

Друга Міжнародна науково-практична конференція
“Інформаційні технології та моделювання в економіці”

Алгоритм дослідження та прогнозування низькочастотної складової часового ряду

Доповідач: Чабаненко Дмитро
Миколайович,
аспірант кафедри
економічної кібернетики
ЧНУ

19-21 травня 2010 р.

План доповіді

1. Огляд методів прогнозування часових рядів, які базуються на частотних складових
2. Дискретне Фур'є-продовження ряду для прогнозування низькочастотної складової
3. Прогнози фондових індексів
4. Ієрархія критеріїв адекватності прогнозу
5. Висновки та подальша робота

Огляд методів прогнозування часових рядів, які базуються на аналізі частотних складових

1. Фурє-аналіз
2. Вейвлет-аналіз
3. SSA-метод

Постановка задачі

- Динаміка системи задана послідовністю значень u_i показника, що прогнозується, виміряного з постійним кроком дискретизації Δt .
- Необхідно побудувати аналітичну функцію $u(t)$, яка б апроксимувала вихідний часовий ряд.
- Екстраполювати побудовану модель низькочастотної складової часового ряду для побудови прогнозу.

Технологія дискретного Фур'є-продовження ряду

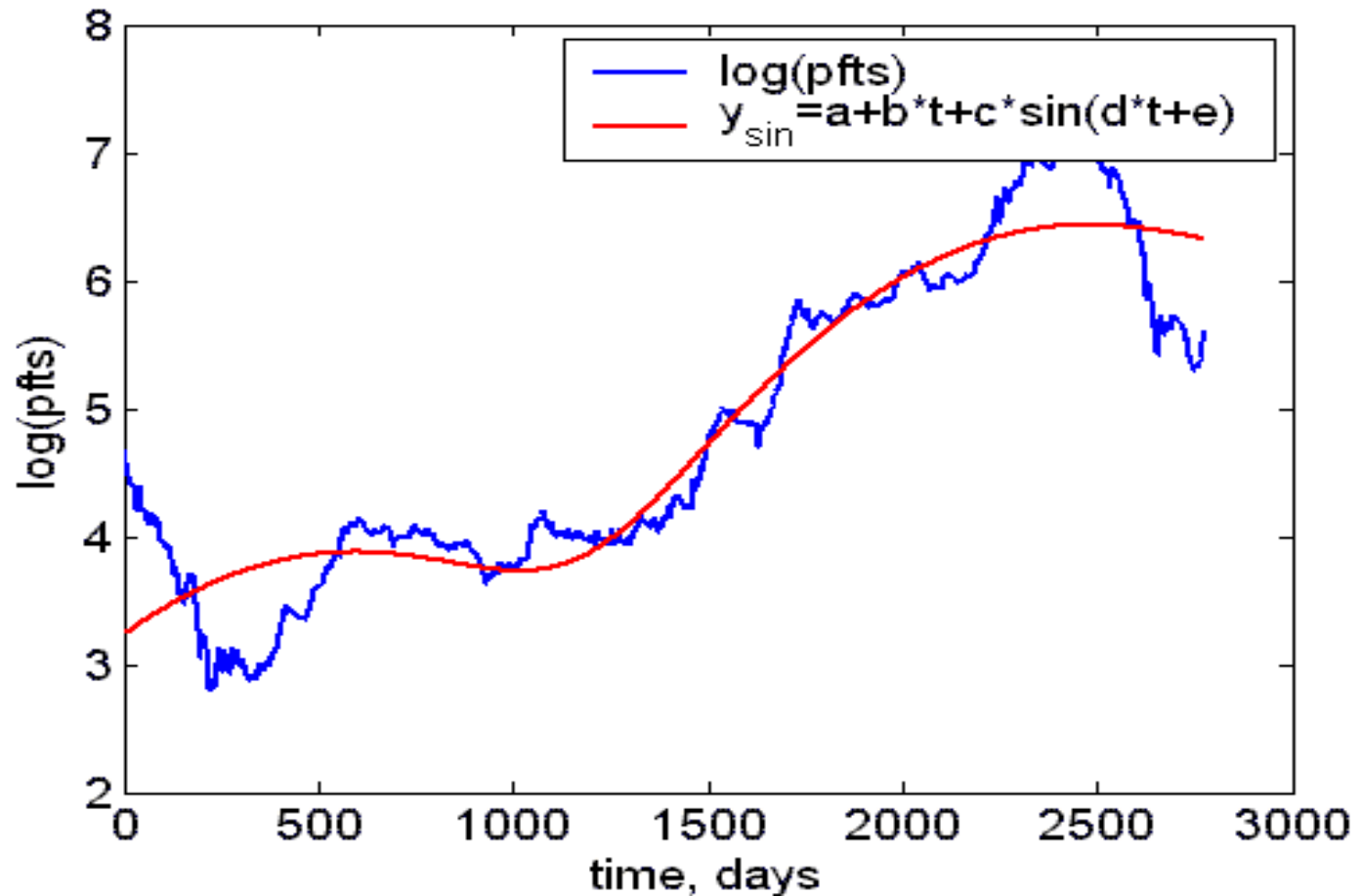
$$y_{lin\sin}(t) = at + b + c \sin(dt + e)$$

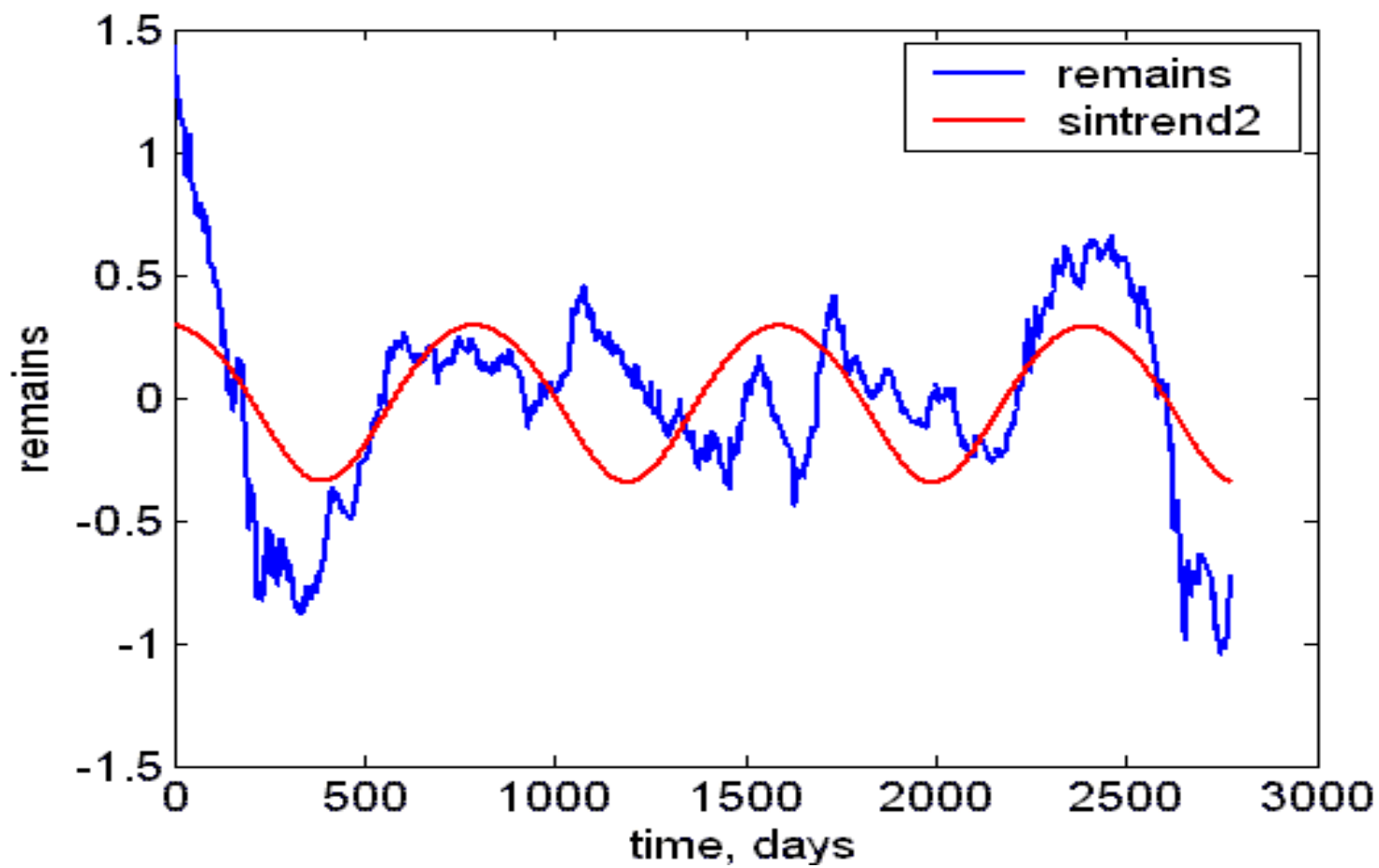
$$y_{log\sin}(t) = ae^{bt} c \sin(dt + e)$$

