

ПРИЛОЖЕНИЕ НА МУЛТИПЛИКАТИВНИЯ МЕТОД ЗА ПРОГНОЗИРАНЕ НА ПОТРЕБЛЕНИЕТО НА ЕЛЕКТРОЕНЕРГИЯ В MATLAB СРЕДА

Доц.д-р Неделчо Неделчев, гл.ас.Димитрина Коева

Резюме: В статията се представя приложението на мултипликативния метод за прогнозиране на потреблението на електроенергия в MATLAB среда. Описана е етапността при изграждането на два модела. Представят се и се анализират резултатите от прогнозирането на електропотреблението по двата модела с отчитането на сезонността.

Ключови думи: електрически товари, електроенергийна система, мултипликативен метод за прогнозиране, сезонност

Въведение

Изменението на мощността на потребителите в електроенергийната система (ЕЕС) има случаен характер. Всяко наблюдение от товаровия график е елемент от множество на възможните реализации на случайния процес, който описва неговото изменение във времето.

Прилагането на мултипликативния метод позволява да се прогнозира потреблението на електроенергия с отчитане на корелацията на товара с климатичните фактори и сезонността [1,2,3]. Подходът при разработване на моделите позволява обобщаване на голям обем данни и получаване на периодите на цикличност на товарите в товаровия график на електроенергийните обекти (ЕЕО).

Целта в статията е да се опише етапността при изграждането на два модела за прогнозиране на електропотреблението на ЕЕО като се приложи мултипликативния подход в MATLAB среда и да се анализират получените резултати.

Етапи при съставяне на модела

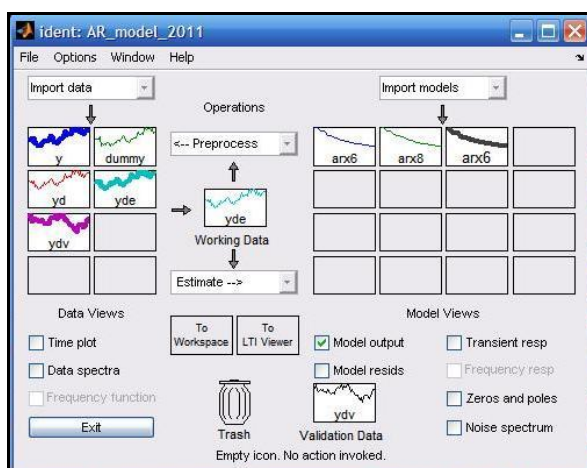
При съставянето на модела се преминава през следните етапи:

I етап - Организиране на експеримента и събиране на данните.

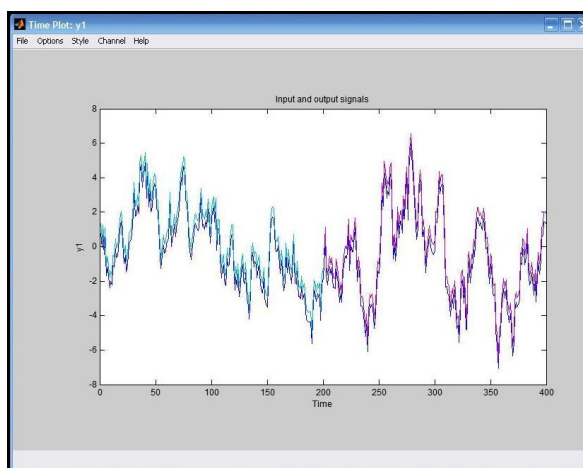
Като обект на идентификация в средата на MATLAB се приема консумацията на електроенергия. За целта се използват команди от *System Identification Toolbox* [4] и се следват изброените шест стъпки за изграждане на модела от [1].

II етап - Проучване на данните с цел установяване на тенденция, сезонност и/или цикличност, след което се избира подходяща извадка от данни.

