УДК 330.46:519.86

ЗАСТОСУВАННЯ СКЛАДНИХ ЛАНЦЮГІВ МАРКОВА ДЛЯ ПРОГНОЗУВАННЯ ПІСЛЯКРИЗОВОЇ ДИНАМІКИ СВІТОВОГО ФОНДОВОГО РИНКУ

А.Ганчук[1], В.Сапцін[2] , В.Соловйов[3]

[1]Міністерство фінансів України

01008, м. Київ, вул. М. Грушевського, 12/2,

[2]КНУ ім. М.Остроградського

39614, м. Кременчук, вул. Першотравнева, 20,

[3]Черкаський національний університет ім. Б.Хмельницького

18031, м. Черкаси, бульвар Шевченка, 81

Пропонується застосування технології складних ланцюгів Маркова для прогнозування часових рядів світових фондових ринків у період другої хвилі глобальної фінансової кризи. Головною відмінністю складних ланцюгів Маркова від простих є урахування післядії або пам'яті. Технологія передбачає прогнозування ряду за ієрархією інтервалів дискретизації часу та послідовного „склеювання" результатів прогнозів на різних частотних рівнях у один вихідний ряд прогнозу. Даний підхід дозволяє найбільш повно використати фрактальні властивості часового ряду. Наведено результати прогнозування після кризової динаміки індексів світових фондових ринків.

Ключові слова: прогнозування, часові ряди, складні ланцюги Маркова, дискретний час, фрактальність.

Вступ. Успішне моделювання та прогнозування процесів, які протікають у таких складних системах, як соціально-економічні, і дотепер залишається однією з найактуальніших і до кінця не розв'язаних проблем, що відносяться до цілого комплексу наук про природу, людину і суспільство [1].

Різноманіття підходів до побудови моделей таких систем, а також часто більш ніж скромні успіхи в прогнозуванні їх динаміки, вимушують шукати причини невдач не тільки в деталях, але і в аксіоматиці, що стосується постановки задачі, використовуваних засобів моделювання, інтерпретації його результатів, зв'язків з іншими науковими напрямами.

З виникненням на початку минулого сторіччя квантової механіки і теорії відносності були сформульовані і затвердилися нові філософські погляди на поняття фізичної величини, процедури вимірювання і стану системи, що в основі відрізняються від ньютонівських уявлень [2].

Більше 70-ти років йдуть дискусії щодо концепцій, на яких засновані класичні та неокласичні економічні теорії, та з'являються нові підходи. З середини минулого сторіччя одержала визнання загальна теорія систем і почав в явному вигляді формуватися новий, системний, емерджентний та квантовий за своєю суттю підхід до дослідження складних об'єктів, в рамках якого фактично постулюється обмеженість будь-якого моделювання, що спирається тільки на фіксовану і замкнуту систему аксіом [4].

Проте опанування нової філософської бази в моделюванні соціально-економічних систем і до теперішнього часу відбувається зі складнощами, а нові принципи часто лише декларуються.

Дана робота присвячена дослідженню і застосуванню нових технологій моделювання і прогнозування, запропонованих в [5, 6], в основі яких лежать концепції детермінованого хаосу та складних ланцюгів Маркова.

2. Аналіз основних публікацій щодо проблеми дослідження

Прогнозування фінансово-економічних часових рядів є надзвичайно актуальною задачею. Сучасні підходи до даної задачі можна охарактеризувати наступними напрямками: 1) апроксимація часового ряду аналітичною функцією та екстраполяція знайденої функції – так звані трендові моделі [7]; 2) дослідження впливу усіх можливих факторів на показник, який прогнозується та побудова економетричних, або більш складних моделей за допомогою методу групового урахування аргументів (МГУА) [8]; 3) моделювання майбутніх цін як результатів прийняття рішень за допомогою нейронних мереж, генетичних алгоритмів, нечітких множин [9]. На жаль, дані методики не демонструють стабільних прогнозів, що може бути пояснене складністю систем, динаміка яких прогнозується, постійною зміною їх структури. Ми намагаємось поєднати ці напрями в одному алгоритмі, але надаємо перевагу останньому, який полягає у побудові моделі, адекватної процесу, що породжує часовий ряд ціни [10]. Саме такий підхід дає можливість наблизитись до складності системи, яка генерує досліджуваний ряд, побудувати її модель та використовувати властивості моделі у якості прогнозу.