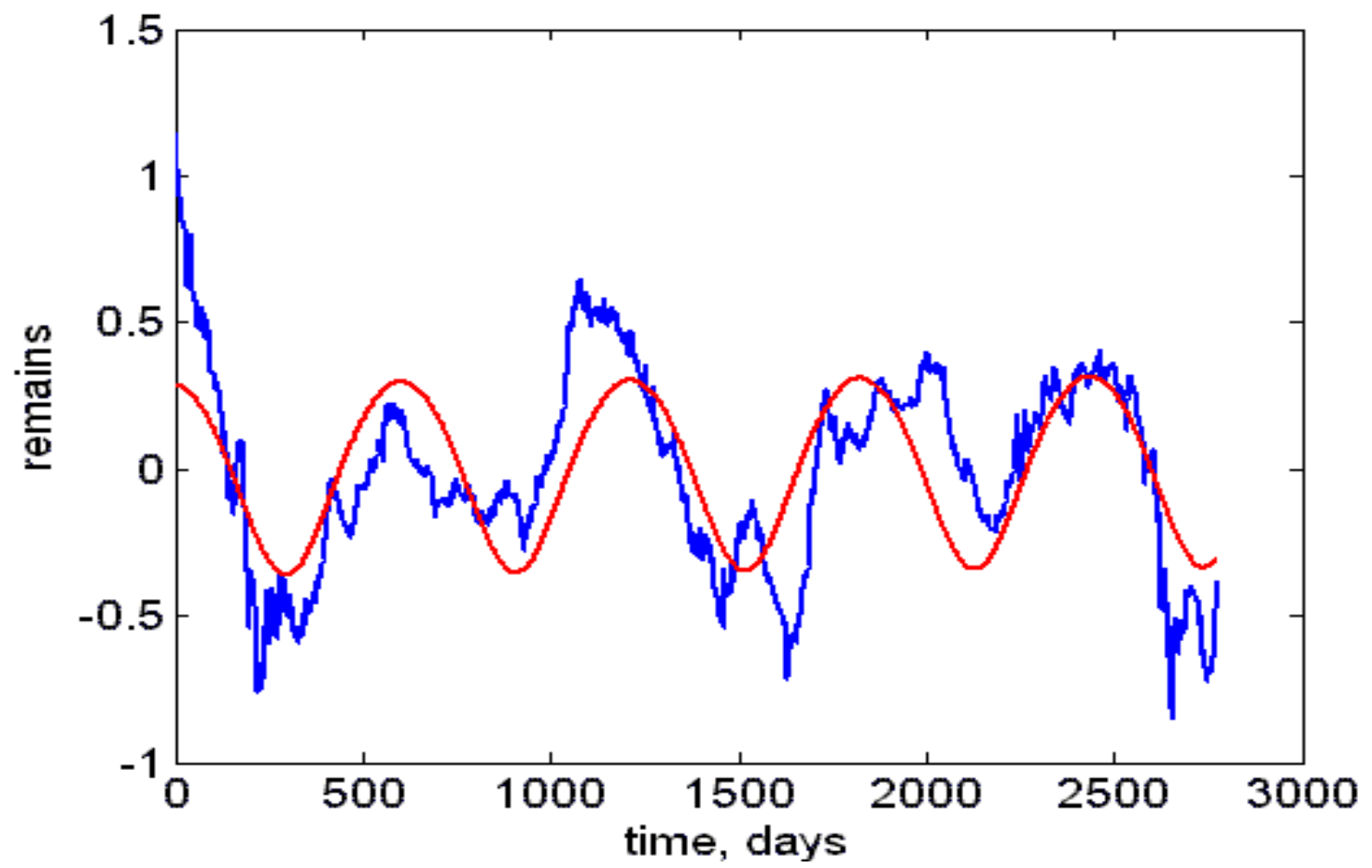
$$F_{lin} = \sum_{i=1}^n \left(y_t - f_{lin\sin}(x_t) \right)^2$$

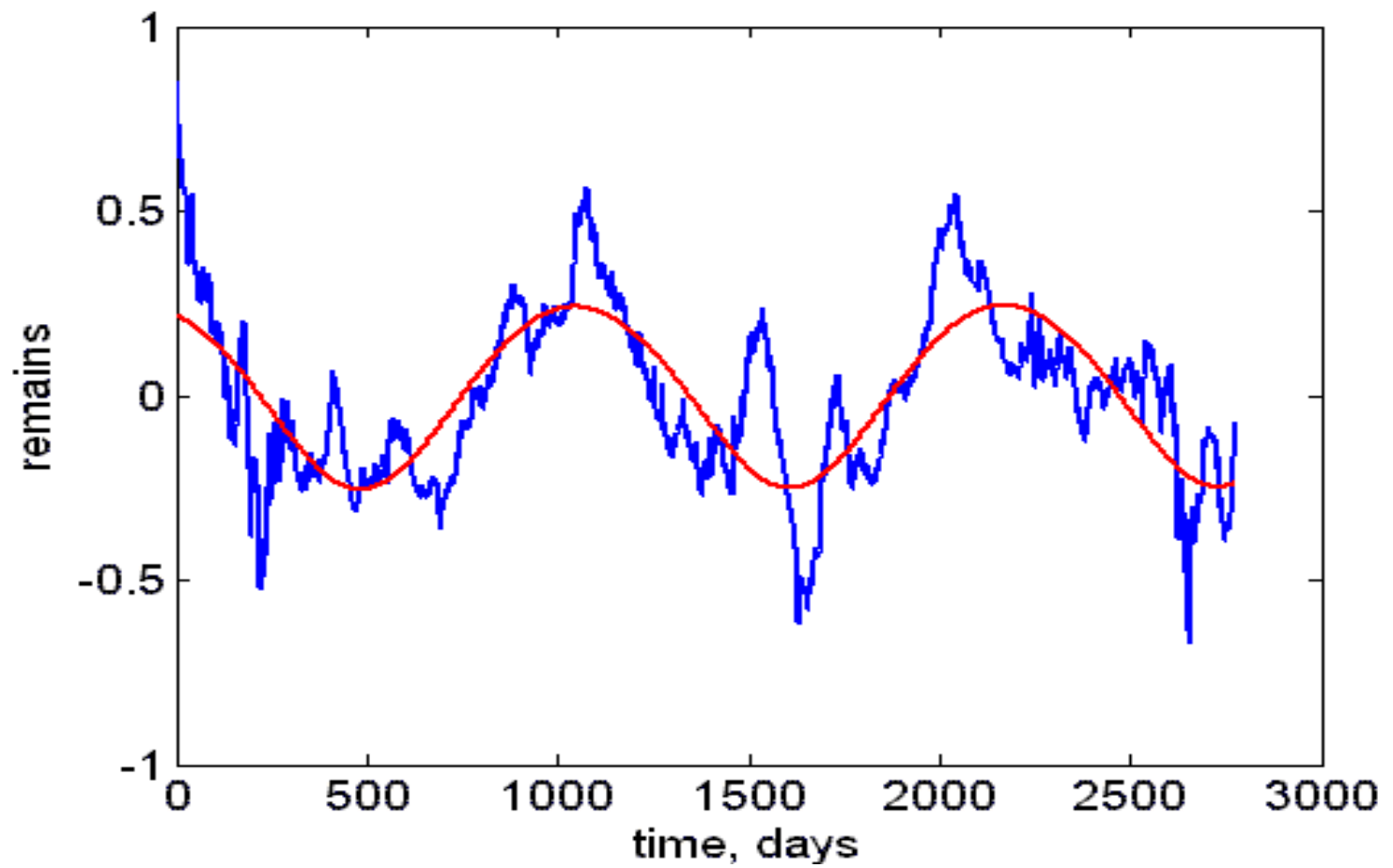
$$F_{log} = \sum_{i=1}^n \left(1 - \frac{y_t}{f_{lin\sin}(x_t)} \right)^2$$