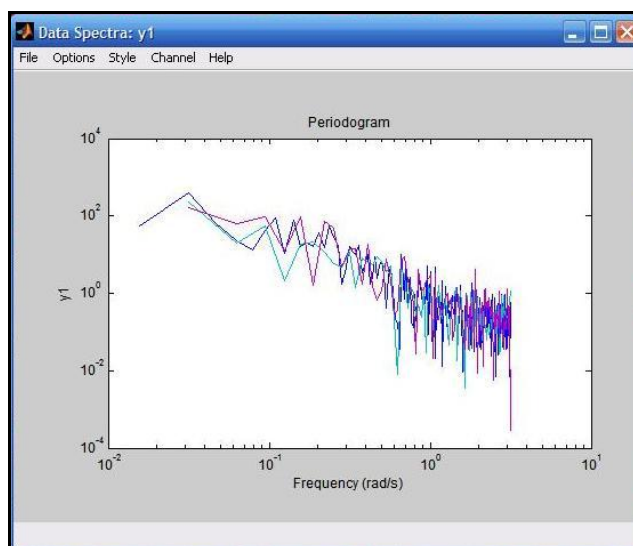
След стартиране на *ident* – прозореца в MATLAB и процедура *Quick Start*, се дава възможност за първоначално селектиране на данните (фиг.1). Така от базираните времезависими данни се отделят лоши резултати, преподреждат се и се изваждат основните данни (фиг.2). Спектралният анализ е начин за проверка на честотно свързаните данни, като се представя тяхната амплитуда и честота. Така след визуализация, се избира пакета основни данни преди фазата на оптимизация (фиг.3). Първата половина на данните се ползват за изграждане на модела, а втората половина за неговата верификация.



Фиг.1. Селектиране на данните



Фиг.2. Визуализиране на избраните данни



Фиг.3. Периодограма на данните

III етап – Избор и дефиниране на модела.

Когато се работи с конкретни данни няма такова понятие като „коректна структура на модела”, а различните модели дават различни качества на моделирането. Решението е да се изберат няколко модела и да сравнят резултатите след оптимизирането им. Това се прави по някои от следните начини:

- Доближаване между симулациите и измерените данни – чрез *Model Output View* се оценява степента на сходимост;
- Анализ на разликата между симулация и действителни данни – избор на подходяща стъпка на предсказване. При прекалено много полюси се наблюдава бавно изменение извън зоната на корелационната функция. При прекалено много нули се наблюдават ярко изразени пикове и следователно стъпката за предсказване не е добре избрана.

Чрез *Order*→*Order Selection*→*Estimate* се избират много и различни видове параметрични модели, изчисляват се техните предсказани грешки и се сравняват с данните, след което се изчертават.

IV eman – Според зададен критерий за приближение се провеждат изчисления по модела.

V eman – Усъвършенстване на модела.

Двата етапа се провеждат едновременно с оглед междинно сравняване на резултатите.

Разработване на линеен AR модел

За последователни във времето данни се избира линеен параметричен авторегресионен (AR) модел, който трябва да е гъвкав и с опростена структура. При зададена структура връзката между вход и изход на модела е:

Discrete-time IDPOLY model: $A(q)y(t) = C(q)e(t)$

$$A(q) = 1 - 0.937 q^{-1}$$

$$C(q) = 1 - 0.0651 q^{-1} - 0.0326 q^{-2},$$

и се изграждат два модела – модел I и модел II.

Последователността от команди за работа на модела е представена на фиг.4.

```
m0 = idpoly([1 -0.937],[ ],[1 -0.0651 -0.0326]);
e = iddata([ ],randn(400,1));
y = sim(m0,e);
m = ar(y(1:200),[6]);
yp = predict(m,y,5)
%plot(yp(201:400))
yest = yp(:,1,[ ])
%tranforme les idadata en echantillons%
plot(y(201:400),yp(201:400))
pause
yechan=y.s;
yestechan=yest.s;
plot(yechan(201:400),yestechan(201:400))
```