3. Цілі статті, постановка задачі

Нехай ряд заданий послідовністю дискретних рівнів зі сталим кроком дискретизації часу Δt. Необхідно побудувати варіанти продовження ряду (сценарії прогнозу), використовуючи залежності, виявлені за допомогою складних ланцюгів Маркова.

4. Проблеми класичного моделювання динаміки складних систем

Особливістю соціально-економічних систем, крім складності, є наявність пам'яті, у тому числі і довготривалої, а також нелінійний і нестійкий характер взаємодії елементів і компонент, що ускладнює їх прогнозування.

На жаль, математичні моделі, засновані на диференційних рівняннях, фактично не мають пам'яті (немає післядії), а в моделях з пам'яттю, в яких використовуються інтегральні співвідношення, не кожна нелінійність може бути врахована (операція інтегрування лінійна за визначенням).

Дійсно, в задачі Коші майбутня поведінка системи визначається її початковим станом і не залежить від того, яким чином система прийшла до цього стану. Проте навряд чи відповідає дійсності припущення про те, що всю майбутню поведінку реальної соціально-економічної системи можна передбачити, задавши миттєвий часовий «зріз» якого б то не було набору змінних її стану.

Розглянемо можливі підходи до врахування минулого в моделюванні динаміки складних систем, що виходять за рамки, які задаються класичними диференціальними та інтегральними рівняннями.

Простим прикладом динамічної моделі з пам'яттю, в якій наявний стан, тобто значення функції $x(t)$, залежить від минулого її стану $x(t-\tau)$ з постійним часовим лагом $\tau = const$, є функціонально-різницеве рівняння із запізнюванням вигляду:

$$x(t) = f\left(x(t-\tau)\right); \quad t \ge t_0, \qquad (1)$$

де $f(x)$ – відома функція, з початковими умовами, заданими в напівінтервалі $t_0 - \tau \le t < t_0$ функцією $\varphi(t)$:

$$x(t) = \varphi(t); \quad t_0 - \tau \le t < t_0. \qquad (2)$$

За умови (2) рівняння (1) має єдине рішення, визначуване рекурентними співвідношеннями:

$$x(t) = \begin{cases} f\left(\varphi(t-\tau)\right); & t_0 \le t < t+\tau; \\ f\left(f\left(\varphi(t-\tau)\right)\right); & t_0+\tau \le t < t+2\tau; \\ f\left(f\left(f\left(\varphi(t-\tau)\right)\right)\right); & t_0+2\tau \le t < t+3\tau; \\ \dots & \end{cases} \qquad (3)$$

Якщо використовувати дельта-функцію Дірака, з властивостями:

$$\delta(t) = 0, \;\; if \quad x \ne 0; \quad \int_{-\infty}^{+\infty} \delta(t)\,dt = 1, \qquad (4)$$

то рівняння (1) можна формально записати і в інтегральній формі:

$$x(t) = \int_{-\infty}^{t} dt_1 f\left(x(t_1)\right) H(t_1, t); \quad H(t_1, t) \equiv \delta\left(t_1 - (t-\tau)\right); \quad t \ge t_0. \qquad (5)$$

Дельта-функція не є функцією в звичайному розумінні і відноситься до класу узагальнених функцій.

