволяють визначити наскільки тісно пов'язані зміни в продажі зі збільшенням витрат на рекламні заходи. Рівняння регресії дозволить спрогнозувати необхідні витрати на рекламу для отримання бажаних обсягів продажу.
3. Факторний аналіз – клас методів, які використовуються для скорочення числа змінних та їхнього узагальнення. Фактор – латентна (схована) змінна, яка пояснює кореляцію між набором змінних	При сегментації ринку для визначення латентних змінних з метою групування споживачів. При розробці товарної стратегії факторний аналіз використовується для визначення характеристик торговельної марки, що впливають на вибір споживача. При розробці стратегії ціноутворення факторний аналіз визначає характеристики споживачів, які чутливі до ціни
4. Дисперсійний аналіз – статистичний метод вивчення розходжень між вибірковими середніми для двох або більше сукупностей	Часто в маркетингологів виникає необхідність встановити розходження середніх значень залежної змінної для декількох категорій одної незалежної змінної - фактора. Наприклад: – чи розрізняються сегменти ринку з погляду обсягу споживання товару? – чи залежить намір споживачів придбати товар даної торговельної марки від різниці в рівні цін?

До інших специфічних методів прогнозування можна віднести метод фракталів та метод збереження лагової кореляції. Розглянемо більш детально.

1. Метод фракталів. Одним із специфічних методів прогнозування часових рядів є метод фракталів. Метод фрактального аналізу часових рядів – це один із напрямків аналізу фінансового ринку, який призначений для дослідження нелінійностей в динаміці часових рядів, в тому числі фінансових [25–27].



Фрактальний аналіз, як новий напрямок в аналізі динаміки фінансових показників, сформувався на базі теорії фрактальних ринків, яка на відміну від теорії ефективних ринків, яка з'явилася на початку ХХ ст., стверджує, що розвиток ринкових процесів у майбутньому, як і майбутні значення часових рядів, які відображають ці процеси, залежать від ретроспективних змін. Вважається, що процес ціноутворення загалом глобально детермінований і залежить від початкових умов, локально ж він випадковий.

Згідно з принципами фрактального аналізу, часові ряди мають фрактальну розмірність  $1 < D < 2$ , наділені властивостями масштабної інваріантності (самоподібності) і пам'яттю про свої початкові умови. Вважається, що часові ряди, які відображають розвиток економічних процесів, мають фрактальну структуру. Фрактальна розмірність вказує на ступінь «зазубреності» часового ряду. Наприклад, пряма лінія має фрактальну розмірність  $D=1$ , якщо  $D=1,5$ , то часовий ряд являє собою гауссів випадковий процес [27].

За допомогою фрактального аналізу в підсистемі прогнозування маркетингової інформаційної системи підприємств можна отримувати прогнози цін на компоненти та складові.

2. Метод збереження лагової кореляції. До специфічних методів прогнозування часових рядів, в яких часові ряди прогнозуються у взаємозв'язку, можна віднести метод збереження лагової кореляції. Наприклад, прогнозування обсягів збуту підприємства у зв'язку з іншими факторами ринку дозволяє отримати прогноз, який збалансовано з визначаючим фактором продажу.

Для отримання збалансованих прогнозів рекомендовано застосовувати методи збереження лагової кореляції [28]. За цим методом визначається зв'язок між двома рядами часових показників  $x_1$  та  $x_2$ , які пов'язані між собою з певним лагом  $\eta$ , на періоді передісторії (визначення моделі). Зв'язок визначається за допомогою коефіцієнта лагової кореляції  $R_{x_1x_2}(\eta)$ . Вважається, що зв'язок між цими показниками має зберігатися і на періоді прогнозу. Тому, для кожного показника за методом збереження лагової кореляції спершу отримуються прогнози, а потім розраховуються коефіцієнти лагової кореляції часових рядів, до яких додані прогнозні значення  $r_{x_1x_2}(\eta)$ . За критерій, який показує відхилення коефіцієнта лагової кореляції, обчисленого за фактичними точками, від того ж коефіцієнта, але обчисленого із приєднанням прогнозних точок, приймається наступна величина:

$$K = |R_{x_1x_2}(\eta) - r_{x_1x_2}(\eta)|, \tag{18}$$

де  $R_{x_1x_2}(\eta)$  – коефіцієнт лагової кореляції, розрахований на фактичних рівнях рядів економічних показників;  $r_{x_1x_2}(\eta)$  – коефіцієнт лагової кореляції, розрахований на фактичних рівнях рядів економічних показників з приєднанням прогнозних точок.

