

ВЕРИФІКАЦІЯ ДАНИХ ДЛЯ ПРОГНОЗУВАННЯ КУРСУ ДОЛАРА ЗА ДОПОМОГОЮ ШТУЧНИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

© Павлюк О., Тремба Н., 2015

Використано метод ковзного середнього з шириною вікна у 4-ри точки для підвищення точності прогнозу курсу долара на тиждень. Для прогнозу вибрано неітераційну нейромережу з радіальними базовими функціями. Точність прогнозу курсу долара на тиждень з максимальною по виходах нейромережі середньоквадратичною приведеною до діапазону значень похибкою менша за 1 %.

Ключові слова: ШНМ, прогноз, ковзне середнє, зміна курсу долара.

The moving average method with the 4 samples window width is used to raise the weekly forecast of the US dollar exchange rate accuracy. The non-iterative artificial neural network with the radial basis functions is used for. In the end we got the forecast error less than 1 %.

Key words: ANN, prediction, forecasting, moving average, US dollar.

Вступ

В умовах ринкової економіки задачі прогнозування набувають все більшої актуальності з огляду на її нестабільність. Без надійного прогнозування курсу валют, зокрема долара неможлива стабільна робота жодного підприємства та установи. Різноманітні комерційні структури часто мають гостру потребу в отриманні надійної інформації про подальший стан курсу валют як в короткостроковому, так і середньостроковому періоді. Найбільш актуальними є короткотермінові прогнози валют, результати яких можна використати для оперативної зміни у роботі підприємства, тобто в режимі “on-line”.

Причинами такого становища є постійні коливання на світовому валютному ринку. В складних системах з прогнозування курсу долара існують такі проблеми: велика кількість чинників, що впливають на курс валюти; відсутність однозначних аналітичних залежностей між вхідними та вихідними параметрами моделей та значна невизначеність між параметрами, що на них впливають. Все це визначає значну складність задач, пов'язаних з прогнозуванням курсу долара на ринку України [1, 2].

Використання засобів штучного інтелекту, зокрема штучних нейронних мереж, дало змогу значно підвищити точність прогнозів курсу валют. Вхідження України до європейських структур та її активна участь на світових фінансових та валютних ринках постійно підвищують вимоги до достовірності зроблених прогнозів. Це дасть змогу значно підсилити ефективність діяльності економістів з прогнозування тих чи інших економічних процесів.

Опис алгоритму

Статистичну інформацію про курс долара взято з сайту Мінфіну (minfin.com.ua/currency/nbu/usd/) за 2015 рік. Опрацювавши цю статистику було виявлено втрачені дані. Оскільки втрачені значення курсу долара зустрічаються рідко, переважно у вихідні дні і державні свята та їх максимальна кількість підряд становить не більше 4, то приймаємо їх як дані з малою ймовірністю появи. Тому побудуємо гістограму методом когерентного усереднення [3] для знаходження оцінки математичного сподівання процесу і локалізації місць із втраченими даними.

Для оцінювання дисперсії S центрованого сигналу X_i^0 було використано гістограмний метод. За оцінку дисперсії S^2 було прийнято півширину оцінки розподілу густини імовірності

$P\left(\overset{\circ}{X}_i\right)$ в точці $\overset{\circ}{X}_i = X_m$. По осі абсцис відклали X_m – максимально імовірне значення $\overset{\circ}{X}_i$, а по осі ординат $P\left(\overset{\circ}{X}_i\right) = \frac{P(X_m)}{2}$ (див. рис. 1).

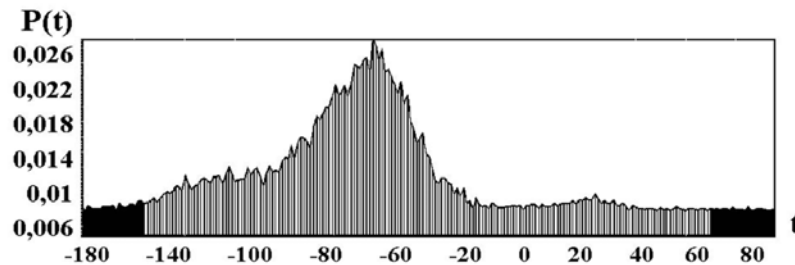


Рис. 1. Гістограма центрованого сигналу
(світла область – сигнал без втрачених даних)

Експериментально було встановлено, що оцінка розподілу густини імовірності сигналу $\overset{\circ}{X}_i$ не симетрична відносно X_m . Тому дефектними вважалися дані, для яких $\overset{\circ}{X}_i \notin [X_m - k_1\mathcal{S}, X_m + k_2\mathcal{S}]$, де $k_1 = 2$, $k_2 = 3$ – експериментально підібрані коефіцієнти.