Наближений класичний інтегральний аналог рівняння (5) можна одержати, якщо замінити $\delta(t)$ звичайною функцією - яким-небудь конкретним достатньо вузьким «піком» одиничної площі з кінцевою характерною шириною $\sim \Delta t$ і з кінцевою висотою $\sim 1/\Delta t$. Одним з прикладів такої функції є похідна від функції Фермі $\Phi(t)$:

$$\Phi(t)=\frac{1}{1+\exp\left(\frac{-t}{\theta}\right)};\quad \delta(t)\approx\frac{d\Phi}{dt}=\frac{1}{\theta\left(2+\exp\left(\frac{-t}{\theta}\right)+\exp\left(\frac{t}{\theta}\right)\right)}. \quad (6)$$

Якщо стан системи у момент часу t, $x(t)$, визначається не одним, як в (1), а k ($k=2,3,4,...$) її минулими станами $x(t-\tau_1),\ x(t-\tau_2),...\ x(t-\tau_k)$ в моменти часу $(t-\tau_1),\ (t-\tau_2),...\ (t-\tau_k)$ відповідно ($\tau_1=const,\ \tau_2=const,...\ \tau_k=const,\ \tau_1>\tau_2>...>\tau_k>0$), то замість (1), (2), (5) одержуємо:

$$x(t)=f\left(x(t-\tau_1);x(t-\tau_2);...\ x(t-\tau_k)\right);\ t\ge t_0; \quad (7)$$

$$x(t)=\varphi(t);\ t_0-\tau_1\le t<t_0; \quad (8)$$

$$x(t)=\int_{-\infty}^{t}dt_1\int_{-\infty}^{t}dt_2...\int_{-\infty}^{t}dt_k f\left(x(t_1),x(t_2),...x(t_k)\right)\cdot$$
$$\cdot\delta\left(t_1-(t-\tau_1)\right)\delta\left(t_2-(t-\tau_2)\right)...\delta\left(t_k-(t-\tau_k)\right);\ t\ge t_0. \quad (9)$$

Таким чином, якщо стан системи у момент часу t залежить від нескінченного ряду її станів у минулому, то інтегральний аналог функціонально-різницевого рівняння із запізнюванням буде, взагалі кажучи, містити інтеграл нескінченної кратності. При цьому нескінченне число станів у минулому в принципі може відноситися як до скінченого $(t-\tau_1;t)$ («коротка» пам'ять), так і до нескінченного $(-\infty;t)$ («довга» пам'ять) проміжку часу.

Звернемо увагу на те, що класичне інтегральне рівняння із запізнюванням Вольтерівського типу [11]:

$$x(t)=\int_{-\infty}^{t}F\left(x(\tilde t);t;\tilde t\right)d\tilde t, \quad (10)$$

де $F(x,t,\tilde t)$ - довільна задана (взагалі нелінійна) функція змінних $x,t,\tilde t$, дозволяє врахувати пам'ять системи про її минулі стани лише в адитивному наближенні, що стає очевидним, якщо записати праву частину (10) у вигляді:

$$\int_{-\infty}^{t}F\left(x(\tilde t);t;\tilde t\right)d\tilde t\equiv\int_{t_1}^{t}F\left(x(\tilde t);t;\tilde t\right)d\tilde t+\int_{t_2}^{t_1}F\left(x(\tilde t);t;\tilde t\right)d\tilde t+...=$$
$$=F\left(x(\tilde t_1);t;\tilde t_1\right)\cdot(t-t_1)+F\left(x(\tilde t_2);t;\tilde t_2\right)\cdot(t_1-t_2)+...;$$
$$t>t_1>t_2>...;\ \tilde t_1\in[t_1,t];\ \tilde t_2\in[t_2,t_1];... \quad (11)$$

У зв'язку з цим відзначимо, що і рівняння типу (9) при адитивній залежності наявного стану від минулого, тобто у випадку:

$$f\left(x(t-\tau_1);x(t-\tau_2);...\right)\equiv f_1\left(x(t-\tau_1)\right)+f_2\left(x(t-\tau_2)\right)+..., \quad (12)$$