Фиг.4. Последователност от команди за работа на модела

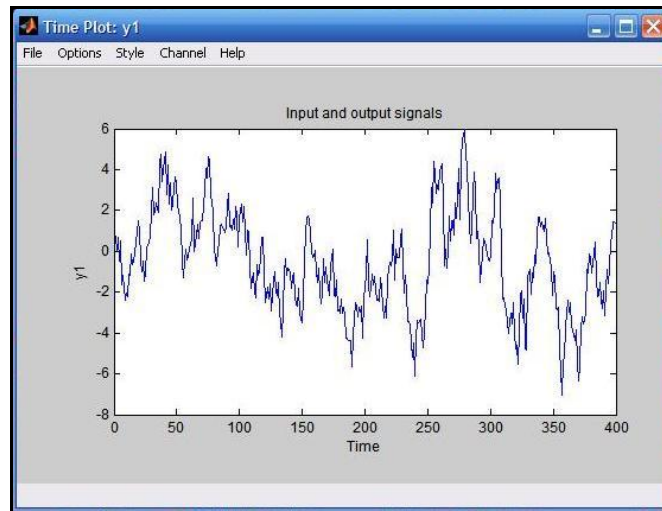
I модел

Discrete-time IDPOLY model: $A(q)y(t) = e(t)$

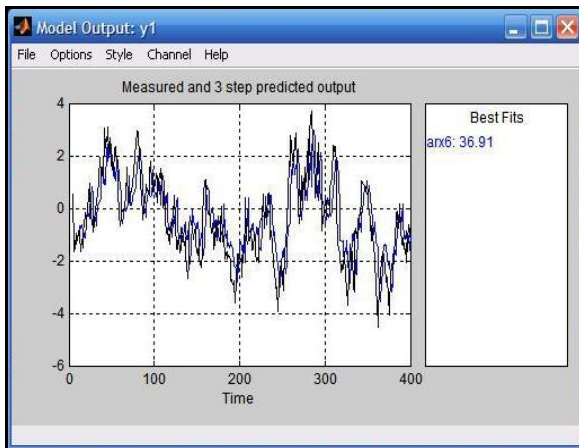
$$A(q) = 1 - 0.8992 q^{-1} - 0.00829 q^{-2} - 0.07374 q^{-3} + 0.05248 q^{-4} + 0.07008 q^{-5} - 0.05824 q^{-6}$$

