



Прогнозиране на обменни валутни курсове в икономики с висока инфлация

Докт. Боян Ломев
СУ "Климент Охридски", София

Проблемът за изучаване и прогнозиране на обменните валутни курсове е от голямо теоретично и практическо значение. Ние всички бяхме свидетели на негативното отражение на валутните кризи върху българската икономика преди въвеждането на валутен борд. Подобни процеси се развиват и в други икономики - например Турция преживя рязка обезценка на турската лира за периода 1997-2004.

Интересен въпрос е дали през такъв период обменните курсове на националните валути се различават съществено от кръстосаните обменни курсове на основните валути, които отразяват световната икономическа динамика. В случай на значима разлика важно е да се установи дали обменните курсове спрямо лева и турската лира се прогнозираят "по-трудно" поради наличието на големи колебания в котировките или напротив - тези им особености могат да доведат до формиране на по-точни прогнози.

За съжаление класическите теории за валутните курсове, въпреки значимите постижения в областта на обяснение и моделиране на принципите на функциониране на малка открита икономика, не успяват да дадат основа за формиране на точни прогнози, особено по отношение настъпването на валутни кризи.

Предимни изследвания на валутните обменни курсове в България, както и обменния курс BGN/TRL, показват наличието на тежки опашки [1,2000] и статистическа самоподобност [17,2001;4,2001]. Получените стойности за параметъра за форма α в интервала (1.1-1.8) поставят

под съмнение наличието на втори момент в някои от изследваните времеви редове и от тук - невъзможността директно да се използват дисперсията, автокорелационната функция и частичната автокорелационна функция като инструменти за идентификация и оценяване на иконометрични модели. Наличието на самоподобност с експонента на Хърст H в интервала (0.6,0.8) от своя страна води до бавно затихване на автокорелационната функция и обуславя наличието на дългосрочна зависимост в данните.

Основен фокус на изследването е принципната възможност за прогнозиране на изследваните обменни валутни курсове, която се проверява чрез формиране на прогнози за една стъпка напред и изчисляване на средната квадратична грешка. Данните са разделени на множество за оценяване на моделите (приблизително две трети от общия обем) и множество за тестване.

Като основни методи за прогнозиране, които са предмет на изследване и модификация, се разглеждат:

- Линейни ARIMA(p,d,q) с дробен показател за диференциране d и иновации с устойчиво разпределение. Този клас модели притежават самоподобност с експонента на Хърст по-голяма от 0.5 и тежки опашки.

- Методи, базирани върху реконструкцията на фазовото пространство на хаотична динамична система.

Основна мярка за сравнение е нулевата прогноза. Тя съответства на прогнозата "предимна стойност" за логаритмите на обменните валутни курсове и е най-добрата прогноза съгласно хипотезата, че логаритмите на обменните курсове следват случайно блуждаене.

Другата основна мярка е средната стойност, която статистически е най-добрата прогноза при липса зависимости в данните.

Като допълнителна мярка за сравнение получените по горните методи резултати се сравняват с тези, получени посредством прилагането на някои популярни методи за прогнозиране на финансови времеви редове с доказани качества:

- Невронни мрежи от тип с обратно разпространение на грешката (Back Propagation Neural Networks);

- Обобщени авторегресионни методи с условна хетероскедастичност (Generalized Auto Regression with Conditional Heteroscedasticity-GARCH);

- Широко известни емпирични методи - пълзящо средно и експоненциално изглаждане.

Емпиричната база са дневните курсове на БНБ за периода 1991-1997 за щатския долар, германската марка и швейцарския франк спрямо българския лев, както и кръстосаните през лева курсове на щатския долар спрямо германската марка и на швейцарския франк спрямо германската марка. Допълни изследвания са проведени с обменния курс BGN/TRL за периода 1997-2004. Всички данни са подложени на широко използвано при финансовите времеви редове преобразуване - логаритмуване и изчисляване на първата разлика с цел привеждане към стационарност.

Прогнозиране на обменните валутни курсове в България.

В настоящия раздел се изследва възможността да се получат прогнози с по-малка грешка от прогнозата "предимна стойност" за обменните валутни курсове в България. За всички числени експерименти данните се разделят на две множества - данни за оценяване (около 2/3 от обема) и данни за тестване. Като норма за сравнение се изчислява средната квадратична грешка при прогноза една стъпка напред.

В първата част се прилагат методи от теория на фракталните времеви редове и по-точно линейни модели с дългосрочна зависимост и тежки опашки, които са обобщение на ARIMA (p,d,q) процеси. Освен познатите подходи се прилагат и предложени от автора модификации. Представените резултати доразвиват представените в [2,2003].

Втората част е посветена на приложение на методи от теория на хаоса и по-специално методи, базирани върху реконструкция на фазовото пространство. Предложена е и модификация на известен метод (метод на Ле Барон). Основните резултати са публикувани в [3,2003].

В третата част се прилагат някои широко използвани методи за прогнозиране на финансови времеви редове върху двете множества от данни. Прогнози се получават посредством използването на невронни мрежи, GARCH модели и класически емпирични методи. Използването на невронни мрежи за прогнозиране се основава на модифициране на изследванията, публикувани в [22,2001].

Линейни модели с дългосрочна зависимост и тежки опашки - FARIMA(p,d,q).

Класическите ARIMA процеси много добре могат да моделират наличието на краткосрочна зависимост в данните, но ковариацията между наблюденията X_t и X_{t+h} при нарастване на h бързо

намалява. По-точно автокорелационната функция на процеса е геометрично ограничена:

$$|\rho(k)| \leq Cr^k, \quad k = 1, 2, \dots, \quad (1)$$

където $C > 0$ и $0 < r < 1$.

Клас от модели, при които ковариацията между отдалечени наблюдения намалява като степенна функция, са предложени едновременно от [11,1981] и [10,1980]. Основна тяхна особеност е въвеждането на дробно диференциране. Формално операторът за дробно диференциране се въвежда посредством биномното разлагане:

$$\nabla^d = (1 - B)^d = \sum_{j=0}^{\infty} \binom{d}{j} (-B)^j = \quad (2)$$

$$= 1 - dB - \frac{1}{2}d(1-d)B^2 - \frac{1}{6}d(1-d)(2-d)B^3 - \dots$$

където B е лаговият оператор $Bx_t = x_{t-1}$, а d заема дробни стойности.

Като използваме оператора за дробно диференциране, можем да дефинираме ARIMA(0,d,0) процес (в случая на Гаусови иновации): $\nabla^d X_t = Z_t$,

където Z_t е процес на дискретен бял шум - за простота приемаме, че е с дисперсия единица, а d заема стойности в интервала (-0.5,0.5).

Процесът ARIMA(0,d,0) при $-1/2 < d < 1/2$ е стационарен и обратим, като коефициентите ψ_j, π_j намаляват като степенна функция с увеличаване на j , за разлика от експоненциалното намаляване при стандартен ARIMA(p,0,q) процес. При $d > 0$ имаме дългосрочна зависимост, както се вижда от формулите за $s(\omega)$ при $\omega \rightarrow 0$ и $\rho(h)$ при $h \rightarrow \infty$. Въз основа на получените за ARIMA(0,d,0) резултати може да се дефинира значително по-широк клас от ARIMA(p,d,q) процеси с дробно d .