Для прогнозування курсу долара виберемо штучну нейронну мережу (ШНМ) неітераційного типу з радіальними базовими функціями, розроблену Р. О. Ткаченком [4]. Основними перевагами цієї нейромережі є велика швидкість навчання і висока точність здійснених прогнозів. Програмною реалізацією цієї мережі є інтегрована автоматизована система (ІАС) “Прогноз” [5, 6]. У цій програмі закладена велика кількість статистичних та нейромережних методів верифікації даних.

Локалізовані місця необхідно замінити даними, оскільки відсутні значення спричиняють при прогнозуванні за допомогою ШНМ велику середньоквадратичну приведену до діапазону значень похибку. Тому спробуємо використати різні методи з верифікації даних для підвищення точності прогнозу курсу долара на тиждень.

Результати досліджень

Більшість банків фіксують курс долара на вихідні дні та дні державних свят. Замінімо виявлені втрачені дані останнім існуючим значенням і спробуємо спрогнозувати курс долара на тиждень.

У табл. 1 наведено результати досліджень з верифікації вхідних даних заміною останніми існуючими значеннями із бази даних курсу долара сайту Мінфіну України. Для оцінювання точності прогнозу візьмемо середньоквадратичну приведену до діапазону значень похибку навчання ($SQR_{навч}$) та її максимальне значення за всіма виходами ШНМ ($SQR_{MAX_{навч}}$), виражене у відсотках. А також середньоквадратичну приведену до діапазону значень похибку прогнозу ($SQR_{прогн}$) та її максимальне значення за всіма виходами ШНМ ($SQR_{MAX_{прогн}}$), виражене у відсотках. Точність прогнозу є задовільною ($SQR_{прогн} = 0.01 \% \div 0.37 \%$, $SQR_{MAX_{прогн}} = 0 \% \div 0.91 \%$), але виявлена необхідність у значному обсязі статистичних даних, а саме 5 тижнів. Також ШНМ є особливо чутливою до різкої зміни курсу долара.

У табл. 2 наведено результати досліджень згладжуванням вхідних даних методом ковзного середнього за трьома точками. Точність прогнозу є задовільною ($SQR_{прогн} = 0.01 \% \div 0.76 \%$, $SQR_{MAX_{прогн}} = 0.2 \% \div 1.71 \%$) і знижена необхідність у значному обсязі статистичних даних. Достатніми для точності прогнозу до 2 % лише чотири тижні навчальної вибірки. Також ШНМ стала менш чутливою до різкої зміни курсу долара.

Таблиця 1

Метод	К-сть тижнів для навчання	К-сть нейронів прихованого прошарку	Навчання		Прогнозування	
			SQR %	SQR MAX %	SQR %	SQR MAX %
Ковзне середнє з заміною останніх існуючих значень	20	6	0,01	0,03	0,01	0,03
	19	5	0,01	0,03	0,02	0,03
	18	5	0,01	0,03	0,01	0,03
	17	5	0,01	0,03	0,01	0,03
	16	6	0	0,02	0	0,02
	15	6	0	0,02	0	0,02
	14	6	0	0	0	0
	13	6	0	0,01	0	0,01
	12	5	0	0,01	0	0,02
	11	6	0	0	0	0,02
	10	6	0	0	0	0,02
	9	6	0	0	0	0,02
	8	5	0	0	0,01	0,03
	7	5	0	0	0,02	0,07
	6	5	0	0	0,38	1,01
	5	4	0	0	0,37	0,91
	4	3	0	0	5,15	11,5
	3	3	0	0	5,57	11,1
2	2	0	0	4,8	8,32	

Таблиця 2

Метод	К-сть тижнів для навчання	К-сть нейронів прихованого прошарку	Навчання		Прогнозування	
			SQR %	SQR MAX %	SQR %	SQR MAX %
Ковзне середнє за трьома точками	19	6	0,02	0,08	0,02	0,08
	18	6	0,02	0,09	0,02	0,09
	17	6	0,02	0,08	0,02	0,09
	16	6	0,02	0,06	0,02	0,06
	15	6	0,02	0,06	0,02	0,06
	14	6	0,01	0,03	0,01	0,03
	13	6	0,01	0,04	0,01	0,04
	12	6	0,01	0,02	0,01	0,02
	11	6	0,01	0,03	0,01	0,03
	10	6	0	0,02	0,01	0,05
	9	6	0	0	0,02	0,06
	8	4	0,03	0,07	0,07	0,22
	7	4	0,04	0,08	0,08	0,22
	6	4	0	0	0,09	0,25
	5	3	0	0	0,12	0,31
	4	3	0	0	0,76	1,71
3	3	0	0	1,62	3,24	
2	2	0	0	10,1	17,5	