Величину  $K$  названо критерієм відхилення лагової кореляції. Найкращою парою трендів для прогнозування економічних показників пропонується вважати ту, у якій критерій відхилення лагової кореляції мінімальний.

Слід звернути увагу на загальний недолік перелічених методів прогнозування процесів, що динамічно розвиваються: традиційні технології їх реалізації орієнтовані на обробку значень процесу, що спостерігаються, в припущенні, що вони точні. На практиці все не так. При цьому неточність спостережень, як правило, є наслідком не тільки помилок вимірювань, але і можливим впливом будь-яких факторів зовнішнього середовища. Принциповою є проблема вибору адекватного підходу до опису реальної невизначеності, що виникає. Звичайний шлях використання в цих цілях теоретико-імовірнісних методів може бути застосований не завжди, так як в умовах обмеженості вибірки спостережень відсутня можливість адекватного відновлення невідомої щільності розподілу випадкових помилок спостережень. З тієї ж причини не цілком обгрунтовано слід вважати гіпотезу про нормальний розподіл цих помилок, що впливає з центральної граничної теореми. У цих умовах прийнятний напрям вирішення завдання прогнозування в умовах невизначеності вихідних даних полягає у використанні методів нечіткої математики [29, 30]. Виникаючі при цьому труднощі не тривіальні і вимагають обговорення. Розглянемо суть цих проблем і можливі шляхи їх подолання на прикладі побудови багатофакторної регресійної моделі (табл. 3) в умовах невизначеності вихідних даних, описаних в термінах нечіткої математики. Формальну модель задачі введемо в такий спосіб.

Нехай  $F = (F_1, F_2, \dots, F_m)$  – набір факторів, що впливає на значення будь-якого показника  $y(F)$ , динаміку зміни котрого необхідно прогнозувати.

В результаті проведення серії експериментів отримано набори вимірювань значень змінних – пояснюючих  $\{F_{ij}\}$  та пояснюваних  $(y_j)$ , де  $F_{ij}$  – значення  $i$ -ї пояснюючої змінної в  $j$ -м експерименті,  $i=1, 2, \dots, m$ ,  $j=1, 2, \dots, n$ ,  $y_j$  – значення пояснюваної змінної в  $j$ -му експерименті.

У ситуації, коли відсутня будь-яка інформація про характер законів розподілу помилок спостережень, що заслуговує на довіру, будемо вважати, що спостережувані значення змінних – нечіткі числа, задані своїми функціями приналежності  $\{\mu_i(F_{ij})\}$ ,  $\mu(y)$ . При цьому аналітичний опис цих функцій приналежності виберемо в класі функцій  $(L-R)$ -типу, тобто

$$\mu_i(F_i) = \begin{cases} \exp\left\{-\frac{(m_i - F_i)^2}{2\alpha_i}\right\}, & F_i \leq m_i, \\ \exp\left\{-\frac{(F_i - m_i)^2}{2\beta_i}\right\}, & F_i > m_i. \end{cases} \tag{19}$$

$$\mu(y) = \begin{cases} \exp\left\{-\frac{(m_y - y)^2}{2\alpha_y^2}\right\}, & y \leq m_y, \\ \exp\left\{-\frac{(y - m_y)^2}{2\beta_y^2}\right\}, & y > m_y. \end{cases} \tag{20}$$

Тут  $m$  – модальне значення відповідного нечіткого числа;  $\alpha$  – лівий коефіцієнт нечіткості;  $\beta$  – правий коефіцієнт нечіткості.

Зроблений вибір аналітичного опису для функцій приналежності нечітких чисел диктується наступними зауваженнями. По-перше, вкрай просте статистичне оцінювання параметрів цих функцій. По-друге, ці функції мають широкі апроксимаційні можливості. І, нарешті, найважливіше, – для функцій цього типу введена алгебра [31], яка визначає прості правила виконання операцій над відповідними нечіткими числами. Ці правила такі.

Нехай  $A_{LR}$  і  $B_{LR}$  – довільні нечіткі числа ( $L$ – $R$ )-типу, що задані у вигляді:

$$A_{LR} = \langle m_A, \alpha_A, \beta_A \rangle, \quad B_{LR} = \langle m_B, \alpha_B, \beta_B \rangle.$$

Тоді основні алгебраїчні операції (додавання і множення) реалізуються наступним чином

Очікування.

$$A_{LR} + B_{LR} = C_{LR} = \langle m_c, \alpha_c, \beta_c \rangle,$$

причому

$$m_c = m_A + m_B, \quad \alpha_c = \alpha_A + \alpha_B, \quad \beta_c = \beta_A + \beta_B. \quad (21)$$