Процесът $\{X_t\}$ е дробен ARIMA(p,d,q) процес с $-1/2 < d < 1/2$ и ако е стационарен и удовлетворява диференчното уравнение:

$$\Phi(B)\nabla^d X_t = \Theta(B)Z_t, \quad (3)$$

където

$$\Phi(B) = 1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p,$$

$$\Theta(B) = 1 + \theta_1 B + \theta_2 B^2 + \dots + \theta_q B^q,$$

B е лаговият оператор, а Z_t е дискретен бял шум.

Ако полиномите $\Phi(B), \Theta(B)$ нямат общи корени, то при условие, че $\Phi(z) \neq 0$ при $|z| = 1$, съществува единствено стационарно решение на (3), зададено от:

$$X_t = \sum_{j=-\infty}^{\infty} \psi_j \nabla^{-d} Z_{t-j} \quad (4)$$



където $\Psi(z) = \sum_{j=-\infty}^{\infty} \psi_j z^j = \Theta(z) / \Phi(z)$.

В случай че $\Phi(z) \neq 0$ при $|z| \leq 1$ решението е каузално, а ако $\Theta(z) \neq 0$ при $|z| \leq 1$, то е обратимо. Когато решението $\{X_t\}$ е едновременно каузално и обратимо, автокорелационната функция и спектралната плътност изпълняват при $d \neq 0$ следните зависимости:

при $\rho(h) \sim Ch^{2d-1}$, $C \neq 0$, при $h \rightarrow \infty$

$$s(\omega) = \frac{\sigma^2}{2\pi} \frac{|\Theta(e^{-i\omega})|^2}{|\Phi(e^{-i\omega})|^2} |1 - e^{-i\omega}|^{-2d} \sim \frac{\sigma^2}{2\pi} \left(\frac{\Theta(1)}{\Phi(1)} \right)^2 \omega^{-2d}, \omega \rightarrow 0 \quad (5)$$

Виждаме, че дългосрочното поведение на такъв процес се определя от коефициента на дробно диференциране d , докато краткосрочните автокорелации зависят предимно от коефициентите на полиномите $\Phi(B)$, $\Theta(B)$.

Дробните ARIMA(p,d,q) процеси са обобщени от Кокошка и Таку [13,1995] за иновации с тежки опашки, като конкретните резултати са получени в случай на иновации, които са симетрични устойчиви величини.

Този тип случайни процеси са единствените познати в литературата линейни модели, които имат поведение, характеризиращо се с едновременно наличие на дългосрочна зависимост и тежки опашки.

Идентификация на FARIMA модели с тежки опашки.

В последните години редица автори [14,1996; 18,1995] работят в областта на идентификацията на FARIMA и ARIMA модели с тежки опашки. Въпреки че теорията е сравнително добре развита и има получени точни резултати за сходимостта и асимптотичните разпределения на някои от получените оценки, все още липсват практически изследвания за оценяване на модели от реални данни и анализ на адекватността на различните подходи.

Най-общо можем да разделим методите за оценяване на FARIMA модели с тежки опашки на два класа:

Едновременно оценяване на параметрите на полиномите $\Phi(B)$, $\Theta(B)$ и на показателя за дробно диференциране d -познатия в литературата метод на Уитъл.

Първоначално определяне на показателя за дробно ференциране d , филтриране на дългосрочната зависимост от данните и последващо оценяване на параметрите на полиномите $\Phi(B)$, $\Theta(B)$ посредством методи, работещи в случая на иновации с тежки опашки. Тук влиза и модификация на метода на Уитъл, при която предварително се определя и фиксира показателят за дробно диференциране d .

Първият подход е теоретично напълно разработен, но не е робастен - получените резултати силно зависят от избраната структура на модела. Той се базира на числена оптимизация, което допълнително влошава числената му устойчивост и практическа приложимост.

Вторият подход, който е предложен от автора, дава значително по-голяма свобода при избора конкретен метод за определяне на параметрите на модела. За оценяване на показателя за дробно диференциране d могат да се използват робастни геометрични методи, а при определяне на параметрите на полиномите $\Phi(B)$, $\Theta(B)$ работят почти всички методи за авторегресионни модели. Като цяло имаме значително по-добри числени свойства на методите, но асимптотичните разпределения на оценките не винаги са известни.

Общ проблем и в двата случая е видът на граничните разпределения - те са базирани на случайни величини с устойчиви разпределения и нямат явен вид. Затова асимптотичните резултати имат преди всичко теоретична значимост и нямат особено практическо приложение.

Поради ограничения обем на работата ние ще се спрем по-подробно единствено на втория подход.

Първата стъпка е определяне на показателя за дробно диференциране d . В литературата са известни няколко различни подхода (виж за обзор [21,1998]). Тези методи са сравнително робастни по отношение структурата на модела, тъй като измерват единствено асимптотичното затихване на автокорелационната функция. По-конкретно в дисертацията са използвани: метод чрез използване на дисперсията; базиран върху периодограмата подход; локален метод на Уитъл и R/S_n метод. Всички те могат да се използват и като тест за наличие на дългосрочна зависимост в данните.

След получаване на оценка d следва филтриране на дългосрочната зависимост от данните. Съществуват два възможни подхода: честотен и времеви. Честотният метод е описан в литературата [7,1991] за случая на процес с Гаусови иновации. Времевият



подход, който не е известен в литературата, се основава на директно изчисляване на коефициентите на оператора

$$\nabla^d = (1 - B)^d = \sum_{j=0}^{\infty} \pi_j B^j$$

Следващ етап в оценяването на модела е определяне на параметрите на ARMA(p,q) процеса с тежки опашки U_t . Особено тук е, че трябва да се използват само методи, работещи за временни редове с безкрайна дисперсия. В работите [18,1995] е направен подробен преглед на получените до момента резултати. Като цяло най-изследвани са методи за оценяване на AR(p) процеси. Поради доказаните добри качества класическият метод на Юл-Уолкър се използва като подход от този клас.

Другият предложен от автора метод е модифициран подход на Уитъл. Особеност на метода на Уитъл е използването на числена оптимизация за оценка параметрите на модела. Това прави метода трудно приложим за модели с повече параметри и/или използващи големи масиви от данни като основа за оценяването. Един възможен подход за частично преодоляване на този проблем е разделянето на процедурата за оценка на параметрите на две части:

Предварително оценяване на параметъра на дробно диференциране по някой от разгледаните методи;

Последващо оценяване на ARMA частта посредством метода на Уитъл при фиксирана стойност на параметъра на дробно диференциране.

Основната цел на тази модификация е подобряване на числените свойства на процедурата на оценка, като за разлика от разгледаните по-горе методи могат да се оценяват и модели от общия ARMA(p,q) клас.

Прогнозиране на FARIMA модели с тежки опашки.

Основните теоретични резултати за построяване и ефикасност на линейна прогноза за FARIMA модели с тежки опашки са получени от Кокошка [12, 1996]. Те се базират на обобщаване на предложената от Брокуел и Дейвис [7, 1991] методика за построяване на линейни прогнози за FARIMA модели с Гаусови иновации. Въпреки наличието на разработена теория, на автора не са известни описани в литературата приложения за конкретни времеви редове.

ПОЛУЧЕНИ МОДЕЛИ ПОСРЕДСТВОМ МЕТОДА НА УИТЪЛ.

Както бе споменато по-горе, методът на Уитъл

е има хубави теоретични свойства, но поради използването на числена оптимизация, не е робастен. Въпреки че теоретично могат да се разглеждат модели с произволен брой параметри, на практика резултати се получиха само за модели с максимум четири параметъра (включително показателя за дробно диференциране). Оценяването на модели с пет и повече параметъра водеше до неадекватни резултати със стойности от порядъка на 10^4 .