стає окремим випадком рівняння (10) з підінтегральною функцією:

$$F\left(x(\tilde t);t;\tilde t\right)\equiv f_1\left(x(\tilde t)\right)\delta\left(\tilde t-(t-\tau_1)\right)+f_2\left(x(\tilde t)\right)\delta\left(\tilde t-(t-\tau_2)\right)+... \quad (13)$$

Змістовний аналіз динаміки нелінійних моделей з пам'яттю, в яких майбутнє визначається нескінченним числом станів у минулому, в загальному випадку можливий тільки в дискретному уявленні, причому результати такого аналізу будуть принципово наближеними, тобто містити невизначеність, яку слід вважати ендогенною, тобто внутрішньою, яка властива даній системі.

При відповідній дискретизації часу модель з пам'яттю як типу (7), так і (10) набуває вигляду:

$$x(n+1)=f\left(x(n);x(n-1);x(n-2)...\right). \quad (14)$$

Для врахування і кількісного опису невизначеностей, які спостерігаються в складних системах, звичайно використовують імовірнісні моделі. Проте їх застосування будується на гіпотезах, обґрунтованість яких сумнівна, при цьому статистична інтерпретація результатів не завжди достатньо інформативна, а результати не відповідають процесам, що реально відбуваються в системі. Таким чином, строгого статистичного обґрунтування подібні процеси мати не можуть.

5. Сучасні концепції у моделюванні складних систем

Нові підходи до моделювання і прогнозування динаміки складних нелінійних систем з пам'яттю засновані на застосуванні технологій детермінованого хаосу і нейронних мереж. Їх дослідження і реалізація стали можливими тільки з появою швидкодіючих ЕОМ. Загальним для цих технологій є використання рекурентного обчислювального процесу:

$$x_{n+1} = f_n\left(f_{n-1}\left(\ldots\left(f_1\left(x_1\right)\ldots\right)\right)\right), \quad n = 1, 2, \ldots, \qquad (15)$$

де $f_i(x_i)$ - деяке нелінійне відображення багатовимірного вектора x_i, i - дискретний, реальний або фіктивний, час. Ідентифікація моделі (15) зводиться до визначення функцій $f_i(x_i)$, а відмінності між моделями детермінованого хаосу і нейронних мереж пов'язані з виглядом і методами визначення цих функцій (у моделях нейронних мереж звичайно використовується достатньо вузький клас відображень $f_i(x_i)$). Стійкість або збіжність процесу (15), взагалі кажучи, не передбачається, а інтерес може мати як одномоментний набір компонент вектора x_i, так і динаміка їх зміни в часі.

До окремого випадку моделі (15), при введенні відповідних лагових змінних, може бути зведена і модель (14).

І детерміновані стійкі процеси, що описуються інтегро-диференційними рівнянням, і випадкові процеси, до яких відносяться і складні ланцюги Маркова (СЛМ), формально можна розглядати як окремі граничні випадки реалізації моделей детермінованого хаосу типу (15). При масштабі дискретизації, який прямує до нуля, якщо відповідні границі існують, одержуємо класичні диференціальні і інтегральні постановки задачі. При скінченних Δt одержуємо моделі з дискретним часом, які в загальному випадку можуть породжувати у відповідному фазовому просторі (що включає і лагові змінні) як вимірні (дискретні або безперервні) множини, що допускають імовірнісну інтерпретацію, так і множини з особливою структурою - фрактали [13], для яких така інтерпретація не завжди можлива.

Прикладом моделей детермінованого хаосу, що допускають імовірнісну інтерпретацію, є різноманітні цифрові генератори так званих псевдовипадкових послідовностей, що використовуються в імітаційному моделюванні.

Відзначимо, що насправді не існує точних процедур, які дозволили б відрізнити «дійсну» випадкову послідовність від псевдовипадкової.

6. Технологія прогнозування на основі ланцюгів Маркова

Припустимо існує послідовність дискретних станів певної системи. З цієї послідовності можна визначити ймовірності переходу з одного стану в інший. Складним ланцюгом Маркова називають випадковий процес, в якому ймовірність наступного стану залежать не лише від наявного стану, а від послідовності декількох попередніх станів (передісторії). Кількість станів у передісторії є порядком ланцюга Маркова.