Множення.

$$A_{LR} * B_{LR} = C_{LR} = \langle m_c, \alpha_c, \beta_c \rangle,$$

причому

$$m_c = m_A \cdot m_B, \quad \alpha_c = m_A \cdot \alpha_B + m_B \cdot \alpha_A, \\ \beta_c = m_A \cdot \beta_B + m_B \cdot \beta_A. \quad (22)$$

Традиційна технологія дослідження систем методом багатofакторного регресійного аналізу реалізується з використанням методу найменших квадратів (МНК). При цьому вводиться рівняння регресії

$$y(F) = a_1 F_1 + a_2 F_2 + \dots + a_m F_m, \quad (23)$$

значення пояснюючих та пояснюваних змінних, а також набір невідомих коефіцієнтів рівнянь регресії, об'єднаних в матрицю  $H$ , та вектори  $Y$  і  $A$ :

$$H = \begin{pmatrix} 1 & F_{11} & F_{12} & \dots & F_{1m} \\ 1 & F_{21} & F_{22} & \dots & F_{2m} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ 1 & F_{n1} & F_{n2} & \dots & F_{nm} \end{pmatrix}, \quad A = \begin{pmatrix} a_1 \\ a_2 \\ \dots \\ a_m \end{pmatrix}, \quad Y = \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \dots \\ y_n \end{pmatrix}.$$

Шуканий вектор розраховується за формулою

$$\hat{A} = (H^T H)^{-1} H^T Y.$$

В реальній ситуації дефіциту вихідних даних використання цього надійного статистичного аналізу може бути некоректним (наприклад, якщо  $n < m$ ), а також з огляду на можливе порушення однієї з фундаментальних передумов регресійного аналізу (нормальність розподілу помилок спостережень). У зв'язку з цим пропонується наступна багатоступеня процедура регресійного аналізу.

*Етап 1.* Для кожної пояснюючої змінної розраховуються параметри відповідної функції приналежності:

$$\hat{m}_i = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n F_{ij}, \quad \hat{\alpha}_i = \frac{1}{G_i^-} \sum_{j \in N_i^-} (F_{ij} - \hat{m}_i)^2, \\ \hat{\beta}_i = \frac{1}{G_i^+} \sum_{j \in N_i^+} (\hat{m}_i - F_{ij})^2, \quad (24)$$

$$N_i^- = \{j \in (1, 2, \dots, n) : (F_{ij} \leq \hat{m}_i)\};$$

$$N_i^+ = \{j \in (1, 2, \dots, n) : (F_{ij} > \hat{m}_i)\};$$

$$G_i^-(G_i^+) - \text{число елементів множини } N_i^-(N_i^+).$$

Аналогічно до цього визначаються параметри функції приналежності пояснюваної змінної

$$\hat{m}_y = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n y_j, \quad \hat{\alpha}_y = \frac{1}{S_y^-} \sum_{j \in N_y^-} (y_j - \hat{m}_y)^2, \\ \beta_y = \frac{1}{S_y^+} \sum_{j \in N_y^+} (y_j - \hat{m}_y)^2, \quad (25)$$

$$N_y^- = \{j \in (1, 2, \dots, n) : (y_j \leq \hat{m}_y)\},$$

$$N_y^+ = \{j \in (1, 2, \dots, n) : (y_j > \hat{m}_y)\},$$

$$S_y^-(S_y^+) - \text{число елементів множини } N_y^-(N_y^+).$$

*Етап 2.* Розрахунок коефіцієнтів рівняння регресії. Пропонований підхід до вирішення завдання регресійного аналізу в даному випадку по ідеї збігається з тим, який реалізується в традиційному МНК. При цьому на основі частинних описів (19) функцій приналежності для кожного фактора з використанням правил (21), (22) виконання операцій над нечіткими числами конструюється «модельна» функція належності нечіткої значення результуючого показника. Ця функція порівнюється з функцією приналежності (20), визначеної за експериментальними даними. Шуканий набір коефіцієнтів рівняння регресії відшукується так, щоб ці функції мінімально відрізнялися одна від одної. Завдання математичного програмування, що при цьому виникає, може бути вирішена, наприклад, методом, запропонованим в [32]. Відповідно до цього методу, розраховується модальне значення результуючого показника, що прогнозується (23)

$$y_M = \sum_{i=1}^m a_i m_i.$$

Після цього знаходиться функція приналежності нечіткої значення цього показника  $\mu\left(a_0 + \sum_{i=1}^m a_i F_i\right)$  в такий спосіб.