Получените оценки на показателя за дробно диференциране d показаха силна зависимост от структурата на модела. За обменните валутни курсове спрямо българския лев резултатите са в диапазона $(-0.02, 0.22)$, а за кръстосаните курсове $(-0.073, 0.077)$. За да може да се определи стойността на d е необходимо прилагането и на други, числено по-устойчиви методи.

ОЦЕНЯВАНЕ НА ПОКАЗАТЕЛЯ ЗА ДРОБНО ДИФЕРЕНЦИРАНЕ D .

Изчислените резултати по всички методи дават стойности на d за обменните курсове спрямо българския лев в интервала $(0.1, 0.21)$, които са в съответствие с получените посредством метода на Уитъл за модели със структура FARIMA(0,d,0), FARIMA(1,d,0) и FARIMA(0,d,1). Както се вижда, трудно може да се определи с голяма точност действителната стойност на d , макар че дългосрочна зависимост с положителност съществува.

Като основа за следващи изследвания можем да приемем няколко стойности на d в указания интервал. За кръстосаните обменни курсове получаваме интервал за d $(-0.08, 0.07)$. Вижда се, че наличието на дългосрочна зависимост не може да се приеме с достатъчна сигурност, въпреки положителните стойности на d , получени с помощта на повечето методи.

За целите на изследването се приемат малки положителни стойности на коефициента на дългосрочна зависимост в интервала $(0, 0.06)$. Случаят с липса на дългосрочна зависимост ($d = 0$) се разглежда в раздела за GARCH моделите.

Най-точен по отношение на ширината на 95% доверителен интервал е методът на Хърст. Това може да се обясни с доказаната му робастност. Методът на периодограмата показва най-вариращи резултати, като коефициентът на определеност е много нисък (от порядъка на 0.15).

ФИЛТРИРАНЕ НА ДЪЛГОСРОЧНАТА ЗАВИСИМОСТ И ОЦЕНЯВАНЕ НА ПАРАМЕТРИТЕ НА ПО МЕТОДА НА ЮЛ-УОЛКЪР.

Както бе посочено в предишния раздел, не може да се определи точно стойността на коефициен-



та на дългосрочна зависимост за двете групи данни - обменни курсове спрямо българския лев и кръстосани обменни курсове. Бяха проведени числени експерименти за 10 стойности на d съответните интервали.

От двата разгледани метода за филтриране с по-добри практически свойства се оказва времеви подход. Изчисляването на d след филтрацията за обменните курсове спрямо българския лев дава стойности в интервала $(-0.02, 0.05)$, което може да се приеме за отсъствие на дългосрочна зависимост. Времеви подход дава по-ниски стойности на d и за кръстосаните обменни курсове.

Таблица 1. Оценка на параметрите на $AR(p)$ модели.

Обменен курс	D	Φ_1	Φ_2
BGL/USD	0.16	$\Phi_1 = 0.11561$	$\Phi_2 = 0.32463$
	0.18	$\Phi_1 = 0.11273$	$\Phi_2 = 0.33024$
BGL/DEM	0.16	$\Phi_1 = 0.0381$	$\Phi_2 = 0.25971$
	0.18	$\Phi_1 = 0.04023$	$\Phi_2 = 0.27318$
BGL/CHF	0.16	$\Phi_1 = 0.02253$	$\Phi_2 = 0.22984$
	0.18	$\Phi_1 = 0.03156$	$\Phi_2 = 0.23412$
DEM/USD	0.03	$\Phi_1 = -0.09874$	$\Phi_2 = 0.03217$
		$\Phi_3 = -0.00158$	$\Phi_4 = -0.01507$
	0.02	$\Phi_1 = -0.08818$	$\Phi_2 = 0.03785$
DEM/CHF		$\Phi_3 = -0.00028$	$\Phi_4 = -0.00765$
		$\Phi_5 = 0.05555$	
DEM/CHF	0.03	$\Phi_1 = -0.14183$	$\Phi_2 = -0.10187$
DEM/CHF	0.02	$\Phi_1 = -0.15114$	$\Phi_2 = -0.10708$

При честотния подход се получават стойности за d дори по-високи от тези за нефилтрираните данни. В резултат от получените резултати за оценяване на параметрите на $ARMA(p,q)$ са взети единствено филтрираните посредством времеви подход данни.

Целта на изследването е проверка на принципната възможност за прогнозиране на обменните курсове в България преди въвеждането на валутен борд. Поради това бяха изследвани по-широк клас от модели, а именно авторегресионни модели от степен 1 до 5. За по-голяма прегледност в Таблица 1 представяме само спецификациите на двата модела с най-малка средна квадратична грешка върху тестовата последователност за всеки времеви ред.

При всички модели наблюдаваме сравнително

"гладка" зависимост на стойностите на авторегресионните параметри от промяна на параметъра за дългосрочна зависимост d . Определената по критерия на Акейк структура на модела се оказва с най-малка средна квадратична грешка за обменните валутни курсове спрямо българския лев, но при кръстосаните модели това не е в сила.

Една възможна причина е липсата на дългосрочна зависимост при кръстосаните обменни курсове.

ОЦЕНЯВАНЕ НА ПАРАМЕТРИТЕ НА $\Phi(B)$, $\Theta(B)$, ПОСРЕДСТВОМ МОДИФИЦИРАНИЯ МЕТОД НА УИТЪЛ

Числените експерименти бяха направени при фиксирани стойности на показателя на дробно диференциране в интервала 0.06 - 0.32 със стъпка 0.02 за обменните курсове спрямо българския лев. За кръстосаните валутни курсове d се изменяше в интервала 0.01 - 0.06 със стъпка 0.01. Бяха оценени модели с брой авторегресионни членове от 0 до 4 и членове от тип пълзящо средно от 0 до 2. В Таблица 2 са показани коефициентите на първите два най-добри модела по отношения на критерия минимална средна квадратична грешка върху тестовата последователност при стойности на d 0.14, 0.16 и 0.18 за обменните курсове спрямо българския лев. Коефициентите на моделите за кръстосаните курсове при $d = 0.02, 0.03$ и 0.04 са представени в Таблица 3.

Отново наблюдаваме малки промени в AR и MA коефициентите на моделите при промяна на параметъра на дробно диференциране d . При обменните курсове спрямо българския лев има съвпадение на структурата на най-добрия модел с тази, получена посредством информационния критерий на Акейк- $AR(2)$.

Структурата на моделите с най-малка квадратична грешка за кръстосаните курсове е коренно различна от тази, получена по AIC критерия - тук основно присъстват MA членове. Този резултат също може да се интерпретира като косвен признак, че при кръстосаните обменни курсове няма силно изразена дългосрочна зависимост.

За по-голяма прегледност получените резултати за средната квадратична грешка при прогноза една стъпка напред са обобщени в Таблице 4-5, където се дават само двата "най-успешни" модела за всеки метод. За сравнение са представени и прогнозите средна стойност и прогноза 0 (тя отговаря на прогноза "предишна стойност" за логаритмите на обменните курсове).

Нека първоначално сравним като цяло получените резултати за двете групи данни. Има съществена



Таблица 2. Оценки посредством модифицирания метод на Уитъл.