Estimated using ARX from data set y

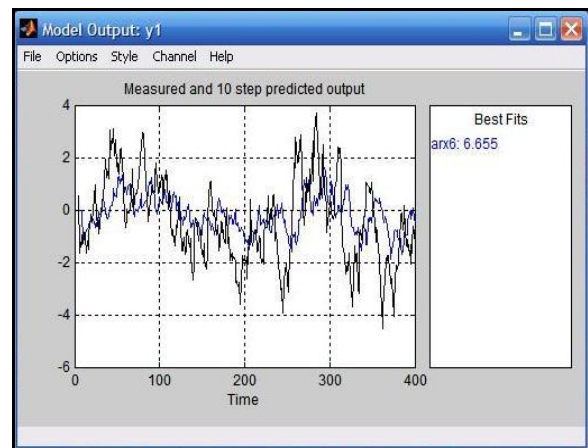
Loss function 0.998424 and FPE 1.02883



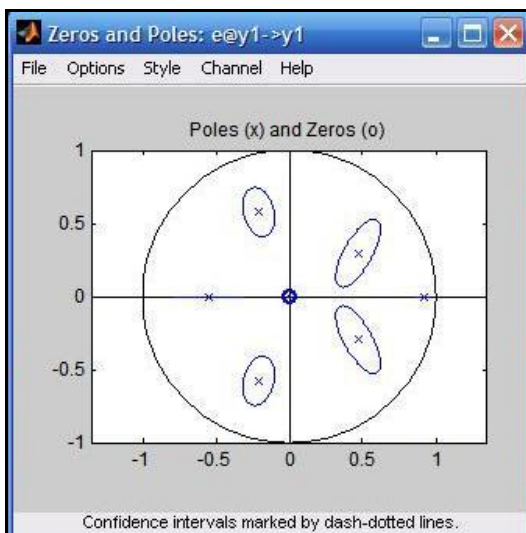
Фиг.5. Входен сигнал на модел I



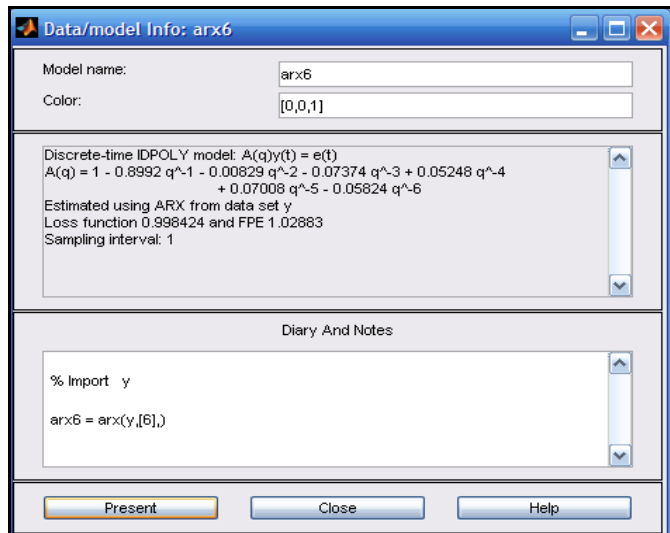
Фиг.6.Данни и прогноза с 3 стъпки напред на модел I



Фиг.7.Данни и прогноза с 10 стъпки напред на модел I



Фиг.8. Полуси и нули на модел I



Фиг.9. Предавателна функция на модел I

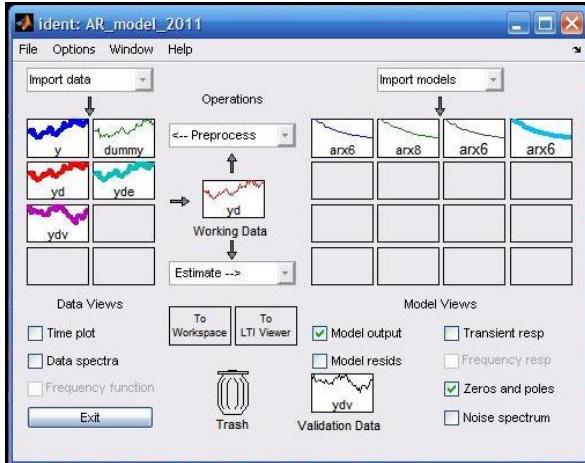
II модел

Discrete-time IDPOLY model: $A(q)y(t) = e(t)$

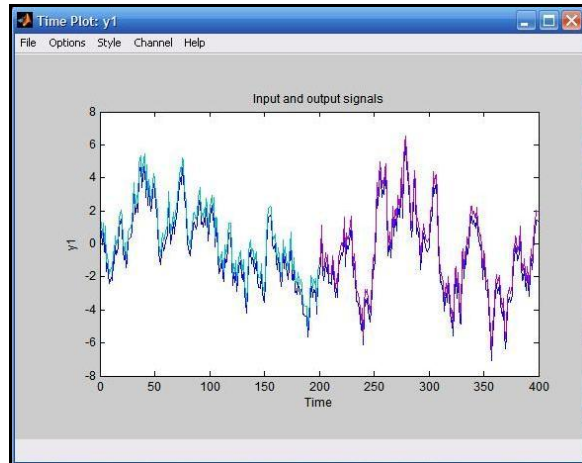
$$A(q) = 1 - 0.897 q^{-1} - 0.008225 q^{-2} - 0.07374 q^{-3} + 0.0525 q^{-4} + 0.07055 q^{-5} - 0.05608 q^{-6}$$