Відносний варіант нормалізації

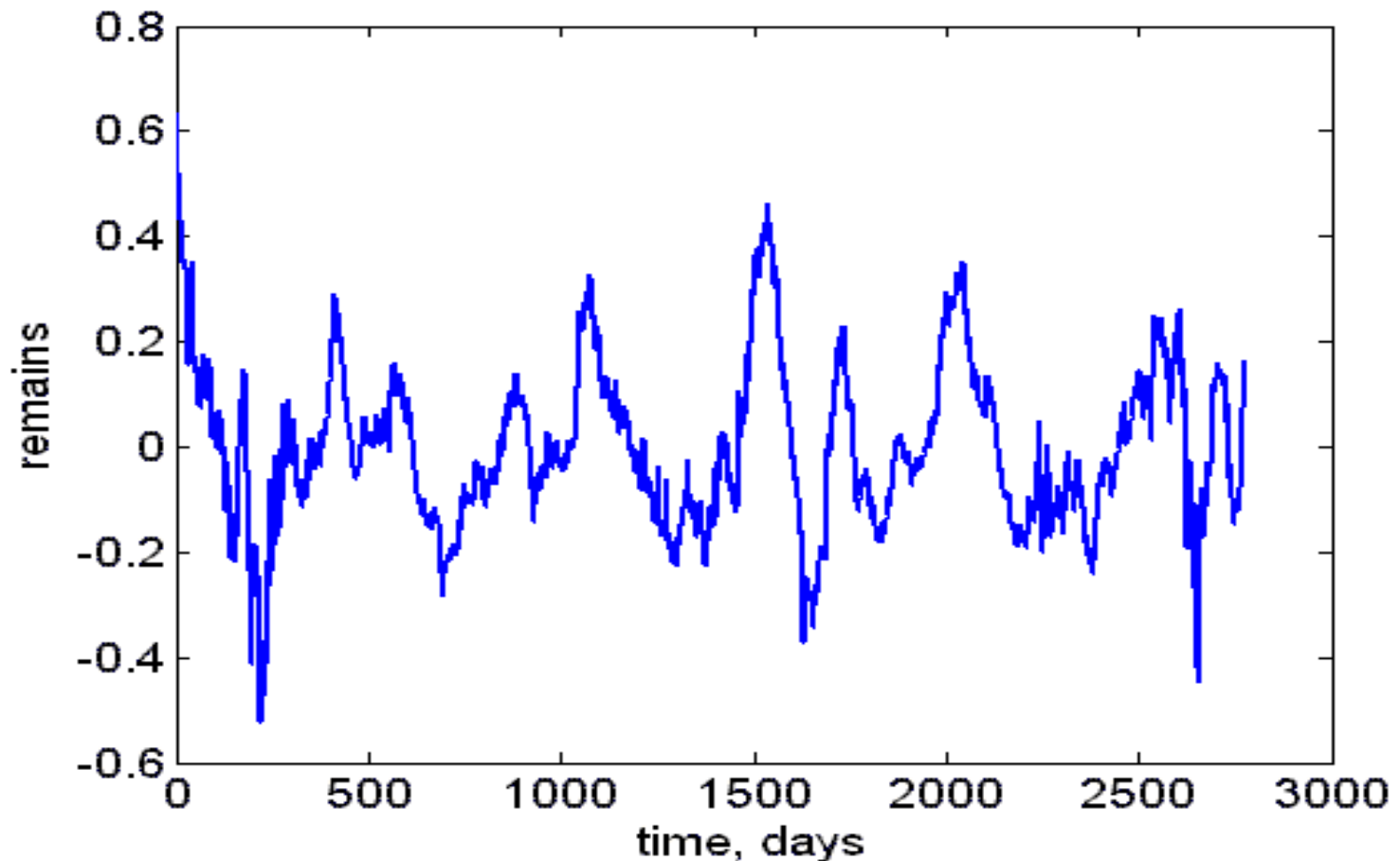


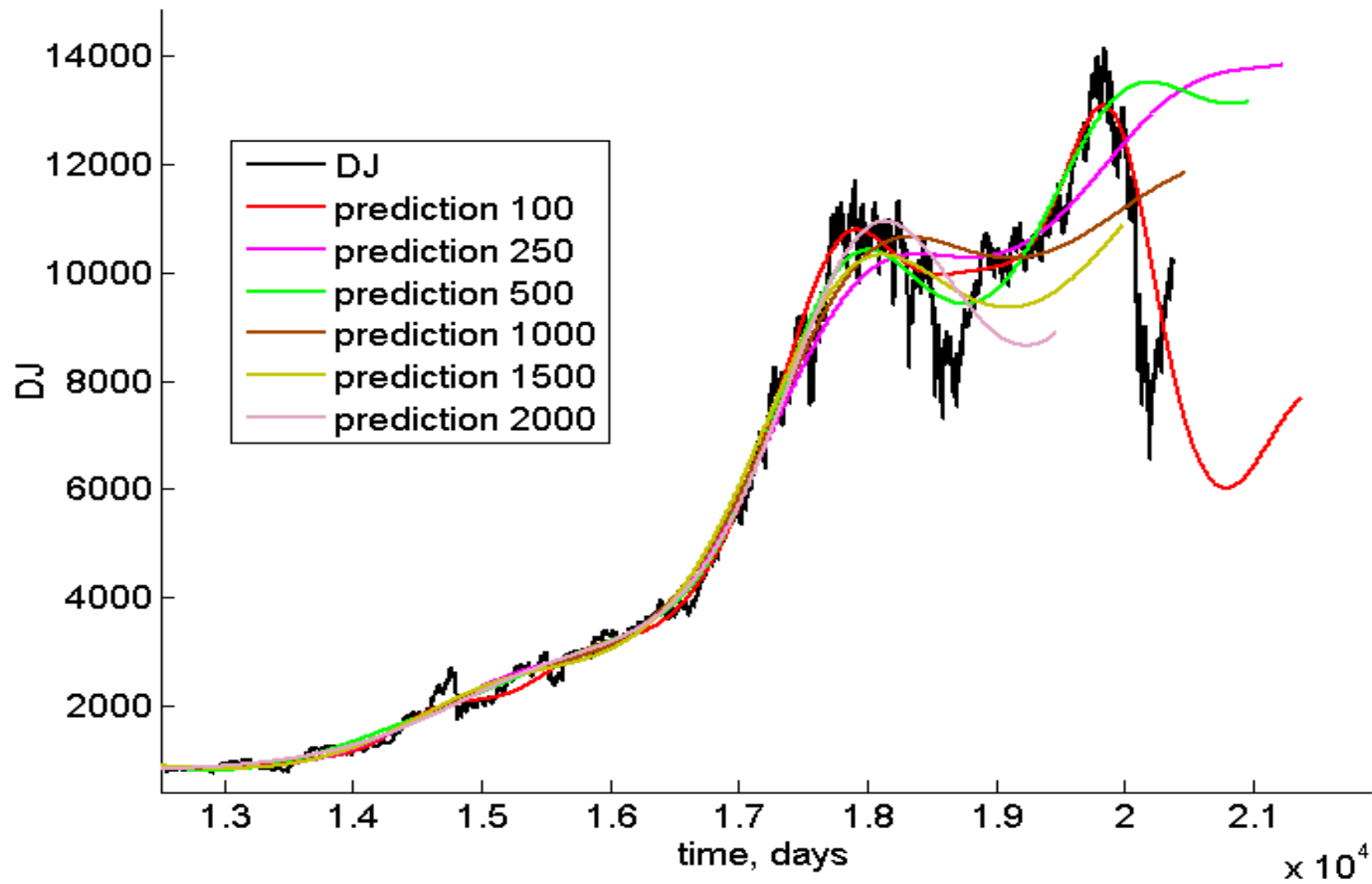


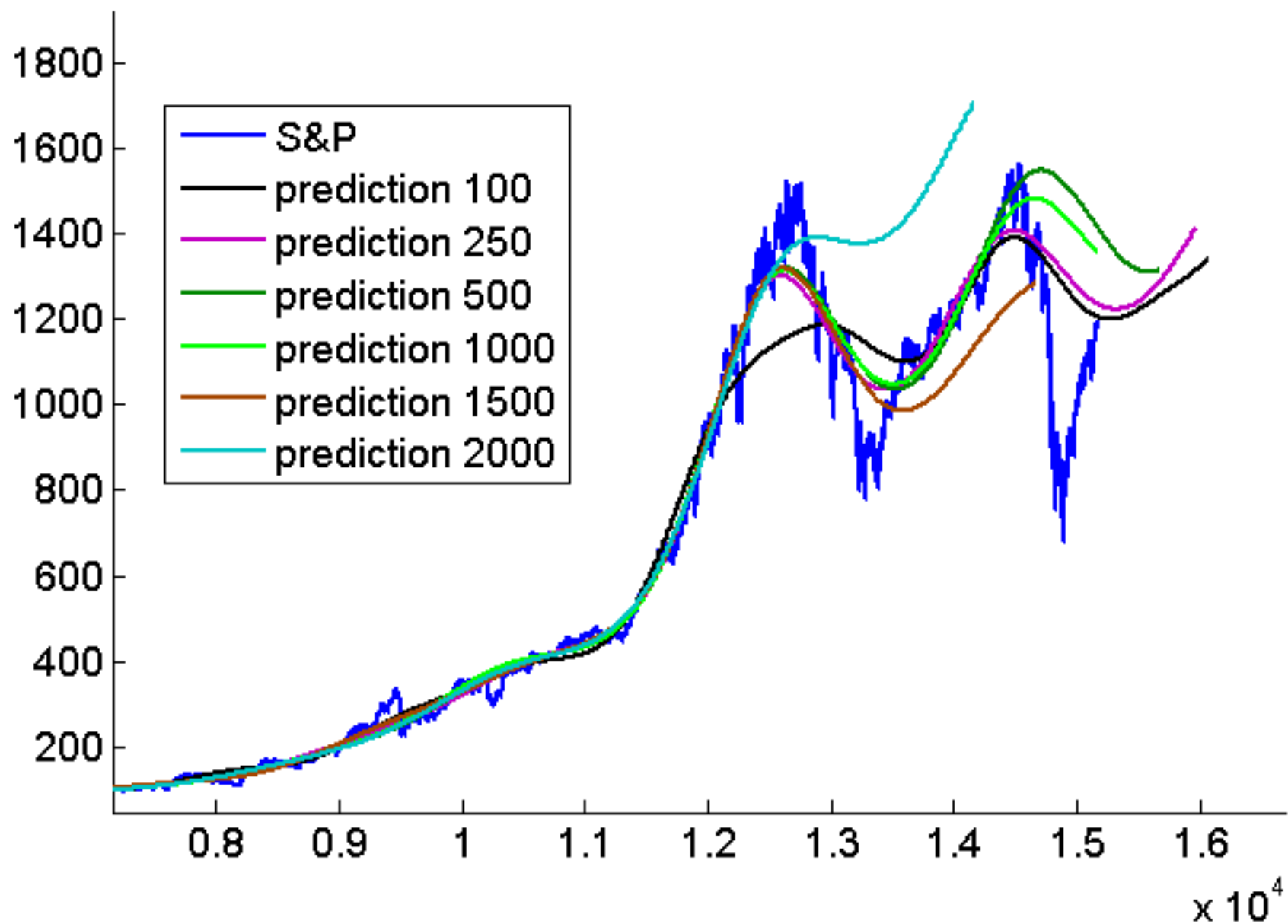




Ряд залишків прогнозується, після чого здійснюється зворотні перетворення (Фур'є-продовження)