Модел	BGL/USD		BGL/DEM		BGL/CHF	
FARIMA(2,d,0)	$d = 0.14$	$\Phi_1 = 0.1975$	$d = 0.14$	$\Phi_1 = 0.1151$	$d = 0.14$	$\Phi_1 = 0.1265$
	$\Phi_2 = 0.1663$		$\Phi_2 = 0.1299$		$\Phi_2 = 0.1512$	
FARIMA(2,d,1)	$d = 0.14$	$\Phi_2 = 0.2461$	$d = 0.14$	$\Phi_2 = 0.1645$	$d = 0.14$	$\Phi_2 = 0.1219$
	$\Phi_1 = 0.5698$	$\theta_1 = 0.3757$	$\Phi_1 = 0.4689$	$\theta_1 = 0.3564$	$\Phi_1 = -0.1857$	$\theta_1 = -0.3128$
FARIMA(2,d,0)	$d = 0.16$	$\Phi_1 = 0.1776$	$d = 0.16$	$\Phi_1 = 0.0957$	$d = 0.16$	$\Phi_1 = 0.1071$
	$\Phi_2 = 0.1551$		$\Phi_2 = 0.1197$		$\Phi_2 = 0.1420$	
FARIMA(2,d,1)	$d = 0.16$	$\Phi_2 = 0.2342$	$d = 0.16$	$\Phi_2 = 0.1539$	$d = 0.16$	$\Phi_2 = 0.1213$
	$\Phi_1 = 0.5757$	$\theta_1 = 0.4009$	$\Phi_1 = 0.5085$	$\theta_1 = 0.4155$	$\Phi_1 = -0.1518$	$\theta_1 = -0.2593$
FARIMA(2,d,0)	$d = 0.18$	$\Phi_1 = 0.1581$	$d = 0.18$	$\Phi_1 = 0.0765$	$d = 0.18$	$\Phi_1 = 0.0881$
	$\Phi_2 = 0.1443$		$\Phi_2 = 0.1098$		$\Phi_2 = 0.1333$	
FARIMA(2,d,1)	$d = 0.18$	$\Phi_2 = 0.2219$	$d = 0.18$	$\Phi_2 = 0.1416$	$d = 0.18$	$\Phi_2 = 0.1206$
	$\Phi_1 = 0.5805$	$\theta_1 = 0.4247$	$\Phi_1 = 0.5342$	$\theta_1 = 0.4603$	$\Phi_1 = -0.1011$	$\theta_1 = -0.1893$

Таблица 3. Оценки посредством модифицирания метод на Уитъл.

Модел	DEM/USD		Модел	DEM/CHF	
FARIMA(1,d,1)	$d = 0.02$	$\Phi_1 = 0.0398$	FARIMA(0,d,1)	$d = 0.02$	$\theta_1 = 0.2048$
	$\theta_1 = 0.2175$				
FARIMA(1,d,1)	$d = 0.03$	$\Phi_1 = 0.0037$	FARIMA(0,d,1)	$d = 0.03$	$\theta_1 = 0.2095$
	$\theta_1 = 0.1914$				
FARIMA(1,d,1)	$d = 0.04$	$\Phi_1 = -0.0324$	FARIMA(0,d,1)	$d = 0.04$	$\theta_1 = 0.2141$
	$\theta_1 = 0.1651$				
FARIMA(0,d,2)	$d = 0.02$	$\theta_1 = 0.1778$	FARIMA(0,d,2)	$d = 0.02$	$\theta_1 = 0.2662$
	$\theta_2 = -0.0065$			$\theta_2 = 0.3003$	
FARIMA(0,d,2)	$d = 0.03$	$\theta_1 = 0.1877$	FARIMA(0,d,2)	$d = 0.03$	$\theta_1 = 0.2730$
	$\theta_2 = -0.0006$			$\theta_2 = 0.3034$	
FARIMA(0,d,2)	$d = 0.04$	$\theta_1 = 0.1974$	FARIMA(0,d,2)	$d = 0.04$	$\theta_1 = 0.2797$
	$\theta_2 = 0.0053$			$\theta_2 = 0.3064$	

разлика в резултатите за обменните курсове спрямо българския лев и кръстосаните обменни курсове при сравнение с прогнозите "средна стойност" и "нулева прогноза". В първия случай получаваме по-добри резултати по всички изследвани методи.

При кръстосаните обменни курсове най-добрите прогнози са средните стойности върху последователността за оценяване, а следващи по точност са "нулевите" прогнози. Като основна причина за различното поведение на моделите можем да предположим наличието или отсъствието на силно из-

явена дългосрочна зависимост в изследваните времеви редове. При обменните курсове спрямо българския лев получаваме резултати с най-малка грешка при стойности на d 0.16, докато за кръстосаните курсове стойностите на d са много близки до нулата и изчислените стойности от порядъка на 0.02-0.03 могат да се дължат на неточности на самите методи (т.е. на практика дългосрочна зависимост отсъства). За кръстосаните курсове се потвърждава хипотезата за невъзможност за прогнозиране, като това може да се свърже с високата перфектност на международните валутни пазари.



Таблица 4. Средни квадратични грешки за обменните курсове спрямо българския лев.

Модел	BGL/USD		BGL/DEM		BGL/CHF	
	Тестово множество	Множество за оценка	Тестово множество	Множество за оценка	Тестово множество	Множество за оценка
Метод на Уитъл						
FARIMA(2,d,1)	0.00138384	0.00008434	0.00133225	0.00013195	0.00139225	0.00014809
FARIMA(2,d,0)	0.001405292	0.000088192	0.001412511	0.000132017	0.001420981	0.000148768
Метод на Юл-Уолкър						
AR(2) d = 0.16	0.00113832	0.00008479	0.00116786	0.00013201	0.00123320	0.00014805
AR(2) d = 0.18	0.00123451	0.00008493	0.00126392	0.00013423	0.00129731	0.00014834
Модифициран Метод на Уитъл						
FARIMA(2,d,0) d = 0.16	0.0012907	0.0000809	0.0013031	0.0001314	0.0013124	0.0001476
FARIMA(2,d,0) d = 0.18	0.0013124	0.0000819	0.0013108	0.0001316	0.0013302	0.0001478
Средна стойност	0.00148325	0.00008840	0.00147497	0.00013215	0.00151516	0.00014811
Нулева прогноза	0.00151759	0.00009025	0.00150446	0.00013461	0.00154439	0.00015103

Таблица 5. Средни квадратични грешки за кръстосаните обменни курсове.

DEM/USD			DEM/CHF		
Модел	Тестово множество	Множество за оценка	Модел	Тестово множество	Множество за оценка
Метод на Уитъл					
FARIMA (0,d,2)	0.000037906	0.000055419	FARIMA (0,d,1)	0.000014228	0.000011012
FARIMA (0,d,1)	0.000038000	0.000055508	FARIMA (1,d,0)	0.000014488	0.000011401
Метод на Юл-Уолкър					
AR(4) d=0.03	0.000038132	0.000055725	AR(2) d=0.03	0.000015622	0.000013301
AR(4) d=0.02	0.000038216	0.000055860	AR(2) d=0.03	0.000015712	0.000011990
Модифициран Метод на Уитъл					
FARIMA (1,d,1) d=0.03	0.000038036	0.000055567	FARIMA (0,d,1) d=0.04	0.000014685	0.000011891
FARIMA (1,d,1) d=0.02	0.000038044	0.000055606	FARIMA (0,d,2) d=0.03	0.000014717	0.000011923
Средна стойност	0.000037608	0.000054493	Средна стойност	0.000014085	0.000011005
Нулева прогноза	0.000037398	0.000054536	Нулева прогноза	0.000014063	0.000011023

Анализирайки получените резултати, можем да направим следните изводи:

- Най-малка средна квадратична грешка върху

тестовата последователност имат AR(2) моделите, получени по метода на Юл-Уолкър. При другите подходи тези модели също се представят най-добре.