Ланцюг Маркова порядку вище 1-го можна звести до простого ланцюга Маркова за допомогою введення поняття „узагальнений стан”, включаючи в нього ряд послідовних станів системи. В цьому випадку апарат простих ланцюгів Маркова може бути застосований до складних.

Динамічні ряди фінансових ринків породжуються діяльністю складних фінансово-економічних систем. Припускається, процес, що породжує ряд, має детерміновану складову, що означає існування причинно-наслідкової залежності наступних станів від передісторії.

Досліджуваний процес описується у вигляді часового ряду ціни p(t) із заданим проміжком дискретизації Δt

$$p_{t_i} = p\left(t_0 + i \cdot \Delta t\right). \qquad (16)$$

Ряд вихідних значень необхідно перетворити у ряд дискретних станів. Позначимо кількість вибраних станів S, кожен з яких пов’язаний зі зміною величини вихідного сигналу (прибутковістю). Наприклад, класифікація з двома станами, перший з яких відповідає додатній прибутковості при зростанні ціни, а другий – від’ємній при її спаданні. В загальному вигляді всі можливі прирости вихідного ряду класифікуємо на S груп. Способи розбиття розглянуті у роботах [5, 10, 17].

Далі здійснюється прогнозування ряду дискретизованих станів. Для заданого порядку ланцюга Маркова та останнього узагальненого стану в якості наступного вибирається найбільш ймовірний стан. У випадках неоднозначності при визначенні стану з максимальною ймовірністю застосовується алгоритм, який дозволяє зменшити кількість можливих сценаріїв прогнозу. Таким чином, маємо ряд прогнозованих станів, які для відомого останнього значення ряду можуть бути перетворені на дискретизований ряд прогнозних значень.

Обчислення приростів, прогнозування та послідуюче відновлення здійснюється для заданої ієрархії приростів часу Δt. Для ефективного використання інформації, представленій у наявному часовому ряді, прогнозування здійснюється для приростів часу $\Delta t = 1,2,4,8,...,$ або більш складної ієрархії приростів та послідовного „склеювання" результатів отриманих на різних дискретизаціях прогнозів.

Процедура прогнозування та склеювання є ітераційною та проводиться, починаючи з менших приростів, додаючи на кожному кроці прогноз з більшим приростом часу.

При збільшенні кроку дискретизації часу Δt зменшується статистика для визначення параметрів ланцюгу Маркова, тому найбільший крок дискретизації, який приймає участь у прогнозуванні обмежується. Для доповнення прогнозу низькочастотною складовою використовується наближення нульового порядку у вигляді лінійного тренду , або комбінації лінійного тренду та гармонійних коливань [10].

7. Алгоритм побудови прогнозу

Розглянемо послідовність операцій, які необхідні для побудови прогнозного ряду [16]. Для цього необхідно задати наступні параметри:

1) Вид ієрархії приростів часу (проста – степені двійки, складна - добуток степенів перших простих чисел)

2) Величини s – кількість станів та r - порядок ланцюга Маркова. Дані параметри можуть бути індивідуальними для кожного рівня дискретизації, знаходження оптимальних параметрів здійснюється експериментально.

Алгоритм побудови прогнозу включає наступні кроки:

1) Генерація ієрархії приростів часу – послідовності Δt, максимальний з яких повинен відповідати довжині прогнозного проміжку N1.

2) Для кожного приросту часу Δt зі зростанням приростів, здійснюється прогнозування станів та відновлення ряду за прогнозними станами. Даний етап включає наступні дії:

2.1. Обчислення приростів (прибутковостей) ряду з дискретизацією Δt.

2.2. Перетворення ряду приростів у ряд номерів станів (1..s).

2.3. Обчислення ймовірностей переходів для узагальнених станів.