Так як, з урахуванням (19), (21), (22),

$$\mu(a_i F_i) = \mu(u_i) = \begin{cases} \exp\left\{-\frac{(a_i m_i - u_i)^2}{2a_i^2 \alpha_i}\right\}, & u_i \leq a_i m_i \\ \exp\left\{-\frac{(u_i - a_i m_i)^2}{2a_i^2 \beta_i}\right\}, & u_i > a_i m_i, \end{cases}$$

то

$$\mu\left(\sum_{i=1}^m a_i F_i\right) = \mu(v) = \begin{cases} \exp\left\{-\frac{\left(\sum_{i=1}^m a_i m_i - v\right)^2}{2\sum_{i=1}^m a_i^2 \alpha_i}\right\}, & v \leq \sum_{i=1}^m a_i m_i, \\ \exp\left\{-\frac{\left(v - \sum_{i=1}^m a_i m_i\right)^2}{2\sum_{i=1}^m a_i^2 \beta_i}\right\}, & v > \sum_{i=1}^m a_i m_i. \end{cases} \quad (26)$$

Тепер формується комплексний критерій

$$J = S^2 \left[ \mu\left(a + \sum_{i=1}^m a_i F_i\right) \right] + \left( a + \sum_{i=1}^m a_i m_i - \hat{y} \right)^2, \quad (27)$$

який мінімізується за  $A$ .

Перший доданок критерію є квадрат площі під кривою, що відповідає функції приналежності  $\mu\left(\sum_{i=1}^m a_i F_i\right)$ , і визначає рівень компактності цієї функції. Другий доданок характеризує ступінь близькості модального значення результуючого показника, що прогнозується, (23) до його експериментального значення.

У простому окремому випадку, коли у функціях приналежності нечітких факторів ( $L-R$ )-типу коефіцієнти нечіткості рівні, тобто  $\alpha_i = \beta_i = \sigma_i^2$ , то задача мінімізації (27) легко вирішується аналітично. При цьому

$$\mu(F_i) = \exp\left\{-\frac{(F_i - m_i)^2}{2\sigma_i^2}\right\},$$

$$\mu(a_i F_i) = \mu(u_i) = \exp\left\{-\frac{(u_i - a_i m_i)^2}{2a_i^2 \sigma_i^2}\right\},$$

$$\mu\left(a_0 + \sum_{i=1}^m a_i F_i\right) = \mu(v) = \exp\left\{-\frac{\left[v - \sum_{i=1}^m a_i F_i\right]^2}{2\sum_{i=1}^m a_i^2 \sigma_i^2}\right\},$$

$$S\left[\mu\left(a_0 + \sum_{i=1}^m a_i F_i\right)\right] = \int_{-\infty}^{\infty} \exp\left\{-\frac{\left[v - \sum_{i=1}^m a_i m_i\right]^2}{2\sum_{i=1}^m a_i^2 \sigma_i^2}\right\} dv =$$

$$= \sqrt{2\pi} \left(\sum_{i=1}^m a_i^2 \sigma_i^2\right).$$

Тепер задача зводиться до наступного: знайти вектор  $A = (a_0 \ a_1 \dots a_m)^T$ , що мінімізує

$$L(A) = \sum_{i=1}^m a_i^2 \sigma_i^2$$

та задовольняє обмеженням

$$\sum_{i=1}^m a_i m_i = \hat{y}.$$

Введемо функцію Лагранжа

$$\Phi(A) = \sum_{i=1}^m a_i^2 \sigma_i^2 - \lambda \left( \sum_{i=1}^m a_i m_i - \hat{y} \right).$$

Далі

$$\frac{d\Phi(A)}{da_i} = 2a_i \sigma_i^2 - \lambda m_i = 0, \quad a_i = \lambda \frac{m_i}{2\sigma_i^2},$$

$$\sum_{i=1}^m a_i m_i = \frac{\lambda}{2} \sum_{i=1}^m \frac{m_i^2}{\sigma_i^2} = \hat{y}.$$

Звідси

$$\frac{\lambda}{2} = \frac{\hat{y}}{\sum_{i=1}^m \frac{m_i^2}{\sigma_i^2}}.$$

Тоді

$$a_i = \frac{\frac{m_i}{\sigma_i^2}}{\sum_{i=1}^m \frac{m_i^2}{\sigma_i^2}} \hat{y}, \quad i = 1, 2, \dots, m.$$

Отриманий результат легко і природно сприймається: вклад кожного фактору, що впливає на результат, тим вище, чим більше його модальне значення і менше дисперсія.

Етап 3. Прогнозування значення впливових факторів і результуючого показника.