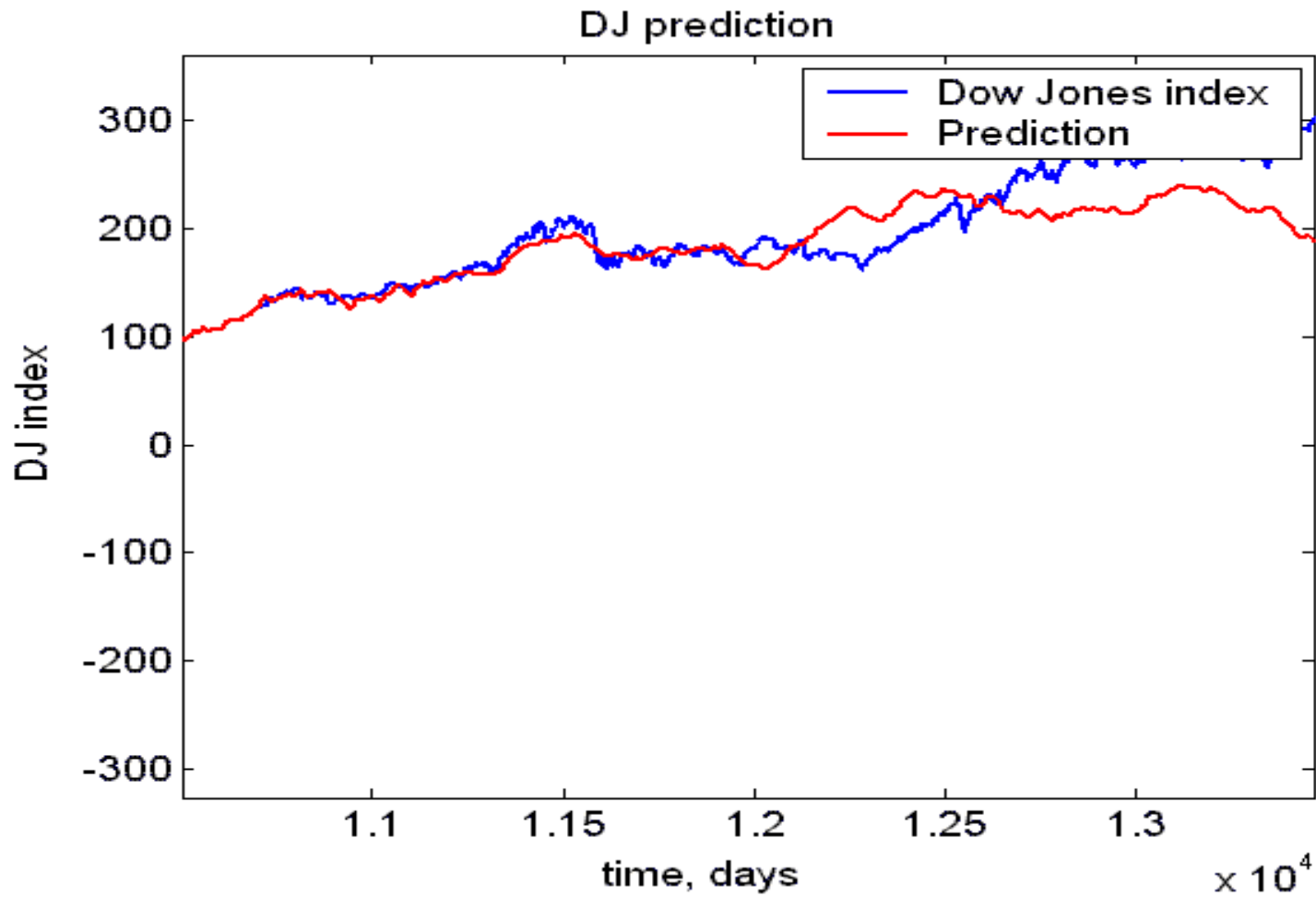




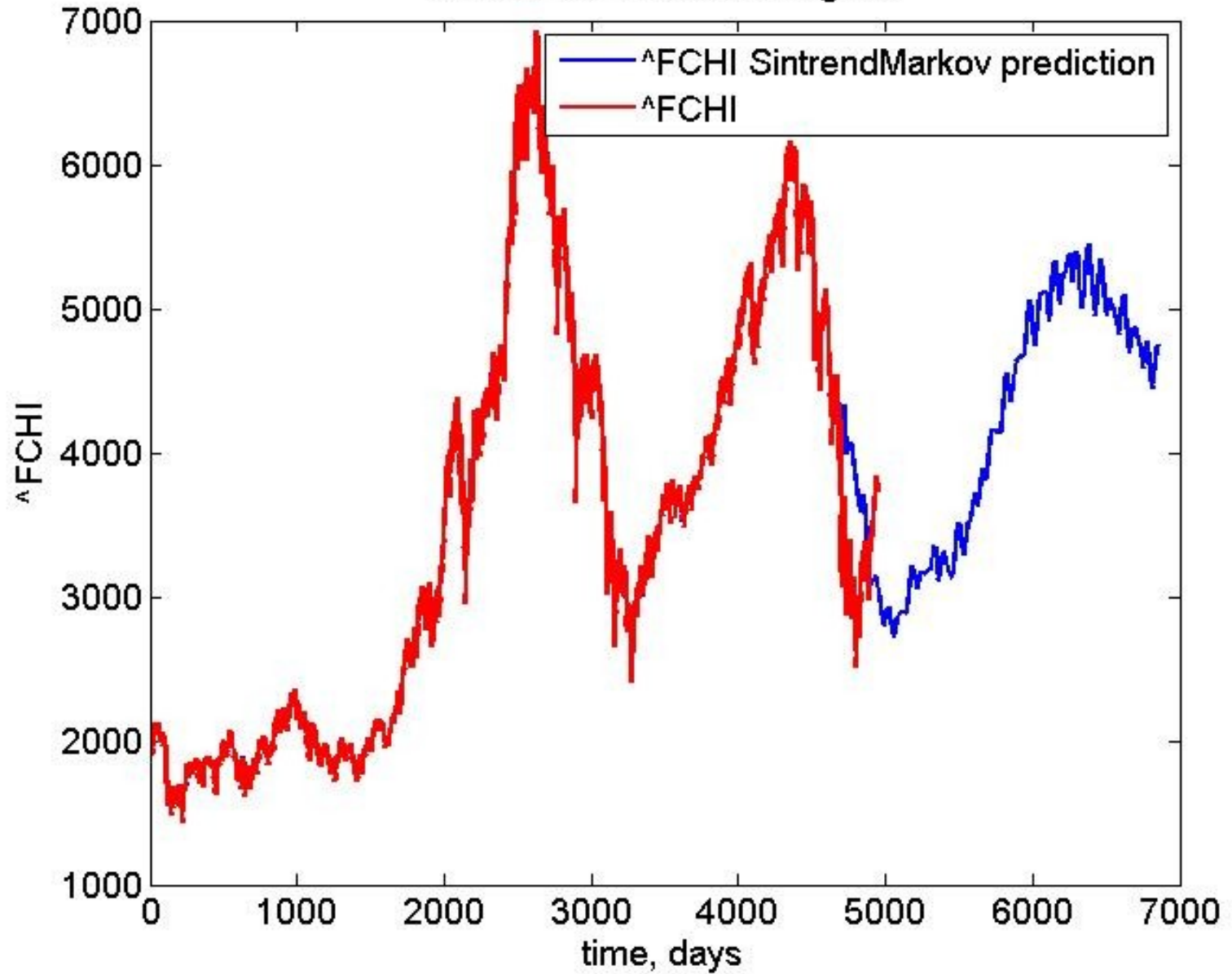
Технологія складних ланцюгів Маркова у прогнозуванні часових рядів

- Курбанов К.Р., Сапцин В.М. Сложные цепи Маркова как технология прогнозирования социальных, экономических и экологических процессов. / Курбанов К.Р., Сапцин В.М. // МНПК аспір., мол. учених та науковців. «Проблеми та перспективи розвитку регіональної ринкової економіки» Кременчук, 11-13 травня 2007 р. С. 10-14.
- 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.
- Prediction of financial time series with the technology of high-order Markov chains [електронний ресурс] / Soloviev V., Saptsin V., Chabanenko D. // Working Group on Physics of Socio-economic Systems (AGSOE). – Dresden , 2009. – Режим доступу: <http://www.dpg-verhandlungen.de/2009/dresden/agsoe.pdf>
- Чабаненко Д.М. Алгоритм прогнозування фінансових часових рядів на основі складних ланцюгів Маркова / Чабаненко Д.М. // Вісник Черкаського університету, Випуск 173. – 2010. – С. 90-102.