2.4. Побудова ряду прогнозних станів, застосовуючи процедуру визначення найбільш ймовірного наступного стану.

2.5. Відновлення ряду значень з ряду станів з дискретизацією Δt.

2.6. Склеювання прогнозу з дискретизацією Δt з рядом, який отримався в результаті склеювання попередніх шарів (з меншим кроком Δt). Якщо даний ряд є першим, в якості результату склеювання повертається ряд без змін.

3) Останній склеєний ряд склеїти з продовженням лінійного тренду, побудованого по усім попередньо відомим точкам.

Ряд, склеєний з лінійним трендом, є результатом прогнозування.

8. Результати прогнозування індексів фондового ринку

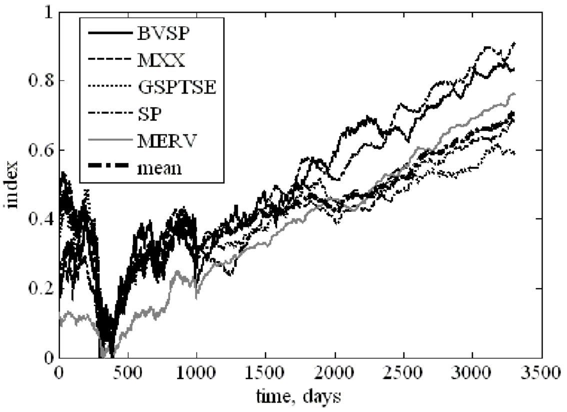
В даному розділі представлені результати прогнозування фондових ринків. Дані щоденних цін закриття фондових індексів Європи, Америки та азійсько-тихоокеанського регіону брались на сайті www.finance.yahoo.com. Наприклад, американський фондовий ринок представлений індексами MerVal (merv - Аргентина), Bovespa (bvsp - Бразилія), S&P TSX Composite (gsptse - Канада), IPC (mxx - Мексика) та S&P 500 (sp - США). Для урахування змін тенденцій та основних трендів на фондових ринках, проводилось усереднення результатів розрахунків, отриманих на різних довжинах передпрогнозного ряду. Найкоротшим обирався проміжок часу у 4 років (приблизно 1000 точок), для нього будувався прогноз приблизно на 8-9 років. Далі проміжок часу збільшувався 250 точок (днів) і процедура повторювалась до вичерпання ряду. Одержані прогнозні оцінки усереднювались. Для прогнозних значень окремих індексів знаходилось середнє для регіону з урахуванням частки країни у регіональному і світовому ВВП.

На рис. 1,2 наведено результати розрахунків. Прогнозні значення починаються з точки 1000, яка відповідає даті 21.09.2011 р. Наведено тільки останні 1000 точок навчальної вибірки.

На рисунку 1 представлена типова картина прогнозу для американського сегменту фондового ринку. Середнє значення (mean) виділено жирною лінією. Аналогічно розраховані середні значення і для інших сегментів світового ринку. Вони разом із середньосвітовим трендом відображені на рис.2. Видно, що у Європі протягом наступних 5-6 років буде ймовірно спостерігатись практично нульове зростання ринку. В той же час за рахунок країн, які розвиваються, американський та азійсько-тихоокеанський ринок демонструє зростання, яке все таки помітно менше, ніж у до кризові часи.

Висновки та перспективи подальших досліджень

У даній роботі запропоновано алгоритми прогнозування часових рядів на основі складних ланцюгів Маркова. Принцип ієрархії часових приростів дозволяє максимально повно використати інформацію, яка міститься у часовому ряді при побудові прогнозу із застосуванням складних ланцюгів Маркова. Експериментальна робота з прогнозування часових рядів індексів фондових ринків показує ефективність алгоритмів та підтверджує актуальність подальших досліджень запропонованих методів [17, 18].