• Еднаквата структура на моделите за трите обменни курса може да се свърже с неперфектността на българския валутен пазар в този период - на практика всички валути следваха американския долар, което определя и подобните им статистически свойства.

• Модифицираният метод на Уитъл дава по-добри резултати от класическия вариант, като превъзхожда и метода на Юл-Уолкър по отношение грешката върху данните за оценяване. Тези подобри резултати могат да се свържат с по-голямата робастност на метода по отношение на числената оптимизация.

• Получените модели с най-малка средна квадратична грешка за кръстосаните курсове са с различна структура което е още един довод за преценка, че FARIMA моделите не са адекватни за тези времеви редове.

Бяха изследвани остатъците на трите модела с най-малка квадратична грешка за обменните курсове спрямо българския лев. Основните резултати могат се обобщат в следните точки:

• Открива се наличие на тежки опашки при всички остатъци.

• Липсва наличие на изявена дългосрочна зависимост.

• Автокорелационната функция и частичната автокорелационна функция имат по-малки стойности за първите времеви лагове, но като цяло функциите показват бавно затихване.

Поведението на остатъците е в съответствие с очакваното съгласно теорията, но не можем да твърдим, че получените модели са оптимални и напълно адекватни.

Като основен извод може да се посочи, че наличието на дългосрочна зависимост би могло да се разглежда като обобщена преценка за нарушената перфектност на валутния пазар в България, което от своя страна дава принципна възможност за конструиране на прогнози, по-точни от средната стойност.

Хаотични модели.

Една от основните причини за нарастването на интереса към нелинейните системи уравнения в последните 20 години беше откриването на явления хаос. Хаосът промени начина на възприемане на детерминистичните системи. До този момент е господствало схващането, че детерминистичните системи са предсказуеми: при зададени уравнения, описващи дадена система, и начални условия за тях поведението на системата може да бъде пред-

сказано във всеки времеви момент. Хаосът промени това гледище, защото хаотичната система е всъщност детерминистична система със случайно поведение.

Практическото приложение на теория на хаоса за емпирично изследване на реални процеси става възможно благодарение на фундаменталната теорема на Такенс за влагането на странни атрактори [20,1980]. Основният резултат е, че странният атрактор може да бъде възстановен от данни за една единствена негова компонента, дискретизирана във времето.

Векторът на състоянието на една детерминистична динамична система е информацията, необходимата за определяне цялото бъдещо развитие на системата. При условие че системата се описва от п обикновени диференциални уравнения, при минимални условия за гладкост съществува единствено решение в R^n , т.е. всяко начално условие $(x_1, \dots, x_n)$ определя единствена траектория. В този случай множеството на всички възможни състояния, или пространството на състоянията, е Евклидовото пространство R^n .

Времеви ред е поредица от стойности на измерима величина във времето. Ако приемем, че измеримата величина е функция единствено на състоянието на системата, то можем да очакваме, че ако в някакъв момент от време системата се върне в предишно състояние, измеримата величина също ще получи стойност, която е заемана по-рано стойност. На това се основава и описаният метод за прогнозиране - идентифицира се сегашното състояние на системата и в историята ѝ се търсят сходни състояния. Чрез проследяване на тези състояния се извлича информация за бъдещето.

В настоящата работа се използват локални методи за прогнозиране, които показват по-добри резултати при достатъчно исторически данни и невисока размерност на атрактора [8,1989]. Тяхно предимство е и липсата на необходимост от преизчисляване на оценената функция при прибавяне на нови наблюдения. Познатите в литературата приложения на теория на хаоса за анализ и прогнозиране на икономически времеви редове също използват варианти на локалните методи [15,1993] и [19,1993].

При локалните методи прогнозите се базират на намиране на локални части от траекторията на системата в миналото, които наподобяват настоящето, и информация за случилото се в системата непосредствено след тези събития. Не се правят опити да се намери функция за всички наблюдения



едновременно, а се използват само онези наблюдения, които са "съседни" на интересувашото ни наблюдение.

Има два основни класа локални методи според [16,1995]: такива, които използват съседните точки директно в прогнозирането, и такива, които първо конструират локална функция и после прогнозират чрез нея. Най-простият начин да се прогнозира x_{k+1} по първата група способи е да се идентифицира най-близкият съсед на b_k в пространството на влагането R^n . Означаваме го с $b_{k(1)}$, и

$x_{k(1)+1} = F(b_{k(1)})$, което ни е непосредствено известно от времеви ред, може да бъде използвано в качеството на прогноза. Т.е. намира се сегментът с дължина m , който е "най-подобен" на b_k и се прогнозира чрез $P_{(bk)} = x_{k(1)+1}$. Този метод се нарича още "метод на аналогията" [16,1995].

Друг вариант на метода е да се вземат s -те най-близки съседи и да се намери средната стойност на техните бъдещи състояния като прогноза. Избират се $s+1$ -те съседи, за да се конструира най-малкият m -мерен симплекс около b_k в R^n . Тогава $P_{(bk)}$ се пресмята като претеглена сума на върховете на симплекса. Методът е изпробван освен върху изкуствено генерирани данни още върху времеви редове за различни заболявания [16,1995]. Общата математическа формулировка за тези методи е:

$$P(b_k) = \sum F(b_{k(i)}) \phi(|b_k - b_{k(i)}|), \quad i = 1, \dots, s, \quad (6)$$

където с $b_{k(i)}$ е означен i -тият най-близък вектор до b_k в R^n , s е броят на съседите, ϕ е функция - тежест, изменяща се от 0 до 1 в зависимост от близостта на съседа, а $||\cdot||$ е норма. Тъй като ϕ е фиксирана функция, този метод не е свързан с определяне на параметри и в това отношение пести изчислително време, но търсенето на най-близките съседи при много съхранявани вектори е ресурсоемко.

Намерените s съседи и техните бъдещи състояния могат да се използват и за формиране на полиномиална апроксимация [9,1987], най-често основана на метода на най-малките квадрати. Проведените изследвания [9,1987], [8,1989] сочат линейната апроксимация като най-успешна. Получените резултати в настоящата работа също потвърждават тези изводи.

Съществуват модификации на локалните методи, при които като мярка за близост се използва локалната дисперсия [15,1993]. За прогнозиране се използват s -те най-близки съседи, като близостта се определя не по норма, а с използване на диспер-

сията като мярка на варирането, т.е. при минимизиране на $|\sigma_i^2 - \sigma_j^2|$. Локалните регресии се съставят в отделните "групи по интензивност на варирането". В настоящата работа методът на Ле Барон е разширен, като за формиране на прогнозата се използва линейна, квадратична и кубична полиномиална апроксимация.

Проведени бяха числени експерименти при размерност на пространството за влагане 5 и 10 и брой на най-близките съседи от 5 до 50. Критерий за близост бе квадратичната норма и локалната дисперсия (Ле Барон). Поради по-лошите получени резултати и ограничения обем на автореферата, тук ще представим само основните сравнения и изводи.

- Най-малките получените грешки при обменните курсове спрямо българския лев надхвърлят значително тези, получени посредством FARIMA(p,d,q) моделите. Нещо повече - те са по-големи и от грешките на методите "средна стойност" и "нулева прогноза". Вероятна причина е невъзможността на метода за прогнозиране посредством реконструкция на фазовото пространство да "улови" дългосрочната зависимост.