Прогнозування значень кожного з факторів можна виконати будь-яким з перерахованих вище однофакторних методів. Розглянемо, наприклад, процедуру прогнозування методом Хольта з урахуванням можливої невизначеності результатів вимірювань. Нехай, наприклад, до моменту  $t$  отримані функції приналежності згладженого значення, описані трикутними числами на момент  $t-1$

$$\mu(L_{t-1}) = \begin{cases} 0, & L_{t-1} < a_{t-1}^{(L)}, \\ \frac{L_{t-1} - a_{t-1}^{(L)}}{b_{t-1} - a_{t-1}}, & a_{t-1}^{(L)} \leq L_{t-1} < b_{t-1}^{(L)}, \\ \frac{c_{t-1}^{(L)} - L_{t-1}}{c_{t-1}^{(L)} - b_{t-1}^{(L)}}, & b_{t-1}^{(L)} \leq L_{t-1} \leq c_{t-1}^{(L)}, \\ 0, & L_{t-1} > c_{t-1}^{(L)}. \end{cases} \quad (28)$$

Функція приналежності оцінки тренда на момент  $t-1$

$$\mu(T_{t-1}) = \begin{cases} 0, & T_{t-1} < a_{t-1}^{(T)}, \\ \frac{T_{t-1} - a_{t-1}^{(T)}}{b_{t-1}^{(T)} - a_{t-1}^{(T)}}, & a_{t-1}^{(T)} \leq T_{t-1} < b_{t-1}^{(T)}, \\ \frac{c_{t-1}^{(T)} - T_{t-1}}{c_{t-1}^{(T)} - b_{t-1}^{(T)}}, & b_{t-1}^{(T)} \leq T_{t-1} \leq c_{t-1}^{(T)}, \\ 0, & T_{t-1} > c_{t-1}^{(T)}. \end{cases} \quad (29)$$

та нечітке вимірювання фактору в момент  $t$

$$\mu(Y_t) = \begin{cases} 0, & Y_t < a_t^{(Y)}, \\ \frac{Y_t - a_t^{(Y)}}{b_t^{(Y)} - a_t^{(Y)}}, & a_t^{(Y)} \leq Y_t < b_t^{(Y)}, \\ \frac{c_t^{(Y)} - Y_t}{c_t^{(Y)} - b_t^{(Y)}}, & b_t^{(Y)} \leq Y_t < c_t^{(Y)}, \\ 0, & Y_t > c_t^{(Y)}. \end{cases}$$

Тоді функція приналежності експоненційно згладженого значення фактору має вигляд

$$\mu(L_t) = \begin{cases} 0, & L_t < a_t^{(L)}, \\ \frac{L_t - a_t^{(L)}}{b_t^{(L)} - a_t^{(L)}}, & a_t^{(L)} \leq L_t < b_t^{(L)}, \\ \frac{c_t^{(L)} - L_t}{c_t^{(L)} - b_t^{(L)}}, & b_t^{(L)} \leq L_t \leq c_t^{(L)}, \\ 0, & L_t > c_t^{(L)}. \end{cases}$$

де

$$\begin{aligned} a_t^{(L)} &= \alpha a_t^{(Y)} + (1-\alpha)(a_{t-1}^{(L)} + a_{t-1}^{(T)}), \\ b_t^{(L)} &= \alpha b_t^{(Y)} + (1-\alpha)(b_{t-1}^{(L)} + b_{t-1}^{(T)}), \\ c_t^{(L)} &= \alpha c_t^{(Y)} + (1-\alpha)(c_{t-1}^{(L)} + c_{t-1}^{(T)}). \end{aligned}$$

Функція приналежності оцінки тренда на момент  $t$

$$\mu(T_t) = \begin{cases} 0, & T_t < a_t^{(T)}, \\ \frac{T_t - a_t^{(T)}}{b_t^{(T)} - a_t^{(T)}}, & a_t^{(T)} \leq T_t < b_t^{(T)}, \\ \frac{c_t^{(T)} - T_t}{c_t^{(T)} - b_t^{(T)}}, & b_t^{(T)} \leq T_t < c_t^{(T)}, \\ 0, & T_t > c_t^{(T)}. \end{cases} \quad (30)$$

де

$$\begin{aligned} a_t^{(T)} &= \beta(a_t^{(L)} - a_{t-1}^{(L)}) + (1-\beta)a_{t-1}^{(T)}, \\ b_t^{(T)} &= \beta(b_t^{(L)} - b_{t-1}^{(L)}) + (1-\beta)b_{t-1}^{(T)}, \\ c_t^{(T)} &= \beta(c_t^{(L)} - c_{t-1}^{(L)}) + (1-\beta)c_{t-1}^{(T)}. \end{aligned} \quad (31)$$