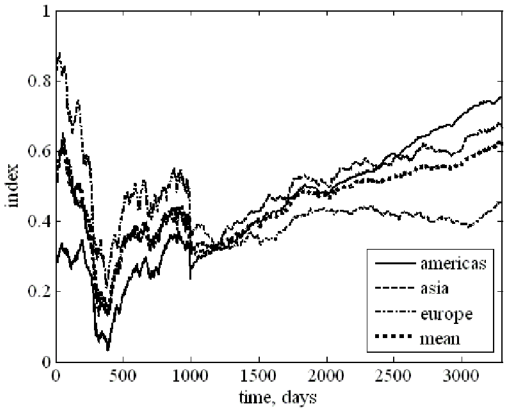


Рис. 1. Рис. 2.

Прогнозування індексів фондового ринку Америки (рис. 1) та світу (рис. 2).

Результати прогнозування свідчать про відносно стабільне, хоча і повільне, відновлення економік країн світу. Існуюча невизначеність спричинена борговою кризою Євросоюзу, США та деяких інших країн.

Цікавими є подальші аналогічні дослідження інших сегментів світового фінансового і товарного ринків, їх співставлення і порівняння з одержаними результатами з метою убезпечення світової економіки від небажаних потрясінь з непередбачуваними наслідками.

1. Самарский А.А., Михайлов А.П. Математическое моделирование: Идеи. Методы. Примеры. – 2-е изд., испр. – М.: Физматлит, 2001. – 320 с.

2. Елютин П.В., Кривченков В.Д. Квантовая механика с задачами /Под ред. академика Н.Н.Боголюбова. – М.: Наука, 1976. – 336 с.

3. Сапир Ж. К экономической теории неоднородных систем: Опыт исследования децентрализованной экономики: Пер. с фр. под науч. ред. Н.А. Макашевой. – М.: ГУ ВШЭ, 2001. – 248 с.

4. L. von Bertalanffy, General System Theory—A Critical Review. - «General Systems», vol. VII, 1962, p. 1—20.

5. Сапцин В.М. Опыт применения генетически сложных цепей Маркова для нейросетевой технологии прогнозирования. / Сапцин В.М. // Вісник Криворізького економічного інституту КНЕУ.- Кривий Ріг, КЕІ КНЕУ, 2009, вип. 2(18).- С.56-66.

6. Дискретне Фур'є-продовження часових рядів / Д.М. Чабаненко // Системні технології. Регіональний міжвузівський збірник наукових праць. - Випуск 1 (66). – Дніпропетровськ, 2010. – С. 114-122.

7. Лукашин Ю.П. Адаптивные методы краткосрочного прогнозирования временных рядов / Лукашин Ю.П. [Учеб. пособие]. – М.: Финансы и статистика, 2003. – 416 с.

8. Зайченко Ю. П. Нечеткие модели и методы в интелектуальных системах: учеб. пособие для иностр. студ. вузов, направления "Компьютерные науки" / Зайченко Ю. П.; [М.З. Згуровский (общ.ред.)]. – К.: Слово, 2008. — 344 с.

9. Ежов А.А., Шумский С.А. Нейрокомпьютинг и его применения в экономике и бизнесе. / Ежов А.А., Шумский С.А. – М ., 1998.

10. Чабаненко Д. М. Виявлення короткочасної та довготривалої пам'яті та прогнозування часових рядів методами складних ланцюгів Маркова / Д. М. Чабаненко // Вісник Національного технічного університету "Харківський політехнічний інститут". Збірник наукових праць. Тематичний випуск: Інформатика і моделювання. – Харків: НТУ ХПІ, 2010. – № 31. – С. 184-190.

11. Хейл Дж.. Теория функционально-дифференциальных уравнений/ Пер. с англ. - М.: Мир, 1984. – 421 с.

12. Э.Петерс. Хаос и порядок на рынках капитала. Новый аналитический взгляд на циклы, цены и изменчивость рынка: Пер. с англ. – М.: Мир, 2000. – 333 с.

13. Федер, Енс. Фракталы/ Пер. с англ. - М.: Мир, 1991. - 260 с.