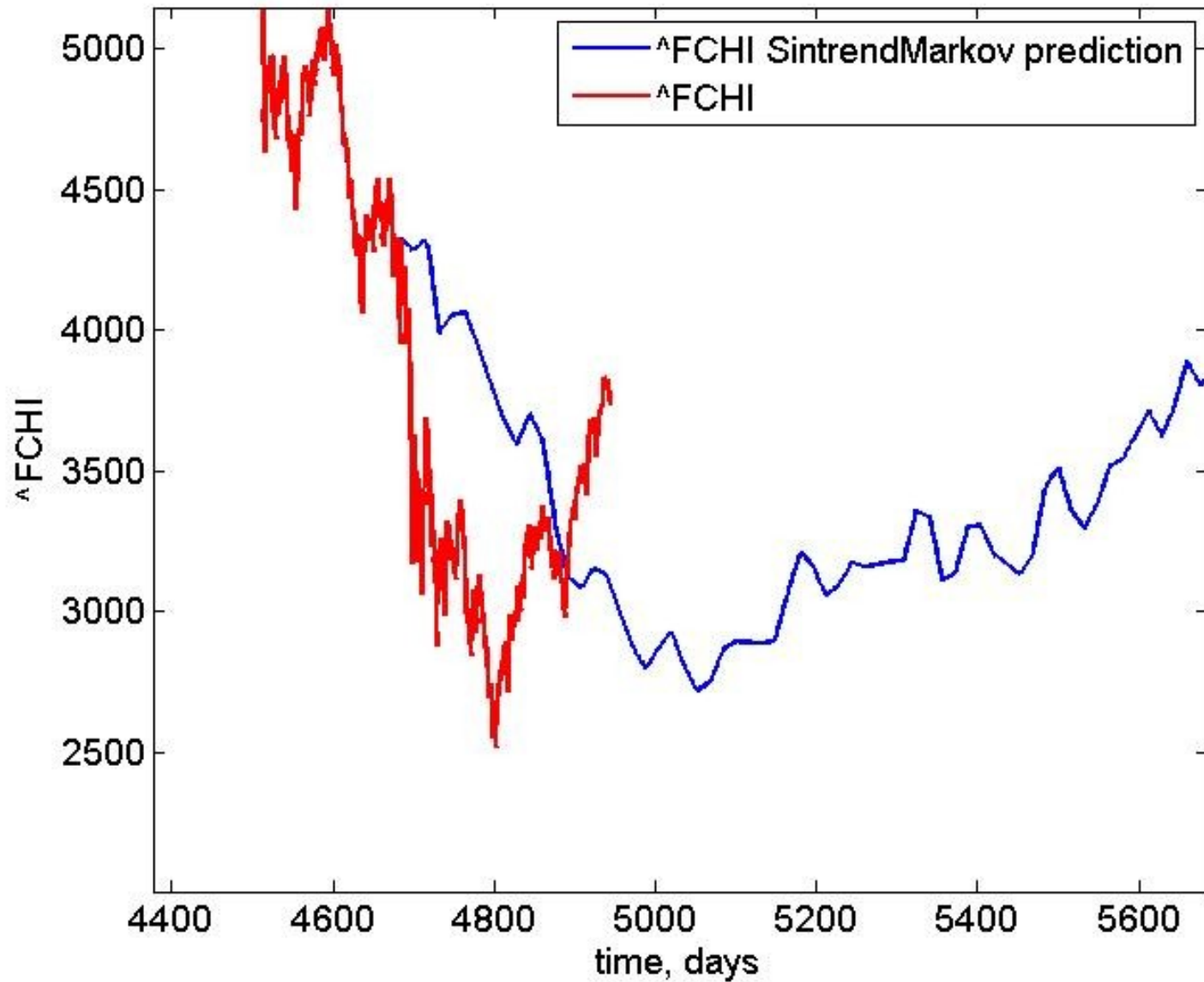
результати прогнозу індексу Dow Jones



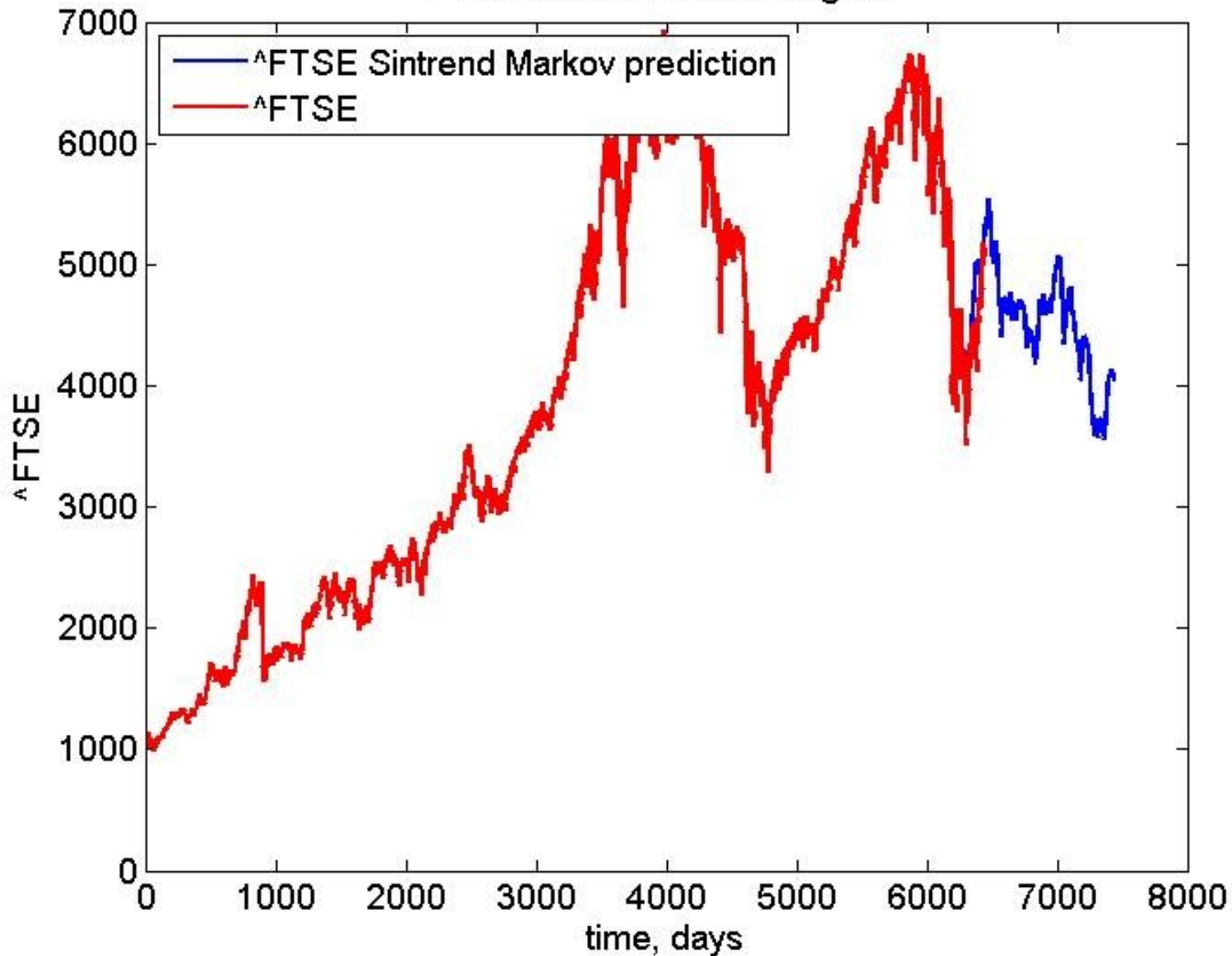
CAC sintrend MarkovPrognoz



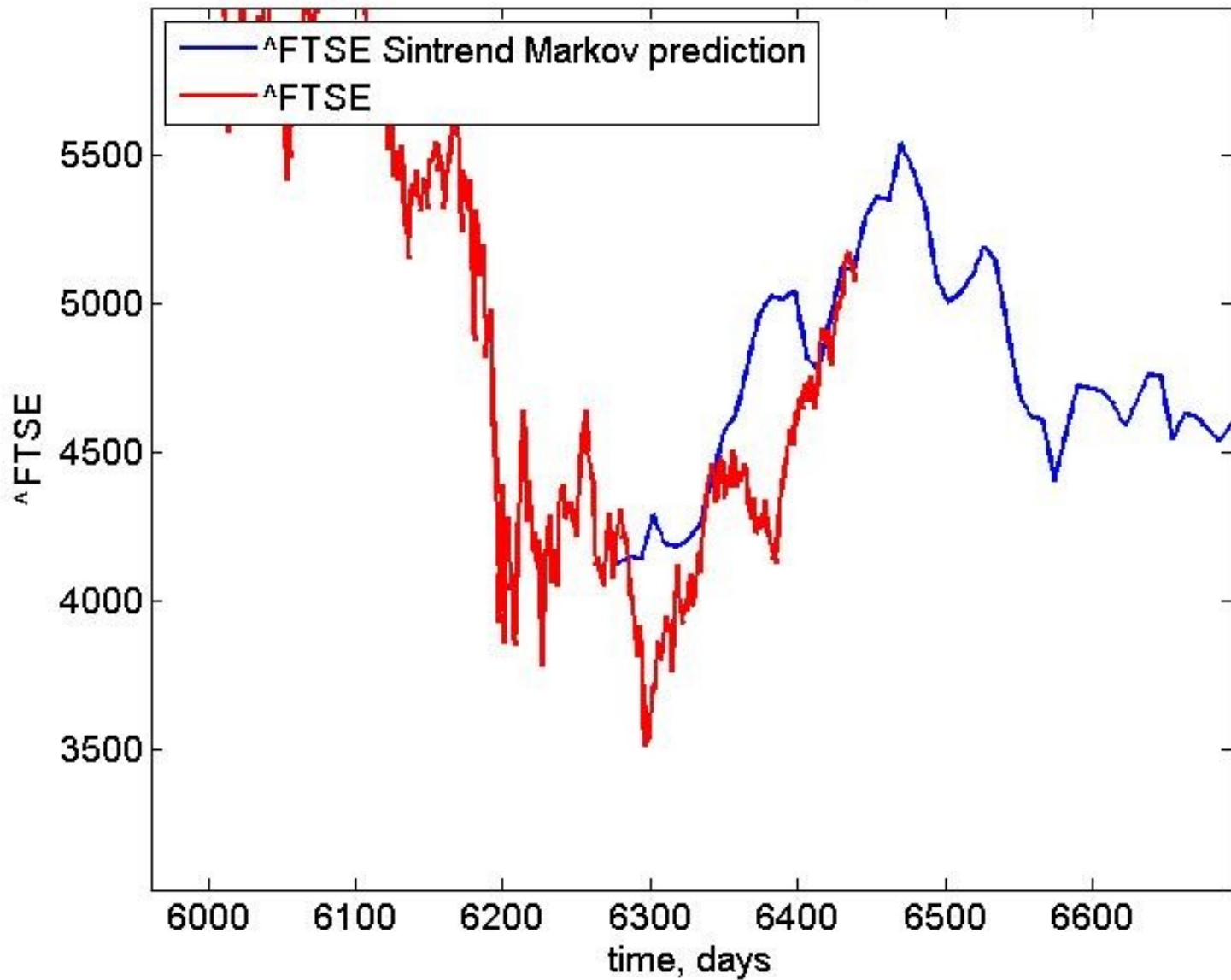
CAC sintrend MarkovPrognoz



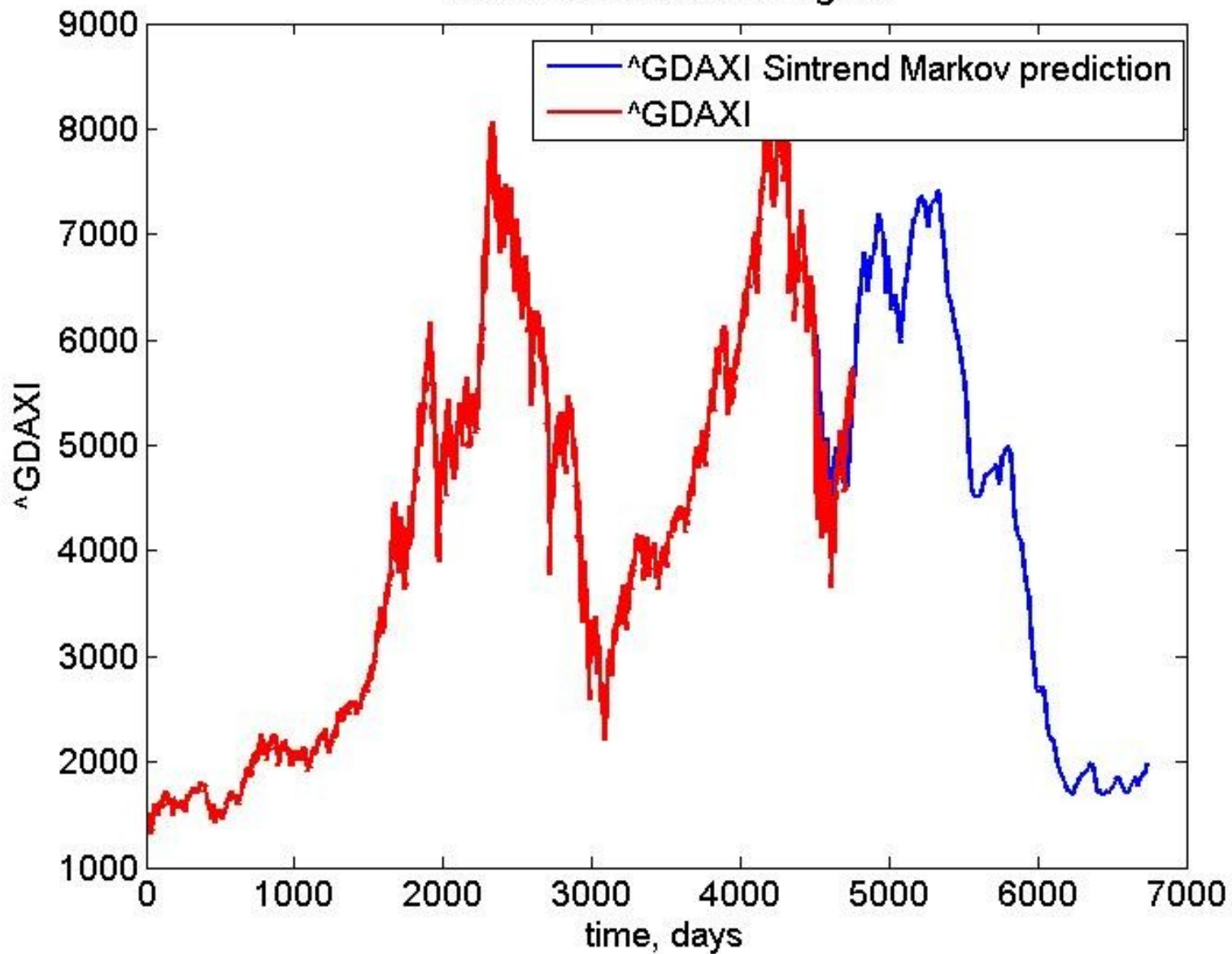
FTSE sintrendMarkovPrognoz



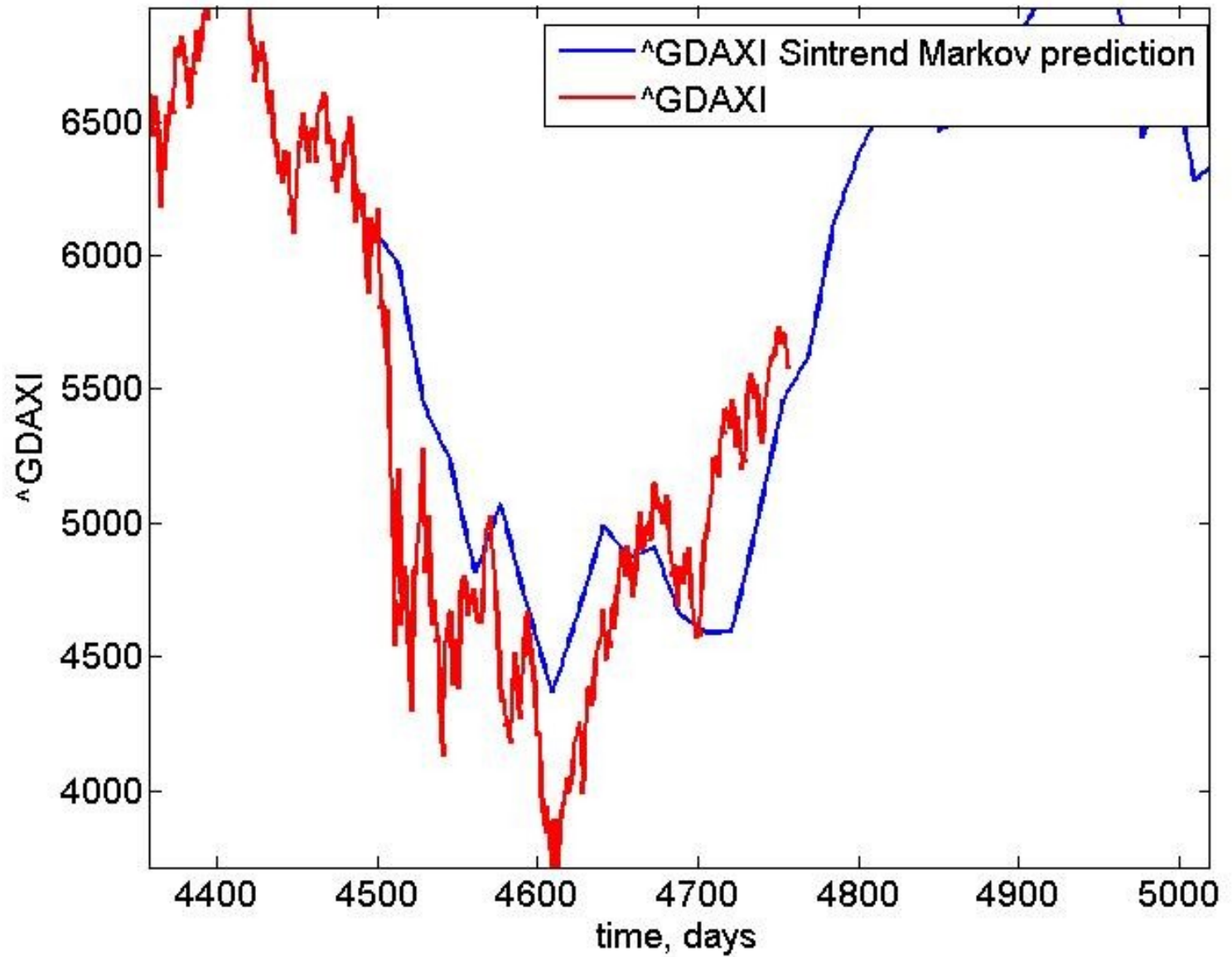
FTSE sintrendMarkovPrognoz



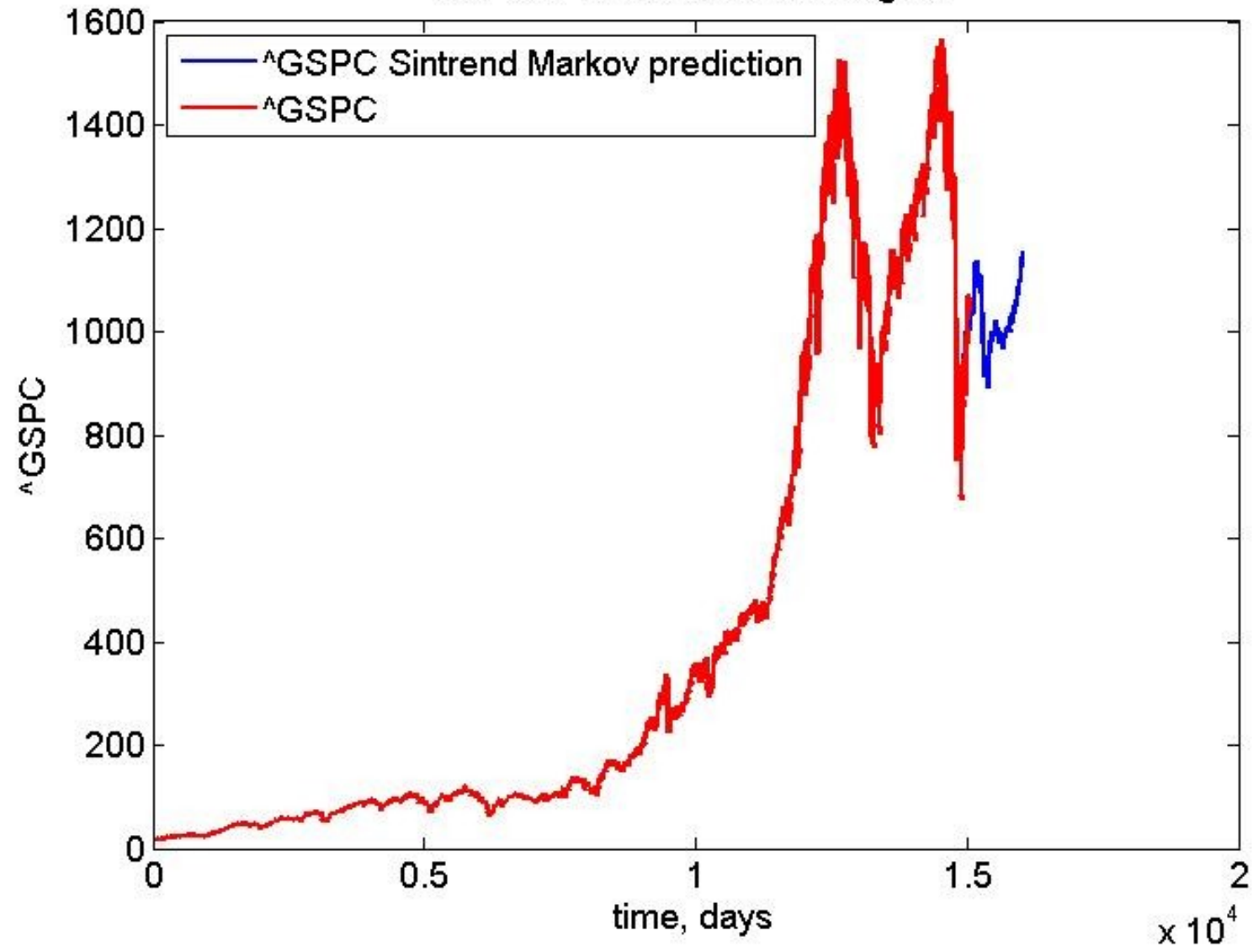
DAX SintrendMarkovPrognoz



DAX SintrendMarkovPrognoz



S&P500 SintrendMarkovPrognoz



Проблема оцінювання ефективності прогнозу

- В більшості досліджень використовується критерій середнього квадрату похибки (mean squared error, MSE):

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y(t_i) - \mathit{ypred}(t_i))^2$$

Але даний критерій може бути неадекватним та викликати труднощі при оцінюванні параметрів моделі (лінійний тренд краще, ніж неспівпадання мінімуму коливання).

Проблема оцінювання ефективності прогнозу

- При апроксимації емпіричного часового ряду гармонічною функцією з використанням критерію MSE, необхідно здійснювати градієнтний пошук з декількома початковими значеннями параметрів для запобігання попадання в локальний мінімум.

Ієрархія критеріїв ефективності прогнозу.

Пропонується послідовність критеріїв прогнозу,
при яких:

1. З оптимальності за одним критерієм (слабшим) впливає оптимальність за іншим (сильнішим)
2. Пошук оптимальних значень за слабшим критерієм виконується простіше
3. При початкових значеннях, які відповідають оптимальним за слабшим критерієм, оптимізація за сильнішим критерієм виконується простіше.

