

## ІНФОРМАЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ СОЦІАЛЬНО-ЕКОНОМІЧНОГО ПРОГНОЗУВАННЯ

© Ткаченко П., 2005

**Описано застосування штучних нейромереж для прогнозування часових послідовностей в умовах невизначеності. Показано переваги запропонованих підходів над традиційними.**

**This paper describes application of artificial neural networks for time series prediction in conditions of uncertainty. It is shown advantage of proposed approaches over traditional methods.**

### Вступ

Аналіз та прогнозування соціально-економічних та політичних процесів завжди відбуваються в умовах невизначеностей, що містять додаткові компоненти, не властиві для явищ природного, фізичного походження. Найбільшої ваги в нашому випадку набувають антагоністичні або неантагоністичні невизначеності, пов'язані з діяльністю активних партнерів. Подібна діяльність сприяє формуванню багатоконтурних зворотних зв'язків, що додаються до вхідних сигналів узагальненої динамічної системи. У більшості випадків якісну прогнозу інформацію для достатньо високого рівня невизначеностей, моделі яких є невідомими для дослідника, отримують із застосуванням нейромережних методів прогнозування, шляхом занурення часової послідовності в багатовимірний простір. Попри значні успіхи та достатньо масове застосування класичних нейромережних засобів – багатопарових перцептронів з ітеративним навчанням для здійснення прогнозів економічних показників [1], згадаємо також про очевидні недоліки та обмеження у цій галузі. Використання подібного інструментарію забезпечує лише отримання певної прогнозу інформації за умови відсутності екстраполятивності значень, для достатньо малої кількості коротких часових послідовностей. Поза увагою повністю залишаються питання виділення трендів, аналізу залишків, сепарації випадкових та періодичних коливань. Все це пропонується виконувати статистичними методами, за умов відсутності ефективних універсальних методик аналізу.

Розглянемо особливості розробленої нами інформаційної технології комплексного аналізу та прогнозування часових послідовностей в умовах високого рівня невизначеностей.

### Аналіз часових послідовностей та виділення трендів

Складні динамічні системи описують насамперед сукупністю відповідних кількісних та якісних показників. Зміни показників систем, з врахуванням можливостей зведення лінгвістичних описів до числової форми, найбільш зручно представляти у вигляді часових послідовностей, оскільки отримання відповідних числових значень у даному випадку можливе саме в дискретні моменти часу. Наведемо загальну схему-модель зміни станів в часі складних систем соціально-економічного типу за допомогою відповідної структури (рис.1).

Насамперед зміни станів системи (переходи) визначаються її попередніми станами ( $\bar{y}$ ). Окрім того, розвиток відповідних процесів залежить від вектора сигналів впливів зовнішнього середовища, що загалом формуються незалежно від даної системи або залежать від неї непомітно мало ( $\bar{w}$ ). Вплив людського фактора на поточний стан системи можливо оцінити прийнятим вектором рішень операторів (керівників, менеджерів, учасників) для даної системи ( $\bar{z}$ ), що формуються на основі існуючих моделей прийняття рішень (МПР) з врахуванням імовірної поведінки системи з застосуванням відповідних прогнозних моделей (ПРМ).

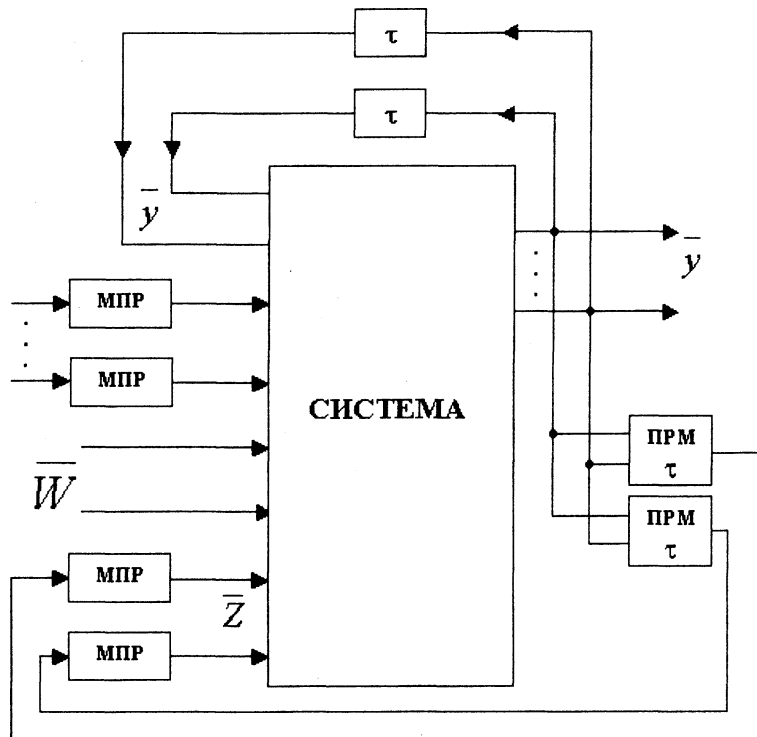


Рис. 1. Модель зміни станів систем соціально-економічного типу

Аналіз та прогнозування здійснюють на основі типової моделі занурення часової послідовності в багатовимірний простір [1]. Для врахування додаткової інформації, отриманої з інших доступних джерел (останнє є властивим саме для економічних та політичних явищ), вводимо відповідно додаткові входи штучної нейромережі (ШНМ). Першочергове завдання налаштування ШНМ – вибір необхідної довжини вхідного часового вікна.