У табл. 3 наведено результати досліджень згладжуванням вхідних даних методом ковзного середнього за чотири точки. Точність прогнозу підвищилась ($SQR_{\text{прогн}} = 0.02\% \div 0.38\%$, $SQR_{\text{MAXпрогн}} = 0.13\% \div 0.87\%$), необхідність у значному обсязі статистичних даних залишилась аналогічною, як і для попередніх досліджень. Достатніми для точності прогнозу до 1% лише чотири тижні навчальної вибірки. Також ШНМ стала ще менш чутливою до різкої зміни курсу долара.

Таблиця 3

Метод	К-сть тижнів для навчання	К-сть нейронів прихованого прошарку	Навчання		Прогнозування	
			SQR %	SQR MAX %	SQR %	SQR MAX %
Ковзне середнє за чотирма точками	20	6	0,04	0,1	0,04	0,1
	19	6	0,03	0,07	0,03	0,07
	18	6	0,02	0,07	0,02	0,07
	17	6	0,02	0,07	0,02	0,07
	16	4	0,17	0,45	0,16	0,45
	15	6	0,03	0,09	0,03	0,09
	14	6	0,03	0,1	0,03	0,1
	13	6	0,02	0,05	0,03	0,06
	12	6	0,01	0,03	0,02	0,09
	11	6	0,01	0,04	0,03	0,09
	10	6	0,01	0,02	0,02	0,07
	9	6	0	0,01	0,02	0,07
	8	5	0	0,01	0,04	0,13
	7	5	0	0	0,04	0,13
	6	5	0	0	0,03	0,09
	5	4	0	0	0,06	0,16
	4	5	0	0	0,38	0,87
3	3	0	0	1,21	2,43	
2	2	0	0	9,26	16	

Таблиця 4

Метод	К-сть тижнів для навчання	К-сть нейронів прихованого прошарку	Навчання		Прогнозування	
			SQR %	SQR MAX %	SQR %	SQR MAX %
Ковзне середнє за п'ятьма точками	19	6	0,06	0,12	0,06	0,12
	18	6	0,04	0,08	0,03	0,08
	17	6	0,04	0,08	0,03	0,08
	16	6	0,03	0,06	0,02	0,06
	15	6	0,02	0,06	0,02	0,06
	14	6	0,03	0,07	0,02	0,07
	13	6	0,01	0,03	0,01	0,03
	12	6	0,01	0,03	0,01	0,03
	11	6	0,01	0,03	0,01	0,03
	10	6	0,01	0,03	0,01	0,03
	9	6	0	0	0	0,01
	8	6	0	0	0	0,01
	7	6	0	0	0,01	0,05
	6	6	0	0	0,11	0,29
	5	3	0	0	0,07	0,18
	4	3	0	0	0,26	0,6
	3	3	0	0	1,66	3,32
2	2	0	0	1,3	2,26	

У табл. 4 наведено результати досліджень ковзного середнього за п'ятьма точками. Точність прогнозу підвищилась ($SQR_{\text{прогн}} = 0 \% \pm 0.26 \%$, $SQR_{\text{MAXпрогн}} = 0.01 \% \pm 0.6 \%$), необхідність у значному обсязі статистичних даних залишилась аналогічною, як і для попередніх досліджень. Достатніми для точності прогнозу до 0.6 % є лише чотири тижні навчальної вибірки. Також ШНМ стала ще менш чутливою до різкої зміни курсу долара, але більш чутливою до довжини навчальної вибірки.

Тому оптимальною довжиною вікна для верифікації даних методом ковзного середнього для подальшого застосування нейромережного прогнозу є чотири точки. Для прогнозу використано ІАС “Прогноз. Результати прогнозу курсу долара ІАС “Прогноз” для всіх понеділів за верифікованими даними показано на рис. 2.