Estimated using ARX from data set y

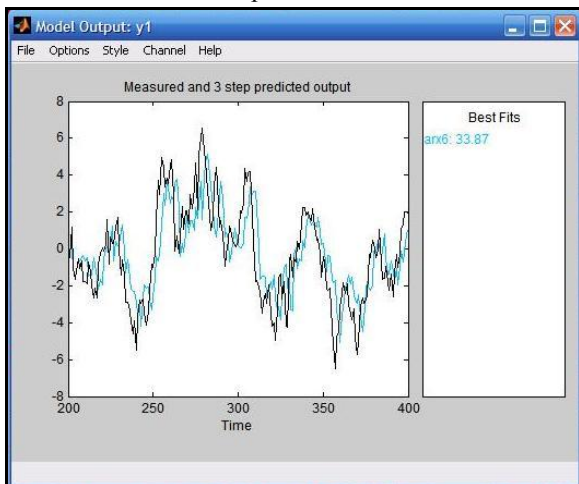
Loss function 0.996578 and FPE 1.02693



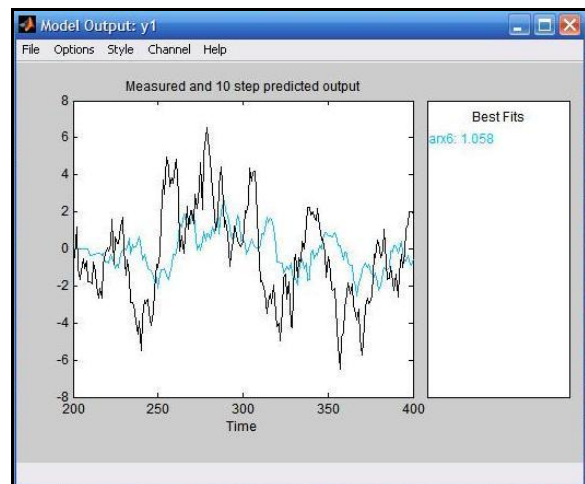
Фиг.10. Селектиране на данните за модел II



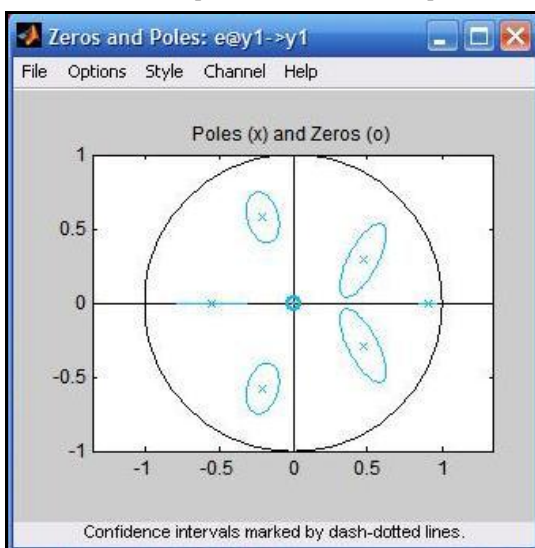
Фиг.11. Входен и изходен сигнали на модел II



Фиг.12. Данни и прогноза с 3 стъпки напред на модел II



Фиг.13. Данни и прогноза с 10 стъпки напред на модел II



Фиг.14. Полюси и нули на модел II

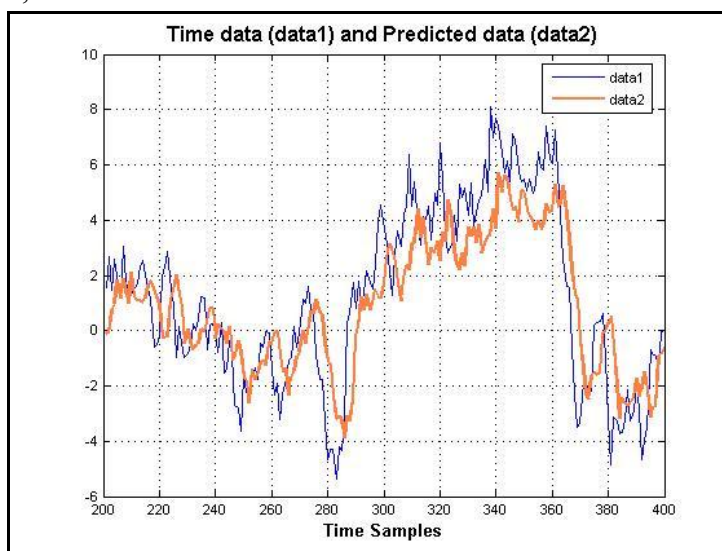
Model name: arx6
 Color: [0,0.75,1]
 Discrete-time IDPOLY model: $A(q)y(t) = e(t)$
 $A(q) = 1 - 0.897 q^{-1} - 0.008225 q^{-2} - 0.07344 q^{-3} + 0.0525 q^{-4} + 0.07055 q^{-5} - 0.05608 q^{-6}$
 Estimated using ARX from data set yd
 Loss function 0.996578 and FPE 1.02693
 Sampling interval: 1