Обране вхідне часове вікно є занадто малим. У такій ситуації маємо мінімальну розмірність простору реалізацій, де обсяг тренувальної вибірки повністю забезпечує проблеми навчання. Одночасно форма гіперповерхні процесу, як правило, виражено нелінійна, аж до появи неоднозначності відгуків.

Обране вхідне часове вікно є надто великим. Задача лінеаризується порівняно з попереднім випадком (це підтверджується і висновками теореми Такера [2]), об'єм навчальної вибірки скорочується за необхідності її розширити. Як наслідок – дуже часто виникає надмір екстраполятивних точок, де якість передбачення падає. Отже, розмір часового вікна повинен відповідати довжині часової послідовності та особливостям процесу, а сам вибір є компромісом між точністю відтворення та точністю узагальнення.

Виконані нами експерименти показали, що для досягнення високих прогнозуючих властивостей треба застосовувати ШНМ ФМТФ [3] з невисокими степенями поліномів нейронних елементів (НЕ) та синапсів (порядку 1–3), тобто, поверхня відгуку в більшості завдань наближена до лінійної. Це означає, що на виходах НЕ прихованого шару ШНМ існують сигнали, практично не залежні один від одного. Прив'язуючи формовані сигнали до дисперсії відліків часової послідовності, доходимо висновку, що вихідні сигнали прихованих НЕ відображають основні тренди часової послідовності. Висловлена гіпотеза має експериментальні підтвердження. Покажемо виділення трендів часової послідовності для задачі прогнозування обсягу продажу авіаквитків [3]. Для випадку обраного вхідного часового вікна 19 можемо максимально виділити 19 трендів часової послідовності, що показано на рис.2.