- При кръстосаните курсове получаваме противоречиви резултати - за курса DEM/USD грешките са по-големи от прогнозите "средна стойност" и "нулева прогноза", докато за DEM/CHF получаваме малко-по-ниски стойности. Това може да се дължи на случайно съвпадение и са необходими допълнителни изследвания.

- За всички обменни курсове методът за избор на най-близък съсед по норма превъзхожда метода на Ле Барон. Предложената от автора модификация на метода на Ле Барон води до по-добри сравнителни резултати, но като цяло класическият метод дава по-малки грешки.

- Параметърът "брой съседи" влияе чувствително върху точността на прогнозите при стойности 5-25, но след това най-често бързо се постига насищане. Големият брой съседи е особено важен за методите с квадратична и кубична апроксимация, тъй като в тези случаи оценките на функционалните параметри се извършва значително по-точно.

- Параметърът "размерност на пространство за влагане (embedding space)" не влияе еднозначно върху точността на прогнозите. Този факт косвено потвърждава неадекватността на моделирането посредством реконструкция на фазовото пространство на обменните валутни курсове спрямо българския лев.



Сравнение с някои широко използвани методи за прогнозиране на финансови времеви редове.

Тук накратко ще се спрем на сравнението на получените грешки при FARIMA(p,d,q) и метода на възстановяване на атрактор (ще ги наричаме за краткост основни методи) и някои широко използвани подходи за прогнозиране на финансови времеви редове.

Невронни мрежи.

- При обменните курсове спрямо българския лев грешките върху тестовата последователност значително надхвърлят тези, получени по основните методи.

- При кръстосаните курсове невронните мрежи дават малко по-добри резултати от основните методи, но разликата може да се дължи на статистическа грешка. За тези най-малки грешки върху тестовата последователност наблюдаваме значително надхвърлящи средните стойности грешки върху обучаващата последователност - косвен признак за цялостна неадекватност на модела.

- За обучаващата последователност (множество за оценяване) получаваме по-ниски стойности на грешките, но за голям размер на скрития слой и брой разглеждани дни назад.

GARCH модели.

- GARCH моделите дават по-лоши резултати от FARIMA моделите за обменните курсове спрямо българския лев, макар да изпреварват всички разглеждани до тук подходи. Това може да се обясни с наличието на дългосрочна зависимост в данните и липсата на "механизъм" за нейното моделиране при GARCH.

- За кръстосаните обменни курсове те превъзхождат FARIMA и единствени до тук дават по-добри резултати от прогнозите "средна стойност" и "нулева прогноза". В процентно изражение това подобрение е по-малко от подобрението, реализирано от FARIMA моделите при обменните курсове спрямо българския лев. Въпреки това успехът на GARCH подхода свидетелства за наличието на някаква краткосрочна зависимост и при кръстосаните обменни курсове.

- Критериите AIC и BIC не могат директно да се използват като критерий за избор на най-добър модел, макар че като цяло подходящите модели имат ниски стойности и по двата критерия.

Емпирични класически методи.

ПЪЛЗЯЩО СРЕДНО.

Отново наблюдаваме различното поведение на обменните курсове спрямо българския лев и

кръстосаните обменни курсове. В първия случай най-добри резултати се получават при малък размер на прозореца (3 или 6), докато във втория за голям размер на прозореца (100 за DEM/USD и 80 за DEM/CHF). Получените грешки за кръстосаните курсове върху двете множества са по-малки отколкото при "еталонните" прогнози "средна стойност" и "нулева прогноза" и дори изпреварват даваните от GARCH подхода резултати. При валутните курсове спрямо българския лев по-добри от "еталонните" резултати се получават само за тестовата последователност, като подобрението е значително по-слабо в сравнение с резултатите от FARIMA моделите.

ЕКСПОНЕНЦИАЛНО ИЗГЛАЖДАНЕ.

За всички данни най-малки грешки се получават при стойности на параметъра алфа в интервала (0.05-0.015). При този подход не се получава значимо подобрение на резултатите в сравнение с "еталонните" прогнози, като при кръстосаните курсове даже имаме незначително влошаване.

Прогнозиране на обменния валутен курс BGN/TRL.

Получените резултати за обменните курсове в България преди въвеждането на валутен борд показват значителна разлика между българския и световния валутен пазар. Наличието на тежки опашки, дългосрочна зависимост и потенциална възможност за прогнозиране при обменните курсове спрямо българския лев могат да се разглеждат като признаци за съществена неперфектност на българския валутен пазар в този период. За потвърждаване или отхвърляне на тази теза са необходими допълнителни изследвания. Като първа стъпка в тази насока е изследването на обменния курс BGN/TRL за периода юли 1997 - юни 2004 година. През този период България се намира в режим на валутен борд и фиксиран обменен курс на българския лев спрямо германската марка, а след 2001 спрямо еврото. За същия период Турция преживя поредица от валутни кризи и периоди на рязка обезценка на националната валута.

В настоящия раздел данните за еквивалентните доходности на дневните курсове на турската лира спрямо българския лев са разделени на две множества - данни за оценяване на моделите (съгласно общоприетия подход те са приблизително 2/3 от общия обем) и данни за тестване. Както и в частта за анализ разглеждаме периода юли 1997 - юни 2004 година. За всички модели се формира прогноза за една стъпка напред. Моделите се сравняват по критерий средна квадратична грешка.



Интерес представлява принципната възможност за формиране на прогнози, по-точни от прогнозата "придшна стойност" на логаритъма на обменния курс и за това разглеждаме показателите най-добри свойства методи - модифицирания метод на Уитъл, метода на Юл-Уолкър, невронните мрежи и GARCH моделите.

Прогнозиране посредством FARIMA(p,d,q) модели.

Първата стъпка при използването на модифицирания метод на Уитъл и метода на Юл-Уолкър е определяне на коефициента на дробно диференциране d . Изчислените оценки по различните допълнителни методи са представени в Таблица 6. За геометричните методи са представени и стандартните долна и горна граница на оценките при доверителен интервал от 95%, както и коефициента на определеност R^2 . При честотните методи - метода на периодограмата и локалния метод на Уитъл, са взети 7% от ниските честоти.

Таблица 6. Коефициент на дробно диференциране d .

Метод	D	Долна граница	Горна граница	R^2
Метод на Хърст	0.0955	0.0879	0.1030	0.9861
Метод с използване на дисперсията	0.0749	0.0528	0.0986	0.9254
Метод на периодограмата	0.0547	-0.0158	0.1451	0.1701
Локален метод на Уитъл	0.0769	—	—	—

Най-висока стойност отново получаваме по метода на Хърст, а най-ниска по метода на периодограмата. За по нататъшните ни изследвания ще разглеждаме коефициента на дробно диференциране като принадлежащ на интервала (0.01-0.10). Филтрирането на дългосрочната зависимост се извършва чрез показателя по-добри практически свойства времеви подход.

МЕТОД НА ЮЛ-УОЛКЪР.