Diary And Notes
 % Import y
 yd = dtrend(y,0)
 arx6 = arx(yd,[6,])

Фиг.15. Предавателна функция на модел II

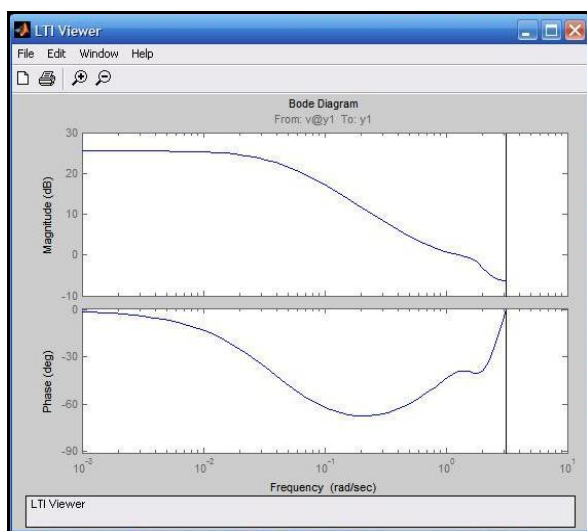
Анализ на получените резултати

Двата модела имат близки предавателни функции и са от шести ред. Модел I дава 36,91% средно квадратична грешка при прогнозна стъпка 3, а модел II – 33,87%. И двата модела имат комплексно спрегнати корени. Предпочита се модел II с прогнозни данни посочени на фиг.16. За този модел е направена оценка на работата. На фиг.17 е представена честотната характеристика, а на фиг.18 – спектралната характеристика. От тях определяме честотната лента на пропускане $0,5 \times 10^{-2} \text{ Hz} = 1,5915 \times 10^{-4} \text{ Hz}$, посредством връзката: $\omega = 2 \cdot \pi \cdot f$, където: ω – ъглова честота на сигнала, rad/s; f – честота на сигнала, Hz.