Приклади ієрархії критеріїв оптимальності

У випадку апроксимації гармонічною функцією пропонується наступна послідовність оптимізацій:

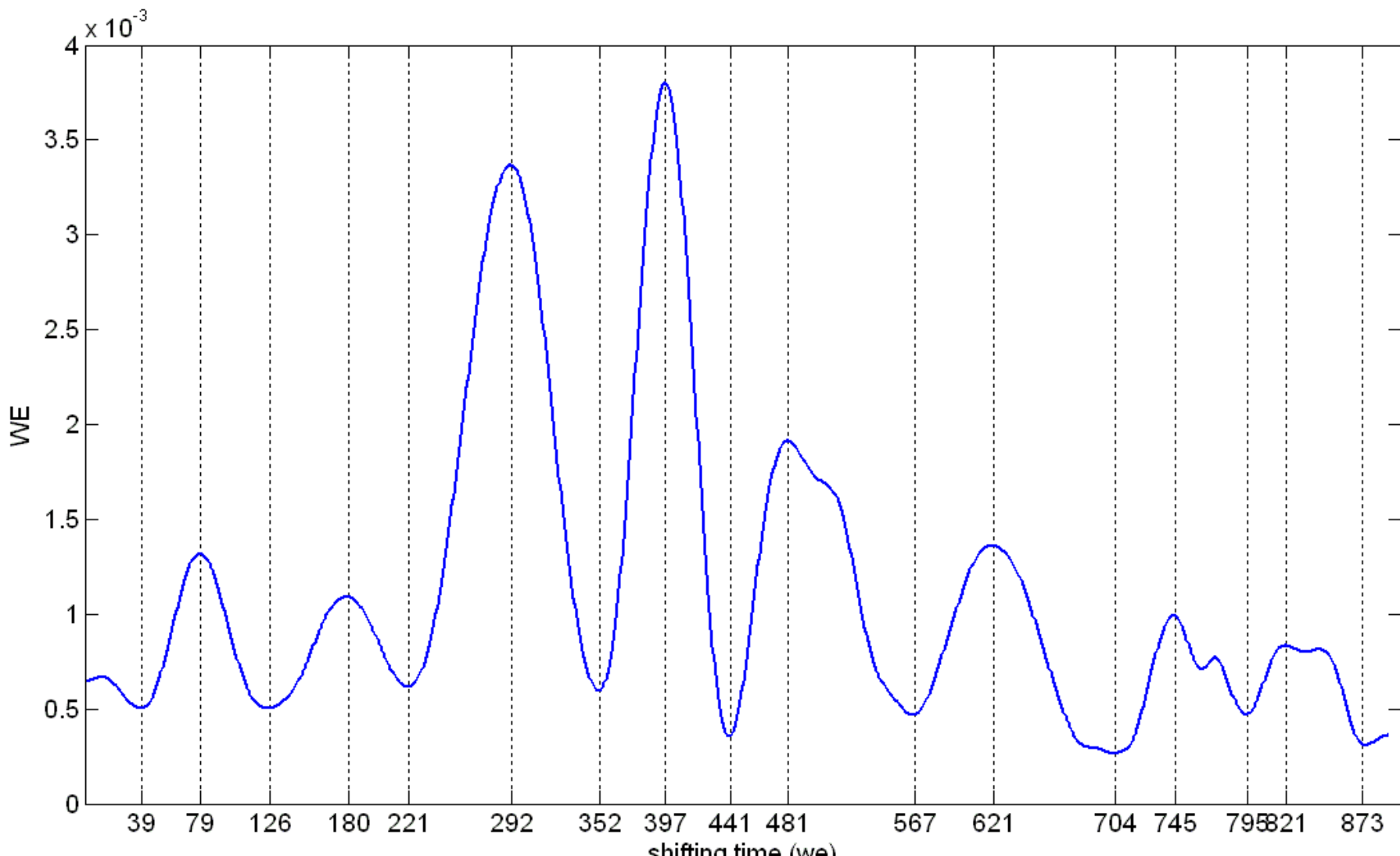
- Оптимізація за частотою;
- Оптимізація за зсувом фаз;
- Оптимізація за амплітудою та параметрами тренду.

Даний підхід значно збільшує швидкість роботи алгоритму, хоча можливо, що деякі оригінальні розв'язки будуть відкинуті.

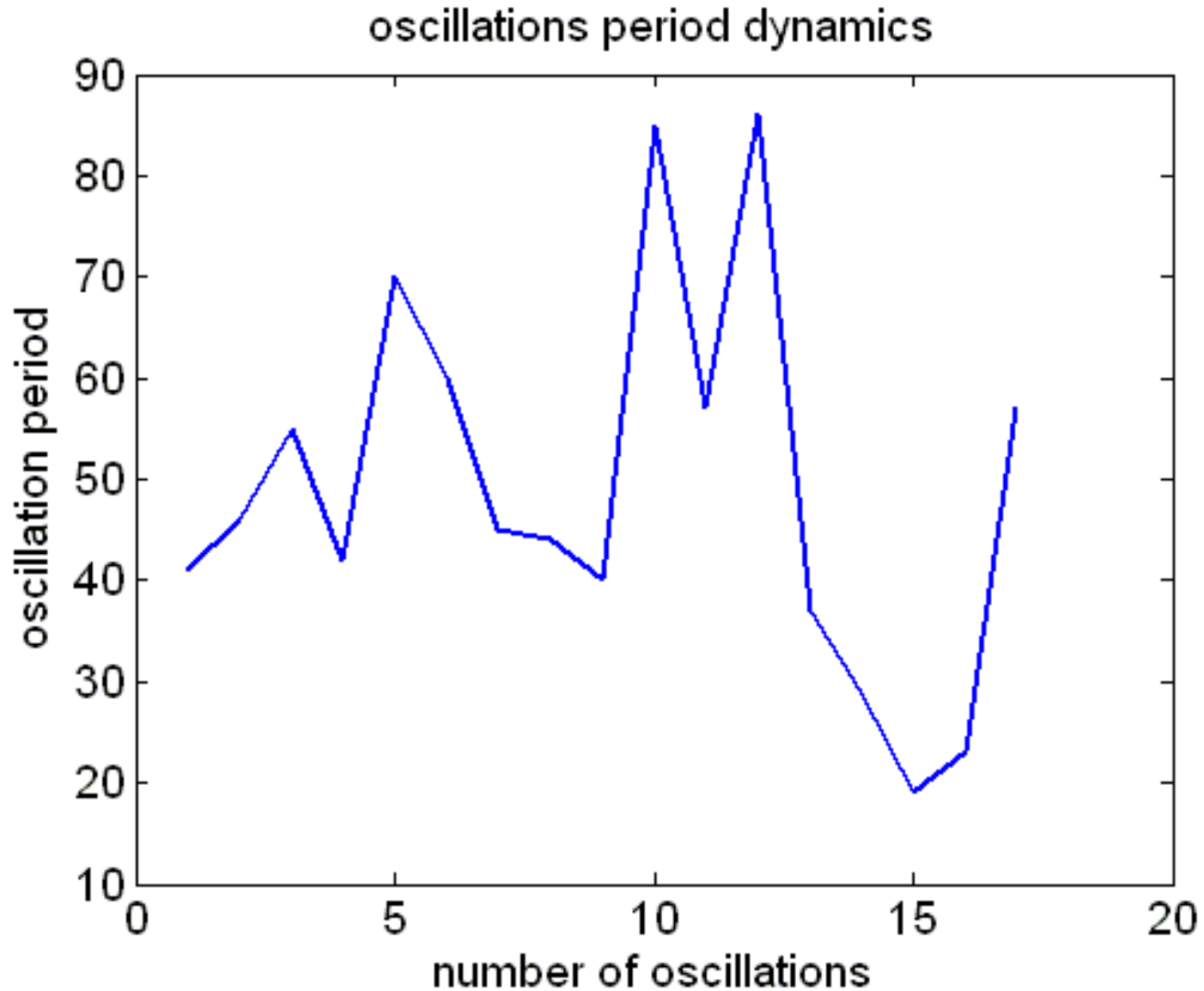
Алгоритм прогнозування

- Знаходження локальних максимумів та мінімумів, фіксація їх часу та екстремальної величини ентропії
- Дослідження динаміки періодів коливань та динаміки амплітуди.
- Побудова закону зміни частоти (періоду) та амплітуди.
- Екстраполявання (прогнозування) періоду та амплітуди наступних коливань.