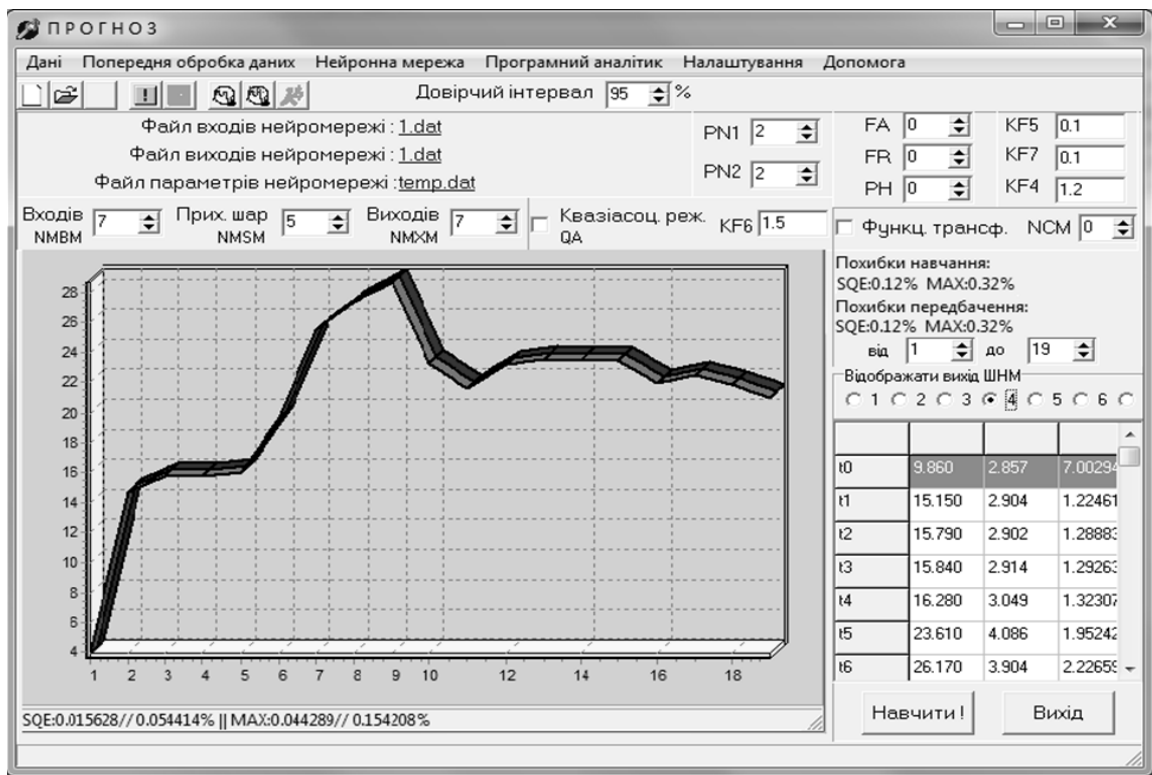


Рис. 2. Результати прогнозу курсу долара ІАС “Прогноз” для всіх понеділів за верифікованими даними методом ковзного середнього за чотирма точками

Результат прогнозу курсу долара на тиждень за верифікованими даними показані на рис. 3.