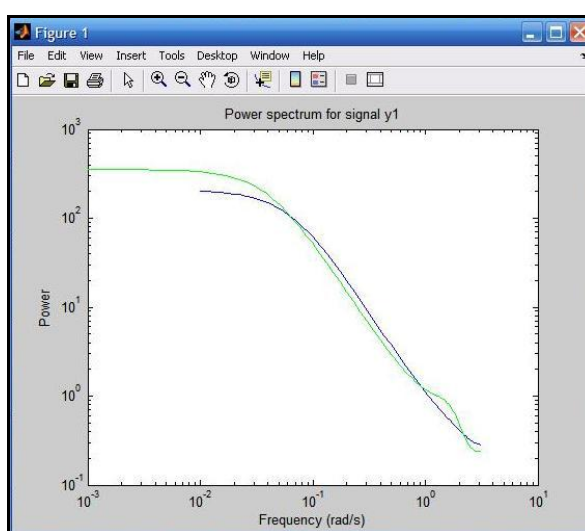


Фиг.16. Данни и прогноза за модел II с три стъпки напред

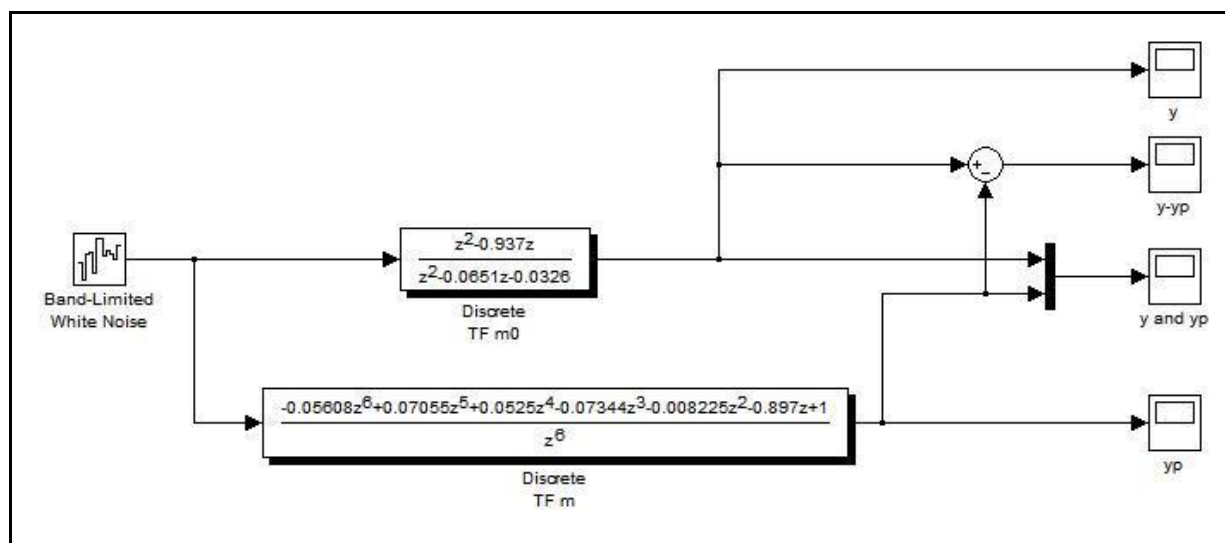
Структурната схема на процеса на работа на модела в среда на *Simulink* е представена на фиг.19. Резултатите от работата на модела са представени на фиг.20, фиг.21, фиг.22 и фиг.23.