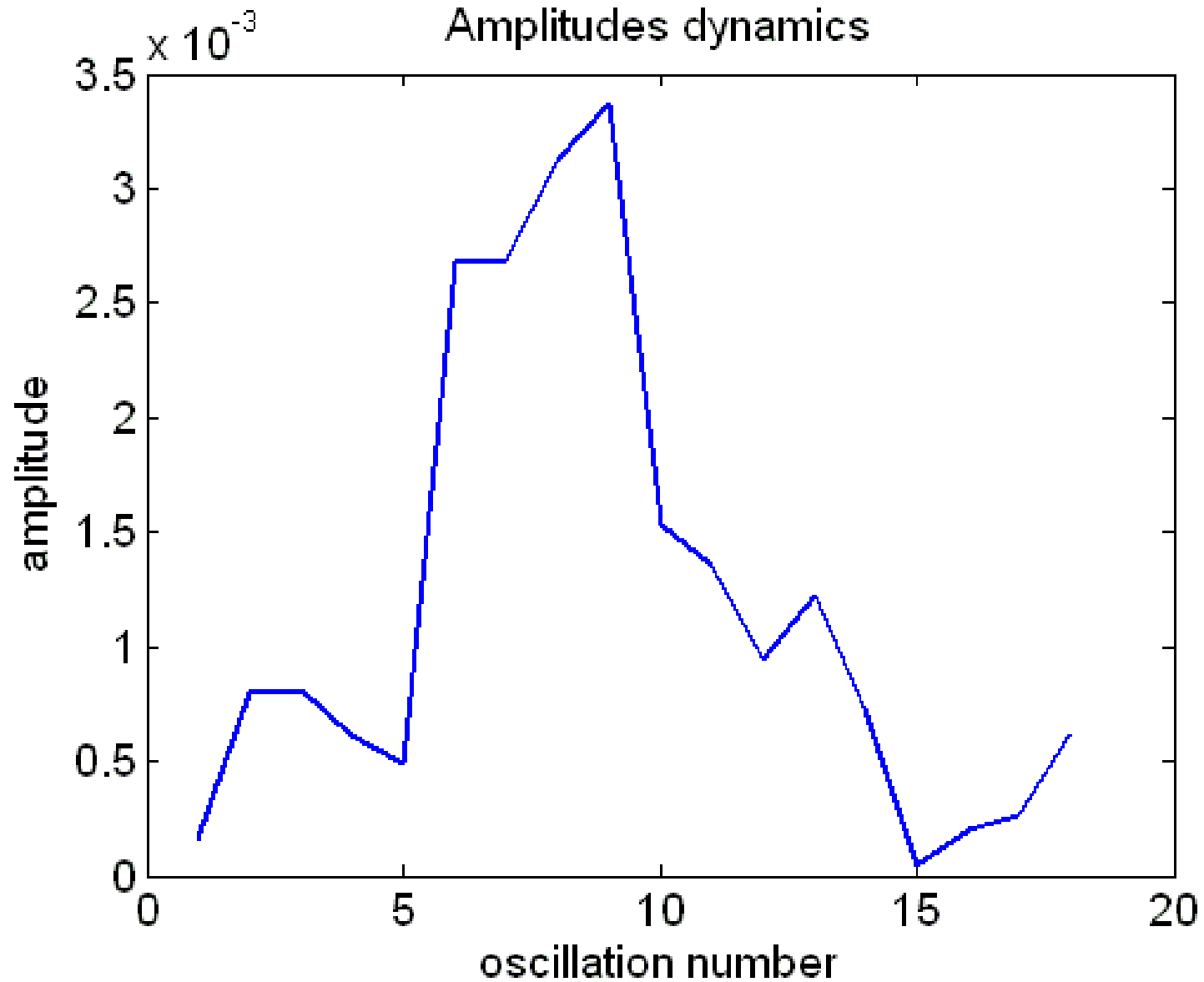
Знаходження локальних екстремумів



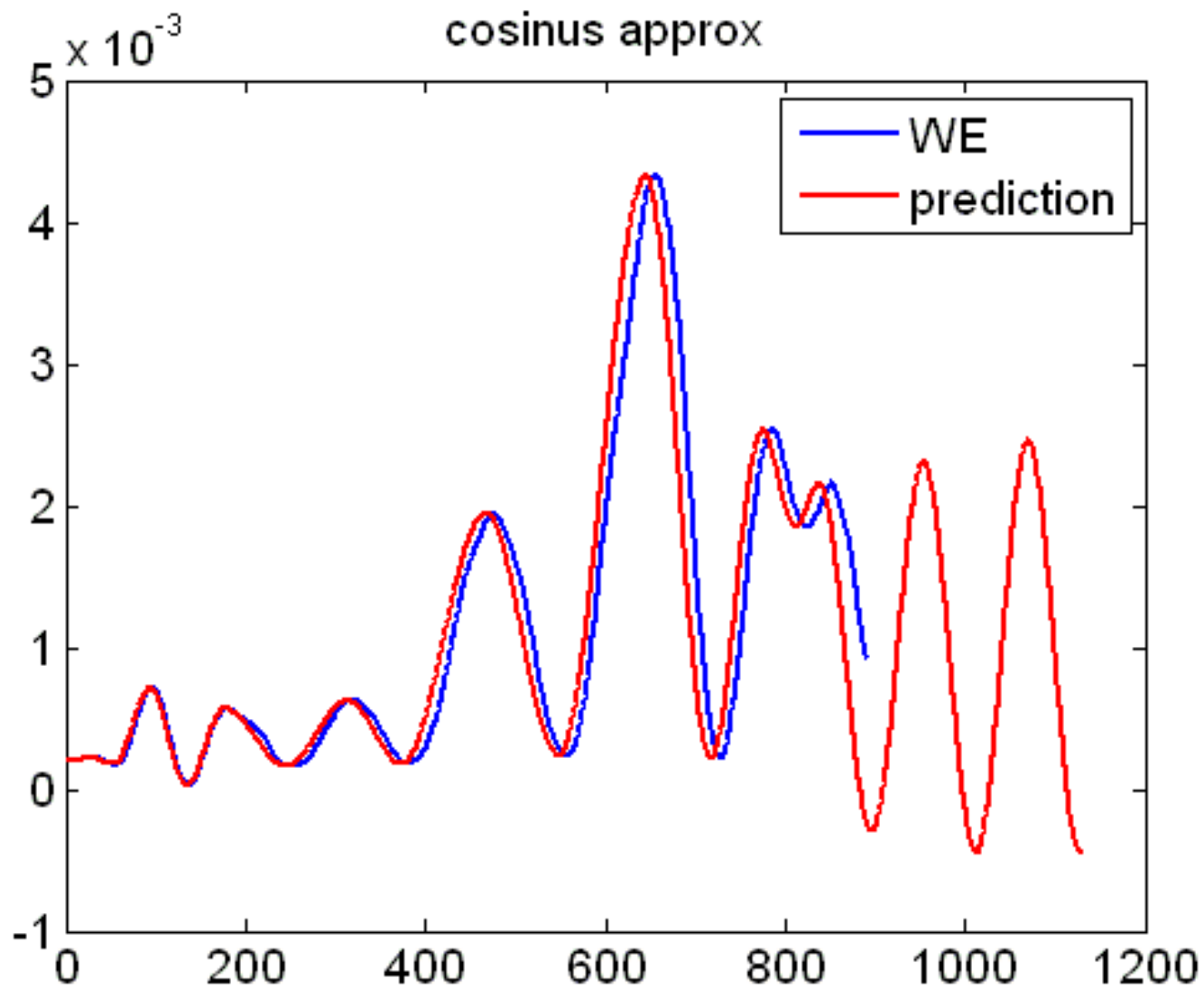
Динаміка періодів коливань



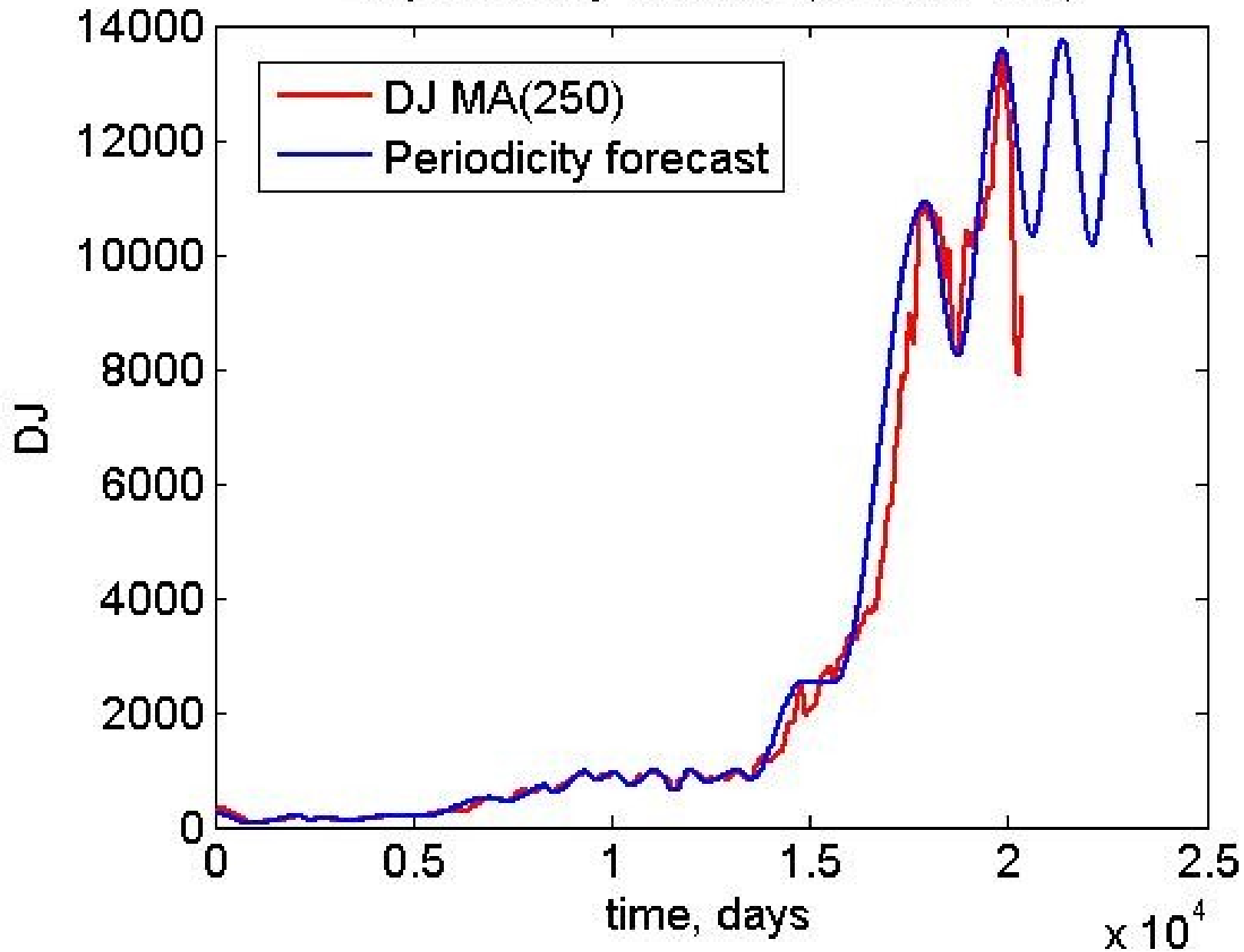
Динаміка амплітуд коливань



Прогноз



DJ periodicity forecast (window=975)





Висновки та подальша робота

- В роботі використовувались методи ланцюгів Маркова з пам'яттю та дискретне Фур'є-продовження для прогнозування індексу незворотності часового ряду
- Алгоритми прогнозування є достатньо ефективними для поставлених задач
- Алгоритми дозволяють використовувати паралельні обчислення
- Питання про оптимальні параметри алгоритмів прогнозування мають бути вирішені експериментально.
- Важливим є оптимальний вибір критерію оцінки адекватності прогнозу на кожному етапі прогнозування.

- Дякую за увагу!

Прошу задавати запитання.

[mailto: chdn6026@mail.ru](mailto:chdn6026@mail.ru)