14. Сапцин В.М., Соловьев В.Н. Релятивистская квантовая эконофизика. Новые парадигмы моделирования сложных систем: Черкассы: Брама-Украина, 2009. – 64 с.

15. Синергетичні та еконофізичні методи дослідження динамічних та структурних характеристик економічних систем. // Дербенцев В.Д., Сердюк О.А., Соловйов В.М., Шарапов О.Д. – Монографія. – Черкаси: Брама-Україна, 2010. – 287 с.

16. Soloviev V. Financial time series prediction with the technology of Complex Markov chains / V. Soloviev, V. Saptsin, D. Chabanenko // Computer Modelling and New Technologies. – 2010. – Vol. 14, № 3. – P. 63-67.

17. Соловйов В.М. Прогнозування фінансово-економічних часових рядів з застосуванням ланцюгів Маркова та Фурє-продовження / В.М.Соловйов, В.М.Сапцін, Д.М.Чабаненко // В монографії: Прогнозування соціально- економічних процесів: сучасні підходи та перспективи. Бердянськ, 2011.- с.141-155.

18. Соловьев В.Н. Принцип неопределенности Гейзенберга и экономические аналоги основных физических величин / В.Н.Соловьев, В.М.Сапцын // Журнал «Культура народов Причерноморья», 2011, №205.- С.208-213

USING OF COMPLEX MARKOV CHAINS FOR GLOBAL STOCK MARKET AFTERCRISIS DYNAMIC'S PREDICTION

A. Ganchuk[1]. V.Saptsin[1] , V.Soloviev[1]

[1]Ministry of finance of Ukraine

M.Grushevskiy, 12/2, UA-01008 Kyiv, Ukraine

[2]Bogdan Khmelnitskiy National University of Cherkasy

Shevchenko blvd, 81. UA-18031 Cherkasy, Ukraine

[3]M.Ostrogradskiy National University of Kremenchuk

Pershotravneva, 20. UA 39614 Kremenchuk, Ukraine

In this research the technology of complex Markov chains is applied to forecast financial time-series. The main distinction of complex or high-order Markov Chains and simple first-order ones is the existing of aftereffect or memory. The technology proposes prediction with the hierarchy of time discretization interval and conjunction procedure for the prediction results at the different frequency levels to the single prediction output time-series. The hierarchy of time discretizations gives a possibility to use fractal properties of the given time series to make prediction on the different frequencies of the series. The prediction results for world's stock market indices is presented.

Key words: Prediction, time series, complex Markov chains, discrete time, fractal properties, discrete Fourier prediction.

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ СЛОЖНЫХ ЦЕПЕЙ МАРКОВА ДЛЯ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ПОСЛЕКРИЗИСНОЙ ДИНАМИКИ ГЛОБАЛЬНОГО ФОНДОВОГО РЫНКА

А.Ганчук[1], В.Сапцин[2] , В.Соловьев[3]

[1]Министерство финансов Украины

01008, г. Киев, ул. М. Грушевского, 12/2,

[2]КНУ им. М.Остроградского

39614, г. Кременчуг, ул. Первомайская, 20,

[3]Черкасский национальный университет им. Б.Хмельницкого

18031, г. Черкассы, бульвар Шевченко, 81

Предлагается применение технологии сложных цепей Маркова для прогнозирования временных рядов мировых фондовых рынков в период второй волны глобального финансового кризиса. Главным отличием сложных цепей Маркова от простых является учет последействия или памяти. Технология предусматривает прогнозирование ряда по иерархии интервалов дискретизации времени и последовательного „склеивания" результатов прогнозов на разных частотных уровнях в один исходный ряд прогноза. Данный подход позволяет наиболее полно использовать фрактальные свойства временного ряда. Приведены результаты прогнозирования послекризисной динамики индексов мировых фондовых рынков.

Ключевые слова: прогнозирование, временные ряды, сложные цепи Маркова, дискретное время, фрактальность.