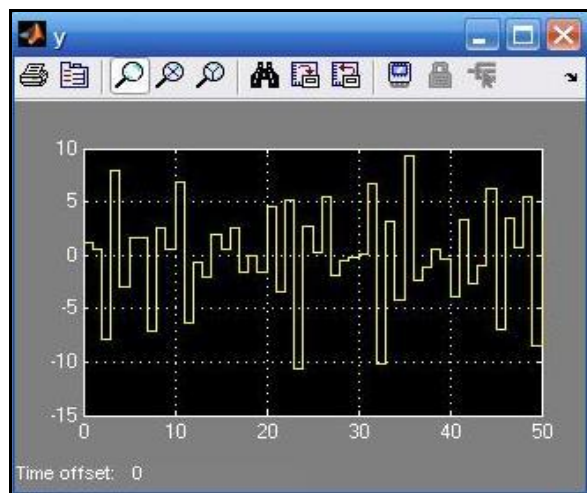
Фиг.17. Честотна характеристика



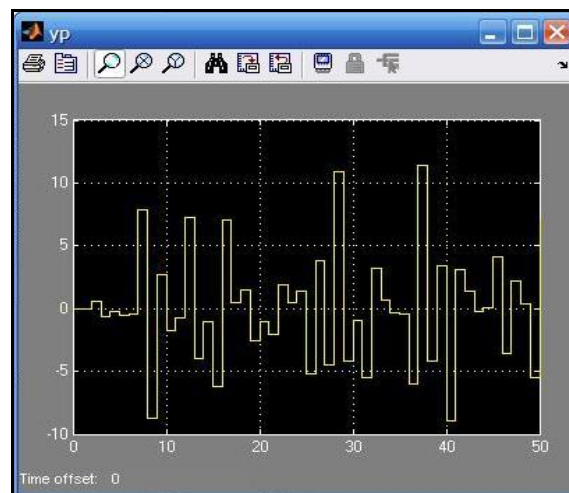
Фиг.18. Спектрална характеристика



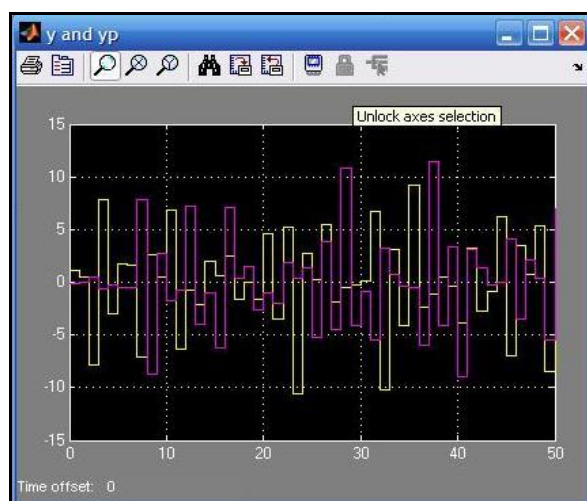
Фиг. 19. Структурна схема на процеса



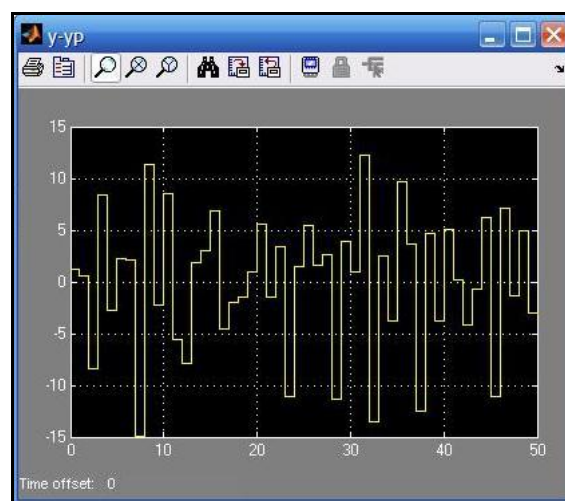
Фиг.20. Входна величина



Фиг.21. Изходна величина



Фиг.22. Входна и изходна величина



Фиг.23. Разлика между входна и изходна величини

Характерно и за двата модела е, че не дават добри резултати за по-големи стъпки от три за прогноза (фиг.7 и фиг.13) и значително се подобрява сходимостта на изчислителния процес: $6,655\% \div 1,058\%$.

Като цяло авторегресионните модели са нестабилни, поради двойката комплексно спрегнати полюси на моделите и голямата област на неопределеност (големи стандартни отклонения) при 95% доверителен интервал (фиг.8 и фиг.14).

Изводи:

Авторегресионните модели дават добри резултати до 3 стъпки на предсказване на електропотреблението. Направените усъвършенствания на моделите като проверка за лоши данни, избиране на най-подходяща степен на модела и др. позволяват да се повиши точността на предсказването). При използването на мултипликативния метод значително се подобрява сходимостта на изчислителния процес. За по-прецизни изчисления е необходимо да се използва смесен мултипликативен модел, например авторегресионен, комбиниран с интегрирана пълзяща средна стойност и др.

Литература:

1. Неделчев Н.А., Д.Й.Коева, Мултипликативен метод за прогнозиране на потреблението на електроенергията с отчитане на сезонността, Известия на ТУ-Сливен, № 4, 2012, стр.37-41.
2. Box, G.E.P., G.N.Jenkins, Reinsel, G.C., Time series analysis: Forecasting and control, ISBN 0130607746, Prentice Hall (Englewood Cliffs, N.J.), 1994, 598 p.
3. Hamilton J.D., B.E. Hansen. TIME SERIES ANALYSIS, Princeton University Press, 1994.
4. Чен К., Джиблин П., Ирвинг А. MATLAB в математических исследованиях, М., Наука, 2009.

Автори:



Доц. д-р Неделчо Неделчев работи в катедра “Електротехника, електроника и автоматика” в ИПФ-Сливен на ТУ-София



Гл.ас. Димитрина Коева е докторант към катедра “Електротехника, електроника и автоматика” в ИПФ- Сливен на ТУ-София

Статията е рецензирана.