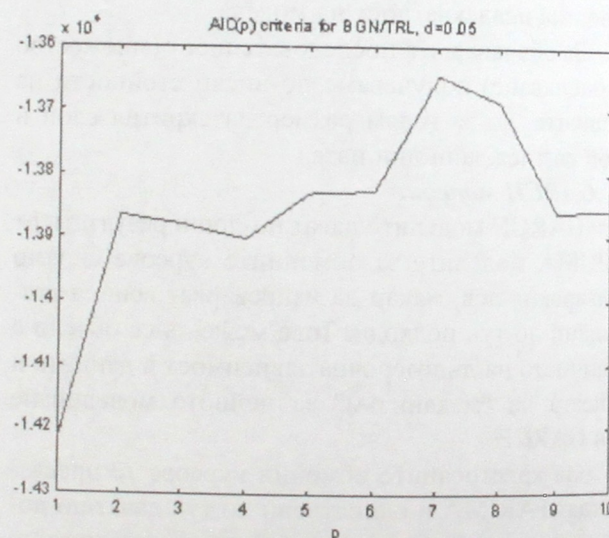
За определяне реда на модела отново използваме информационния критерий на Аксей. Виждаме, че като най-добър модел се предлага AR(1) (Фигура 1).

Бяха проведени числени експерименти за 10 стойности на d в интервала (0.01-0.10), като се оценяваха авторегресионни модели от ред 1 до ред 10. Получените грешки за петте най-добри модела са представени в Таблица 7.

Таблица 7. Резултати за метода на Юл-Уолкър.

Модел	D	Тестово множество	Множество за оценка
AR(1)	0.05	0.00011903	0.00054770
AR(1)	0.04	0.00011911	0.00054732
AR(1)	0.06	0.00011913	0.00054691
AR(1)	0.07	0.00011924	0.00054664
AR(1)	0.08	0.00011936	0.00054632
Средна стойност	—	0.00012731	0.000566251
Нулева прогноза	—	0.00011956	0.00055308

Всички модели са от първи ред, което съответства на предложената по метода на Аксей структура. Всички модели дават по-добри резултати от базовите методи "Средна стойност" и "Нулева прогноза", макар разликите да са малки в сравнение с резултатите при обменните курсове BGL/USD, BGL/DEM и BGL/CHF за периода 1991-1997.



Фигура 1 AIC(p) за обменния курс BGN/TRL.

МОДИФИЦИРАН МЕТОД НА УИТЪЛ.

Числените експерименти бяха направени при фиксирани стойности на показателя на дробно диференциране в интервала 0.01 - 0.10 със стъпка 0.01. Бяха оценени модели с брой авторегресионни членове от 0 до 4 и членове от тип пълзящо средно от 0 до 2. В Таблица 8 са показани грешките за първите пет най-добри модела по отношения на критерия минимална средна квадратична грешка върху тестовата последователност.

Първият и вторият модел дават по-добри резултати от прогнозите "средна стойност" и "нулева прогноза", но по-лоши от първите три модела, по-



Таблица 8. Резултати за модифицирания метод на Уитъл.

Модел	D	Тестово множество	Множество за оценка
FARIMA(0,d,1)	0.04	0.00011920	0.00055324
FARIMA(0,d,1)	0.05	0.00011926	0.00055400
FARIMA(1,d,0)	0.05	0.00011931	0.00054612
FARIMA(0,d,1)	0.06	0.00011932	0.00056477
FARIMA(1,d,0)	0.06	0.00011939	0.00056555
Средна стойност	-	0.00012731	0.00056625
Нулева прогноза	-	0.00011956	0.00055308

лучени по метода на Юл-Уолкър. Моделът с най-малка грешка се получава при показател за дробно диференциране 0.04.

Бяха изследвани остатъците на моделите с най-малка квадратична грешка. Отново, както в случая за обменните курсове спрямо българския лев за периода 1991-1997, основните резултати могат се обобщят в следните точки:

- Открива се наличие на тежки опашки при всички остатъци.
- Липсва наличие на изявена дългосрочна зависимост.
- Автокорелационната функция и частичната автокорелационна функция имат по-малки стойности за първите времеви лагове, но като цяло функциите показват бавно затихване.

Поведението на остатъците е в съответствие с очакваното съгласно теорията, но не можем да твърдим, че получените модели са оптимални и напълно адекватни.

Други методи за прогнозиране.

В този раздел ще представим резултатите от показателите добри свойства GARCH модели и невронни мрежи. Условиата за построяване на прогнози и изчисляване на грешките са същите, както при линейните модели с тежки опашки и дългосрочна зависимост.

НЕВРОННИ МРЕЖИ.

При провеждането на числения експеримент се променят два параметъра: "дни назад" и "размер на скрития слой".

Параметър "дни назад" (DaysBack).

Първият важен параметър изследва значимостта на дължината на времеви период за формиране на прогнозата. Поради характера на данните (курсове се изчисляват само за работните дни) можем приблизително да смятаме, че пет стойности

отговарят на една седмица и 20 стойности съответстват на един месец. Ако се съобразим с хипотезата за наличие на седмична цикличност, важен въпрос е дали използването на данни за повече седмици назад ще даде по-добри резултати от прогнозата, формирана въз основа на данните за предишната седмица. В даденото изследване параметърът DaysBack заема стойностите 5, 10, 15, 20, 25, 30, 35 и 40, което съответства на период от една до осем седмици.

Параметър "размер на скрития слой" (HiddenLayerSize).

Принципно размерът на скрития слой не може да бъде определен предварително. Неговото определяне е въпрос на експериментално изследване за конкретната задача. В дадения случай се използват модели с размер на скрития слой от 1 до 15 неврона.

Основният интерес на изследването е принципната възможност за прогнозиране, така че тук ще представим резултатите за петте най-добри модела заедно с базовите прогнози в Таблица 9.

Получените грешки върху тестовото множество са по-големи от "нулевата прогноза" и прогнозите, получени от FARIMA(p,d,q) моделите, но все

Таблица 9. Резултати за невронни мрежи.

Модел	Тестово множество	Множество за оценка
DaysBack=5, HidSize=1	0.00012195	0.00037813
DaysBack=5, HidSize=2	0.00012263	0.00037308
DaysBack=10, HidSize=1	0.00012236	0.00036902
DaysBack=5, HidSize=3	0.00012360	0.00037132
DaysBack=5, HidSize=11	0.00012361	0.00034822
Средна стойност	0.00012731	0.00056625
Нулева прогноза	0.00011956	0.00055308

пак превъзхождат прогнозата "средна стойност". По отношение на грешките върху обучаващото множество, както можеше да се очаква, невронните мрежи значително превъзхождат останалите модели. Отново, както и в случая на обменните курсове за периода 1991-1997, добрите резултати се получават за малък размер на скрития слой и брой дни назад 5 или 10.



менти за идентификация и количествено или качествено измерване на риска. Към най-популярните и най-често прилагани сред тях можем да причислим "Анализ на чувствителността" (Sensitivity analysis), "Сценарни анализ" (Scenario analysis), Симулационни анализи от типа "Монте Карло" (Monte Carlo simulations), експертните методи за оценка на риска, количествени математико-статистически методи за анализ и пр. След като вероятността от настъпване на рискови събития получи адекватна оценка по един или няколко от изброените по-горе методи, настъпва ключовият момент при оценката на кредитния риск на инвестиционните предложения - изборът на техника за негово то калкулиране.