Нарешті, функція приналежності фактора на  $p$  періодів вперед

$$\mu(Y_{t+p}) = \begin{cases} 0, & Y_{t+p} < a_{t+p}^{(Y)}, \\ \frac{Y_{t+p} - a_{t+p}^{(Y)}}{b_{t+p}^{(Y)} - a_{t+p}^{(Y)}}, & a_{t+p}^{(Y)} \leq Y_{t+p} < b_{t+p}^{(Y)}, \\ \frac{c_{t+p}^{(Y)} - Y_{t+p}}{c_{t+p}^{(Y)} - b_{t+p}^{(Y)}}, & b_{t+p}^{(Y)} \leq Y_{t+p} \leq c_{t+p}^{(Y)}, \\ 0, & Y_{t+p} > c_{t+p}^{(Y)}. \end{cases} \quad (32)$$

де

$$a_{t+p}^{(Y)} = a_t^{(L)} + p a_t^{(T)},$$

$$b_{t+p}^{(Y)} = b_t^{(L)} + p b_t^{(T)},$$

$$c_{t+p}^{(Y)} = c_t^{(L)} + p c_t^{(T)}.$$

Отримані з використанням (28)–(32) співвідношення для функцій приналежності прогнозованих значень факторів дозволяють з урахуванням (23) отримати функцію приналежності прогнозованого значення результуючого показника.

## 6. Обговорення сутності та значення підсистеми прогнозування системи управління маркетинговою інформацією

Підсистема прогнозування є комплексом методів, методик, алгоритмів для опрацювання різних видів вхідної інформації та отримання за ними прогнозів.

За допомогою прогнозів часових рядів підприємство отримує прогнози обсягу продажів, цін на готову продукцію та сировину, продажу та цін конкурентів, галузеві, регіональні та макроекономічні прогнози.

За допомогою каузальних методів прогнозування підприємство отримує прогнози продажів в залежності від цін на продукцію, дій конкурентів та витрат на просування, прогнози поведінки споживачів, обсягів збуту.

За допомогою фрактального аналізу підприємство отримує прогнози цін на сировину, матеріали, напівфабрикати, комплектуючі.

За методом лагової кореляції підприємство отримує прогнозовані обсяги збуту у зв'язку з іншими факторами ринку.

Однак неможливо не відмітити, що названі методи прогнозування потребують усунення їх основного загального недоліку, що пов'язаний з припущенням щодо точності. Неточність спостережень, як наслідок помилок вимірювань та можливого впливу будь-яких факторів зовнішнього середовища, приводить до невідповідності очікуваних результатів. Тому саме за цих умов ефективним є використання методів нечіткої математики. Як впливає з запропонованої процедури, традиційні методи прогнозування можуть бути успішно модернізовані для випадку, коли вихідні дані задані нечітко. Можливе продовження досліджень проблеми обліку невизначеності вихідної інформації полягає у розгляданні технології вирішення цього завдання, коли ця інформація є неточною в сенсі Павлака [33]. Один з можливих підходів подолання виникаючих тут труднощів запропонований в [34].

Зважаючи на усе це, є підстави стверджувати, що підсистема прогнозування є визначальною в системі управління маркетинговою інформацією підприємства для формування тактичних та стратегічних планів маркетингової діяльності.

## 7. Висновки

1. Модернізована класична система управління маркетинговою інформацією промислових підприємств за рахунок виділення чотирьох наступних підсистем:

- а) моніторингу;
- б) маркетингових досліджень;
- в) оцінювання ризиків;

г) прогнозування.

Така структура системи управління маркетинговою інформацією та принципи взаємодії підсистем дозволяють зменшити ризики підприємницької діяльності за рахунок оцінки ризиків та отримання пула прогнозів.

2. Класифікована інформація, яка надходить в підсистему прогнозування системи управління маркетинговою інформацією за наступними критеріями:

- за готовністю до використання;
- за наявністю динаміки;
- за наявністю тенденцій в динамічних рядах;
- за джерелами інформації;

– за точкою відліку.

Такий розподіл інформації дозволить спростити процес управління інформаційними потоками та обґрунтовано обирати метод аналізу та прогнозування.

3. Виділено типи прогнозів за трьома ознаками: за терміном прогнозування, за рівнем економіки, за типом оцінок. Такий підхід передбачає деталізацію методів, методик та алгоритмів, які використовуються для отримання прогнозів для кожного типу завдань. Розглянуто можливість модернізації відомих методів прогнозування з урахуванням можливої нечіткості вихідних даних.