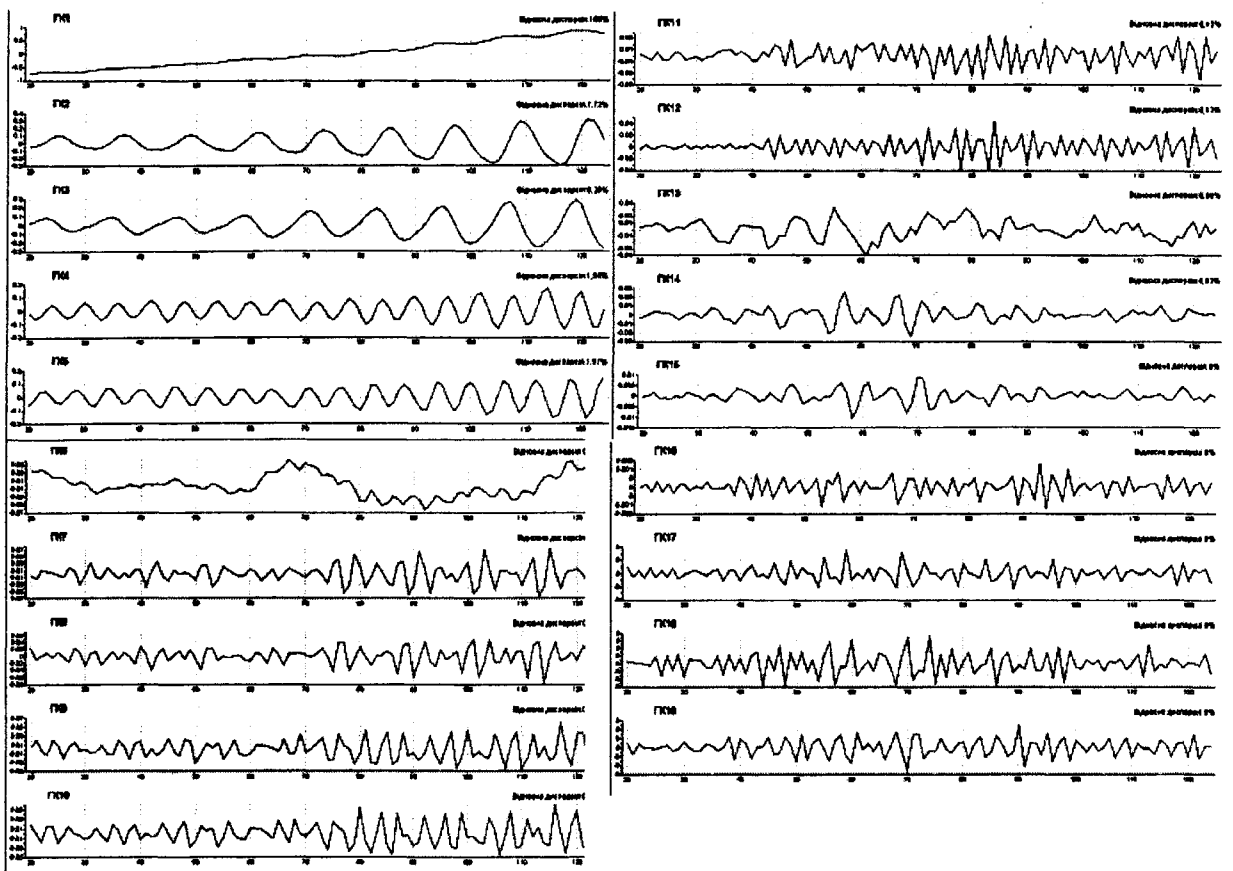


Рис. 2. Виділені тренди часової послідовності

Аналізуючи виділені тренди, доходимо висновку, що кожен з них має свій характер розвитку, періодичність, рівень детермінованості. Зокрема, можливо чітко стверджувати про випадковість коливань найменших за величиною дисперсії трендів. Перевірку даних трендів на хаотичність можливо виконувати в режимі тестування, прогнозуючи кожний з них окремо. Виділення трендів часової послідовності створює додаткові можливості для візуалізації процесів в координатах найважливіших (з найбільшою дисперсією) з них. Зокрема, для цієї задачі маємо таку візуальну модель.

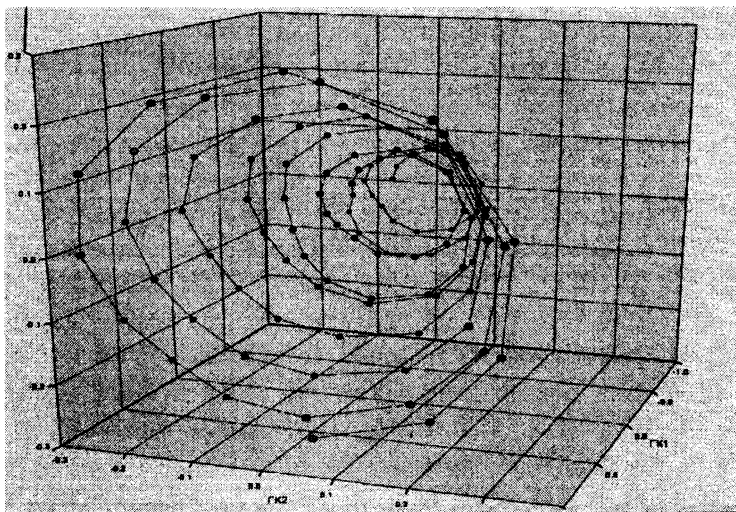


Рис. 3. Візуальна модель часової послідовності в координатах перших трьох головних компонент

## Прогнозування часових послідовностей

Для варіанта ШНМ з лінійними синапсами прогнозовану часову послідовність задають сумою прогнозів трендів. Нескладно зауважити, що частина трендів з мінімальними дисперсіями представляють випадкові, хаотичні коливання і практично не підлягають передбаченню, тобто можуть трактуватися як “шкідливі, шумові” компоненти. Зменшуючи число НЕ прихованого шару ШНМ, забезпечуємо маскування шумових компонент і отримуємо згладжені прогнози без впливу шумових компонент. Останнє можливо застосувати також в умовах “коротких” часових послідовностей, коли бракує матеріалу для навчання ШНМ. Навіть в такій ситуації вдається отримати прогнозну інформацію стосовно основних тенденцій розвитку процесів [3].

### Висновки

1. Прогнозування поведінки та моделювання динамічних систем, функціонування яких пов’язане з впливом людей, колективів, соціумів, здійснюється в умовах невизначеностей високого рівня.

2. Застосування ШНМ ФМТФ, що навчаються методом геометричних перетворень, забезпечує комплексне розв’язання проблеми прогнозування та високу якість отриманої інформації.

1. Кричевский М.Л. *Интеллектуальные методы в менеджменте*. – СПб.: Питер, 2005. – 304 с.
2. Осовский С. *Нейронные сети для обработки информации*. – М.: Финансы и статистика, 2002. – 343 с.
3. Ткаченко П.Р. *Застосування штучних нейронних мереж для прогнозування соціально-економічних та політичних процесів // Матеріали міжнародної конференції з індуктивного моделювання*. – Львів, 2002. – Ч. 4. – С. 110–114.