Подходът на сигурните еквиваленти (Certainty Equivalents Approach) е една от предпочитаните от кредитори и инвеститори теоретико-приложни техники за калкулиране на риска в анализа и оценката на инвестиционните проекти. Основната идея в този подход е да се коригират входящите парични потоци с емпирично установени или (ако това не е възможно или се прецени, че не е удачно) субективно определени коефициенти на сигурност. Тези коефициенти следва адекватно да отразяват стойността на очакваните без риск бъдещи парични потоци от инвестицията. Коригираните входящи парични потоци се дисконтират с безрисковата норма на възвращаемост¹. Предимство на този подход е, че се избягва двойното калкулиране на риска. Той първо се отчита при реализирането на паричните потоци, а след това последните се дисконтират с безрискова дисконтова ставка. Изчисленията се извършват с помощта на следната формула (7, 1999, р. 400):

$$NPV = \sum_{t=1}^n \frac{\alpha_t \cdot CF_t}{(1 + r_f)^t} - I \quad (1),$$

където:

NPV е нетната настояща стойност;

CF - годишен нетен паричен поток;

I - първоначалните инвестиционни разходи;

α_t е коефициент на сигурност в година t ($0 \leq \alpha_t \leq 1$);

r_f - безрискова норма на възвращаемост.

При подхода на коригираните с риска дисконтови ставки (Risk Adjusted Discount Rates) се залага на прецизиране и диференциране на нормата, с която се дисконтират очакваните парични потоци (7, 1999, р. 401):

1. Безрисковата норма на възвращаемост е нормата на доходност, която осигуряват безрисковите вложения, каквито са например инвестираните средства в краткосрочни емисии ДЦК.

$$NPV = \sum_{t=1}^n \frac{CF_t}{(1 + RADR)^t} - I \quad (2),$$

където:

$RADR$ е коригираната с риска дисконтова норма.

$RADR$ е нормата на възвращаемост, която трябва да бъде постигната, за да компенсира адекватно инвеститорския риск и да съдейства за запазването или повишаването на пазарната цена на акционерния капитал. Колкото по-висок е рискът, толкова по-висока трябва да бъде $RADR$ и следователно толкова по-ниска настоящата стойност на очакваните парични потоци.

Изборът на техника за калкулиране на риска безспорно ще се повлияе от два основни фактора - спецификата на макросредата и профила на конкретния заемополучател. По степен на приложимост предпочитанията на кредиторите клонят към подхода на сигурните еквиваленти, тъй като тази техника може да се практикува и по отношение на метода "нетна настояща стойност", и при анализа на вътрешната норма на възвращаемост. Предвид инвестиционните условия в България коефициентите на сигурност могат да се определят чрез метода на експертните оценки. Така биха могли да се генерират по-достовърни резултати, отколкото например при използване на статистически количествени методи, изискващи перфектно информационно осигуряване на процеса, каквото у нас по понятни причини отсъства на този етап от икономическото развитие.

При калкулирането на риска, съпътстващ реализацията на инвестиционните проекти, банкерите трябва да бъдат особено предпазливи по отношение уязвимостта на разглежданите техники в следните насоки:

- При подхода на коригираните дисконтови норми е възможно известно изкривяване или деформиране на получените резултати поради това, че рискът не отразява степента на реализация на нетния паричен поток;

- Не е възможно напълно да се елиминира присъствието на известна доза субективизъм при преценката и избора на подходящи коефициенти на сигурност;

- Дисконтирането с безрисковата норма на възвращаемост е удачен избор за дисконтова ставка, при условие че отразява адекватно нивото на инвестиционния риск в различните страни;



- В така представения си формат, калкулациите не отчитат среднопретеглената и маржиналната цена на ресурса, с който се кредитират инвестициите.

При наличието на несъпоставими експлоатационни характеристики на инвестиционните проекти, в допълнение към стандартните методи за оценка на капиталовите инвестиции, може да се приложи техниката за калкулиране на "Аноуитетна нетна настояща стойност" ($ANPV$). Тази техника е особено полезна, когато инвестициите не се обслужват в сравними времеви хоризонти. Спазването на принципа "при равни условия" изисква в тези случаи резултатите от извършените калкулации да се представят в съпоставим формат. Това се постига като изчислените NPV на отделните инвестиции се трансформират в равногодишни (анюитетни) суми. Техническото изпълнение на техниката $ANPV$ се базира върху идеята да се коригират изчислените NPV на проектите с аноуитетния дисконтов фактор за съответния на експлоатацията период, при избраната дисконтова норма.

"Модифицирана вътрешна норма на възвращаемост" ($MIRR$) е техника, която интегрира целевата реинвестиционна норма на възвращаемост в оценката на очакваните парични потоци от инвестициите. Счита се, че тя генерира по-надеждни практически резултати при кредитната оценка на инвестиционните проекти (9, 1999, р. 144). Калкулирането на $MIRR$ е двустепенен процес. Първата стъпка е свързана с приравняването на очакваните стойности на паричните потоци, реинвестирани при целевата норма на възвращаемост или цената на капитала, към края на експлоатационния период. На втория етап от изчисленията се търси критичната точка, т.е. онази стойност на вътрешната норма на възвращаемост, която изравнява сумата на реинвестираните нетни парични потоци с първоначалните експлоатационни разходи на инвестицията.

" NPV профил" е аналитична техника за сценарен анализ и оценка на инвестиционни проекти, при които съществува конфликт в ранжирането на проектите (conflicting ranking). Известно е, че методите NPV и IRR дават идентични резултати относно приемането или отхвърлянето на инвестиционни проекти с конвенционални парични потоци. В определени случаи обаче прилагането на двата метода води до нееднакво подреждане на приемливите за финансиране проекти. Разрешение на конфликтните ситуации се търси чрез регистрация на промените, настъпващи в нетната настояща

стойност на инвестициите при всяко изменение в нормата на дисконтиране, респ. алтернативната норма на възвращаемост.

Техниката " NPV профил" предоставя много добри възможности за изследване чувствителността на инвестиционните проекти към промените в нормите на дисконтиране на очакваните парични потоци от инвестициите. С нейна помощ е възможно разиграването на различни сценарии, отразяващи динамиката на пазарната среда и инвестиционните условия. Дългосрочните периоди на възвращаемост на капиталовите инвестиции крият много рискове, както за самите инвеститори, така и за кредиторите и поставят много неизвестни в изчисленията, отразяващи адекватността на инвестиционните решения. Голяма част от въпросите, свързани с неизвестните променливи, намират своето решение чрез техниката " NPV профил". Проиграването на различни варианти и сценарии показва как ще се измени NPV на предложения за финансиране инвестиционен проект при събдяване на едни или други прогнози и очаквания за конюнктура на съответния пазар.

От всичко казано дотук може да се направи заключение, че на ниво "българска банкова система" инвестиционното кредитиране е все още една от непълно заетите пазарни ниши с голям потенциал за развитие. Заемането на стратегически позиции в този сегмент от кредитния пазар предоставя на търговските банки добри възможности за реализиране на приемлива норма на възвращаемост при относително умерен риск.

Поради безспорното си позитивно влияние върху инвестиционния климат и стопанската активност в страната, спрямо банковото инвестиционно кредитиране е погрешно да се предприемат рестриктивни мерки. Тъкмо обратното - то следва да се стимулира и насърчава, доколкото това е възможно. В тази връзка биха могли да се обмислят някои конкретни стъпки. Едно от възможните решения е създаването на по-благоприятна нормативна среда (в рамките на допустимите корективи на новото споразумение Базел II) по отношение провизирането на инвестиционните кредитни експозиции на търговските банки. Естествено това и други подобни решения в тази насока биха се превърнали в безполезен ход, ако не се предприемат мерки за насърчаването на инвестиционната активност на бизнеса. Така например отдавна се лансира идеята за предоставяне на фискални преференции на инвеститорите за реинвестираните от