#### Література

1. Malhotra, N. K. Marketing Research: An Applied Approach [Text] / N. K. Malhotra, D. F. Birks. – Prentice Hall/Financial Times, 2007. – 835 p.
2. Churchill, G. A. Marketing Research: Methodological Foundations [Text] / G. A. Churchill, D. Iacobucci. – Thomson/South-Western, 2005. – 697 p.
3. Evans, J. R. Marketing in the 21st Century [Text] / J. R. Evans, B. Berman. – Cincinnati, Ohio: Atomic Dog Publishing, 2005. – 2nd ed. – 628 p.
4. Gates, B. Business @ the Speed of Thought: Using a Digital Nervous System [Text] / B. Gates. – New York: Warner Books, 1999. – 166 p.
5. Kotler, P. T. Marketing Management [Text] / P. T. Kotler, K. L. Keller. – 14th ed. – Hardcover, 2011. – 668 p.
6. Kourentzes, N. Demand forecasting by temporal aggregation: Using optimal or multiple aggregation levels? [Text] / N. Kourentzes, B. Rostami-Tabar, D. K. Barrow // Journal of Business Research. – 2017. – Vol. 78. – P. 1–9. doi: 10.1016/j.jbusres.2017.04.016
7. Athanasopoulos, G. Forecasting with temporal hierarchies [Text] / G. Athanasopoulos, R. J. Hyndman, N. Kourentzes, F. Petropoulos // European Journal of Operational Research. – 2017. – Vol. 262, Issue 1. – P. 60–74. doi: 10.1016/j.ejor.2017.02.046
8. Guo, F. A double-level combination approach for demand forecasting of repairable airplane spare parts based on turnover data [Text] / F. Guo, J. Diao, Q. Zhao, D. Wang, Q. Sun // Computers & Industrial Engineering. – 2017. – Vol. 110. – P. 92–108. doi: 10.1016/j.cie.2017.05.002
9. Lessmann, S. Car resale price forecasting: The impact of regression method, private information, and heterogeneity on forecast accuracy [Text] / S. Lessmann, S. Vo // International Journal of Forecasting. – 2017. – Vol. 33, Issue 4. – P. 864–877. doi: 10.1016/j.ijforecast.2017.04.003
10. Garcia, M. G. P. Real-time inflation forecasting with high-dimensional models: The case of Brazil [Text] / M. G. P. Garcia, M. C. Medeiros, G. F. R. Vasconcelos // International Journal of Forecasting. – 2017. – Vol. 33, Issue 3. – P. 679–693. doi: 10.1016/j.ijforecast.2017.02.002
11. Bergman, J. J. A Bayesian approach to demand forecasting for new equipment programs [Text] / J. J. Bergman, J. S. Noble, R. G. McGarvey, R. L. Bradley // Robotics and Computer-Integrated Manufacturing. – 2017. – Vol. 47. – P. 17–21. doi: 10.1016/j.rcim.2016.12.010
12. Zelenkov, Y. Two-step classification method based on genetic algorithm for bankruptcy forecasting [Text] / Y. Zelenkov, E. Fedorova, D. Chekrizov // Expert Systems with Applications. – 2017. – Vol. 88. – P. 393–401. doi: 10.1016/j.eswa.2017.07.025
13. Jiang, S. Modified genetic algorithm-based feature selection combined with pre-trained deep neural network for demand forecasting in outpatient department [Text] / S. Jiang, K.-S. Chin, L. Wang, G. Qu, K. L. Tsui // Expert Systems with Applications. – 2017. – Vol. 82. – P. 216–230. doi: 10.1016/j.eswa.2017.04.017
14. Mirakyan, A. Composite forecasting approach, application for next-day electricity price forecasting [Text] / A. Mirakyan, M. Meyer-Renschhausen, A. Koch // Energy Economics. – 2017. – Vol. 66. – P. 228–237. doi: 10.1016/j.eneco.2017.06.020
15. Bui, L. T. A novel evolutionary multi-objective ensemble learning approach for forecasting currency exchange rates [Text] / L. T. Bui, V. T. Vu, T. T. H. Dinh // Data & Knowledge Engineering. – 2017. doi: 10.1016/j.datak.2017.07.001
16. Kuo, R. J. An intelligent stock trading decision support system through integration of genetic algorithm based fuzzy neural network and artificial neural network [Text] / R. J. Kuo, C. H. Chen, Y. C. Hwang // Fuzzy Sets and Systems. – 2001. – Vol. 118, Issue 1. – P. 21–45. doi: 10.1016/s0165-0114(98)00399-6
17. Yang, M.-S. Fuzzy least-squares linear regression analysis for fuzzy input-output data [Text] / M.-S. Yang, T.-S. Lin // Fuzzy Sets and Systems. – 2002. – Vol. 126, Issue 3. – P. 389–399. doi: 10.1016/s0165-0114(01)00066-5
18. Seraya, O. V. Linear Regression Analysis of a Small Sample of Fuzzy Input Data [Text] / O. V. Seraya, D. A. Demin // Journal of Automation and Information Sciences. – 2012. – Vol. 44, Issue 7. – P. 34–48. doi: 10.1615/jautomatinfscien.v44.i7.40
19. Cebeci, U. Fuzzy AHP-based decision support system for selecting ERP systems in textile industry by using balanced scorecard [Text] / U. Cebeci // Expert Systems with Applications. – 2009. – Vol. 36, Issue 5. – P. 8900–8909. doi: 10.1016/j.eswa.2008.11.046
20. Shavranskiy, V. M. Using fuzzy logic in support systems decision complications during drilling [Text] / V. M. Shavranskiy // Technology audit and production reserves. – 2012. – Vol. 4, Issue 1 (6). – P. 35–36. doi: 10.15587/2312-8372.2012.4782