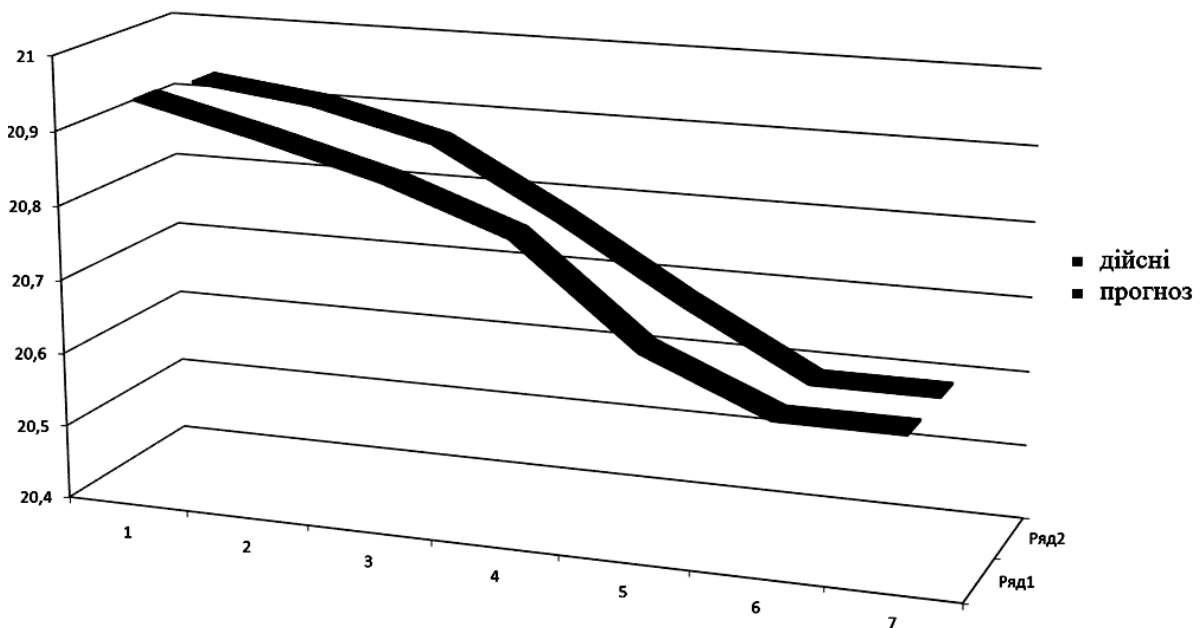


Рис. 3. Результат прогнозу курсу долара на тиждень за верифікованими даними

Висновки

Здійснено спробу макроекономічного прогнозування валютного курсу в Україні. Валютний курс є ціною, в якій грошова одиниця однієї країни виражається в грошовій одиниці іншої країни [7]. Прогнозування курсу валют – це складна багатопараметрична задача. У ній важко, а інколи неможливо визначити чітку залежність параметрів. Також велика кількість параметрів, які впливають на прогноз, має високий ступінь невизначеності.

Фіксація валютного курсу здійснюється або відповідно до гарантованого золотого змісту національної грошової одиниці, або за міжнародною угодою. При класичному золотому стандарті, тобто при вільному розміні валют на золото в центральному банку валютний курс встановлюється в пропорціях до їх золотого вмісту. Для конвертованих валют, зокрема долара, в основу курсу покладено валютний паритет. Проте курси валют майже ніколи не збігаються з їхнім валютним паритетом. Тому побудувати чітку та точну математичну модель для прогнозування курсу долара дуже складно. Використання апарату ШНМ є виправданим для такого типу задач, оскільки вони можуть відслідковувати складні залежності параметрів, здійснювати кластеризацію даних та зменшувати розмірність простору даних.

На точність прогнозу, який здійснюють за допомогою ШНМ, значно впливають достовірні статистичні дані. Оскільки в наявній базі статистичних даних курсу долара відсутні значення, необхідно здійснювати верифікацію. Щоб здійснити точний короткотерміновий прогноз із задовільною точністю, необхідно використовувати метод ковзного середнього з шириною вікна в чотири точки. Цей метод дав точність прогнозу курсу долара на 1 тиждень з максимальною за виходами нейромережі середньоквадратичною приведеною до діапазону значень похибкою, меншою за 1 %.

1. Козловський С. В., Мороз О. В. Система підтримки прийняття рішень на валютному ринку України *Економіка: проблеми теорії та практики*. – Дніпропетровськ: ДНУ. – 2002. – Вип. 129. – С. 120–130. 2. Козловський В. О., Козловський С. В. Сучасна класифікація методів прогнозування економіки // *Економіка: проблеми теорії та практики*. – Дніпропетровськ: ДНУ. – 2002. – Вип. 141. – С. 168–172. 3. Драган Я. П., Рожкова В. А., Яворський І. Н. *Методы вероятностного анализа ритмики гидрометеорологических процессов*. – Ленинград: Гидрометеоиздат, 1987. – 347 с. 4. Tkachenko R., Tkachenko P., Tkachenko O., Schmitz J. *Geometrical Data Modelling* // *Збірник матеріалів міжнародної наукової конференції "Інтелектуальні системи прийняття рішень та прикладні аспекти інформаційних технологій" (ISDMIT'2006)*. – Т.2. – С. 279–283. 5. Медиковський М. О., Цмоць І. Г., Павлюк О. М. Інтелектуальні компоненти інтегрованих автоматизованих систем управління для виявлення втрачених даних. // *Моделювання та інформаційні технології: збірник наукових праць*. – К., 2014. С. 51–79. 6. Павлюк О. М. Верифікація даних у задачах прогнозування в електроенергетиці. // *Вісник Нац. ун-ту "Львівська політехніка". "Комп'ютерна інженерія та інформаційні технології"*. – Львів, 2004. – №496. – С. 189–194. 7. Юценко В. А., Міщенко В. І. *Валютне регулювання: навч. посіб.* – К.: Т-во "Знання", 1999. – 359 с.