21. Li, D.-F. Multiattribute decision making models and methods using intuitionistic fuzzy sets [Text] / D.-F. Li // Journal of Computer and System Sciences. – 2005. – Vol. 70, Issue 1. – P. 73–85. doi: 10.1016/j.jcss.2004.06.002
22. Holt, C. C. Forecasting seasonals and trends by exponentially weighted moving averages [Text] / C. C. Holt // International Journal of Forecasting. – 2004. – Vol. 20, Issue 1. – P. 5–10. doi: 10.1016/j.ijforecast.2003.09.015
23. Winters, P. R. Forecasting Sales by Exponentially Weighted Moving Averages [Text] / P. R. Winters // Management Science. – 1960. – Vol. 6, Issue 3. – P. 324–342. doi: 10.1287/mnsc.6.3.324
24. Box, G. E. Time Series Analysis, Forecasting and Control [Text] / G. E. Box, G. M. Jenkins, G. C. Reinsel. – 3rd ed. – NJ.: Prentice Hall, Englewood Cliffs, 1994. – 379 p.
25. Mandelbrot, B. Statistical Methodology for Non-Periodic Cycles: From the Covariance to R/S Analysis [Text] / B. Mandelbrot // Annals of Economic and Social Measurement. – 1972. – Vol. 1, Issue 3. – P. 259–290.
26. Mandelbrot, B. B. The (mis)behavior of markets: a fractal view of risk, ruin and reward [Text] / B. B. Mandelbrot, R. L. Hudson. – N.Y.: Basic Books, 2004. – 352 p.
27. Peters, E. E. Fractal market analysis: applying chaos theory to investment and economics [Text] / E. E. Peters. – John Wiley & Sons, Inc, 1994. – 336 p.
28. Янковий, О. Г. Прогнозування взаємопов'язаних показників соціально-економічного розвитку України [Текст] / О. Г. Янковий, О. І. Яшкіна // Статистика України. – 2006. – № 3. – С. 61–66.
29. Zadeh, L. Fuzzy Sets [Text] / L. Zadeh // Information and Control. – 1965. – Vol. 8, Issue 3. – P. 338–353.
30. Раскин, Л. Г. Нечеткая математика [Текст] / Л. Г. Раскин, О. В. Серая. – Х.: Парус, 2008. – 352 с.
31. Дюбуа, Д. Теория возможностей. Приложение к представлению знаний в информатике [Текст] / Д. Дюбуа, А. Прад. – М.: Радио и связь, 1990. – 286 с.
32. Raskin, L. Method of solving fuzzy problems of mathematical programming [Text] / L. Raskin, O. Sira // Eastern-European Journal of Enterprise Technologies. – 2016. – Vol. 5, Issue 4 (83). – P. 23–28. doi: 10.15587/1729-4061.2016.81292
33. Pawlak, Z. Rough sets [Text] / Z. Pawlak // International Journal of Computer & Information Sciences. – 1982. – Vol. 11, Issue 5. – P. 341–356. doi: 10.1007/bf01001956
34. Raskin, L. Fuzzy models of rough mathematics [Text] / L. Raskin, O. Sira // Eastern-European Journal of Enterprise Technologies. – 2016. – Vol. 6, Issue 4 (84). – P. 53–60. doi: 10.15587/1729-4061.2016.86739