УДК 336.4:519.8
О.С. Біліловець

НЕЙРОМЕРЕЖЕВЕ ПРОГНОЗУВАННЯ В СФЕРІ ЕЛЕКТРОННОЇ КОМЕРЦІЇ

На сьогоднішній день нейромережеві технології та електронна комерція розвиваються вкрай динамічно, відкриваючі нові грані свого застосування. Викладений в статті матеріал є спробою авторів поєднати між собою багатообіцяючі тенденції в сфері фінансів і сфері прогнозування та проаналізувати, як може працювати перспективна технологія нейромереж на міжнародному ринку валютного обміну, її перспективи, переваги та недоліки.

Вступ. Сфера фінансового застосування нейронних мереж практично безмежна. Будь-яке завдання, пов'язане з маніпулюванням фінансовими інструментами – валюта або цінні папери – сполучене з ризиком і потребує ретельного розрахунку й прогнозування. Як зміняться завтра котирування основних валют? Чи поверне кредит фірма? Як підібрати прибутковий і разом з тим надійний «портфель інвестора»? Ці й сотні інших питань доводиться щодня вирішувати аналітичним відділам фінансових компаній, залучаючи всі види аналітичних інструментів. Не випадково, четверту частину ринку нейромережевих продуктів (а обсяг світового ринку нейронних мереж щорічно приростає приблизно на 40%) складають саме фінансові програмні продукти.

З іншого боку, стрімкий розвиток мережі Інтернет призвів до появи величезної кількості Інтернет-сервісів та інших проектів, які надають, кінцевому користувачеві певні послуги. Як найбільш простий і зручний засіб оплати за ці послуги були запропоновані так звані цифрові (електронні) гроші – платіжні засоби, які представлені, зберігаються й обертаються в електронному вигляді, при цьому цілком анонімно. [Іноді, використовується термін «цифрові титульні знаки»]

Паралельно, у Всесвітній Мережі популяризується гра на всесвітньому валютному ринку FOREX (FOReign EXchange), що перекладається як «міжнародний валютний обмін». Термін FOREX прийнято використовувати лише для позначення взаємного обміну вільно конвертованих валют, а не всієї сукупності обмінних операцій. Але при цьому, в більшості людей, FOREX асоціюється не з системою

обміну валют взагалі, а винятково із маржинальною, спекулятивною торгівлею через комерційні банки або дилінгові центри.

В першому наближенні можна виділити чотири принципово різних підходи до вирішення завдань аналізу в фінансовій сфері.

По-перше, можна використати класичні методи аналізу (наприклад, кореляційні) – якщо дані взаємозалежні, а їхній обсяг відносно невеликий. По-друге, можна побудувати експертну систему, використовуючи правила типу «if-then». По-третє, можна скористатися методами нечіткої логіки, оперуючи якісними характеристиками на кшталт «більшість», «надійний», «небагато» і т.п. І, нарешті, по-четверте, коли обсяг вхідних даних величезний, їхні взаємозв'язки не чіткі, до того ж частина інформації перекручена, а частина загублена – в цих випадках на допомогу приходять нейронні мережі. Завдання лише в тому, щоб перелічити фактори, що істотно впливають на прогнозовану величину, і підібрати достатню кількість прикладів, що описують поводження цих величин в минулому. Нейронна мережа сама налаштується на задану сукупність прикладів, звівши до мінімуму сумарну помилку прогнозування. Більше того, аналіз налаштованої мережі дозволяє знаходити сховані залежності між вхідними й вихідними даними, що найчастіше залишаються «за кадром» традиційних методів. Припускаючи, що характер взаємозв'язку між заданими параметрами не буде істотно змінюватись протягом певного часу, можна використовувати налаштовану й «навчену» мережу для короткострокового (а іноді й довгострокового) прогнозування.

Мета статті. Автори даної статті, спробували поєднати між собою багатообіцяючі тенденції в сфері фінансів і сфері прогнозування та проаналізувати, як може працювати перспективна технологія нейромереж на міжнародному ринку валютного обміну.

Але аналіз застосування нейромереж обмежується, перш за все недостатньою кількістю інформації. І якщо суто теоретичних відомостей про методологію побудови та функціонування нейромереж написано досить багато [1], то про практичне застосування із порівняльними прикладами, розрахунками та аналітичними висновками не написано майже нічого. І це стосується фактично всіх сфер, де застосовуються нейронні мережі. Винятком не є і фінансовий сектор, не кажучи вже про таку специфічну його частину як проведення он-лайн розрахунків чи торгівля валютою через мережу Інтернет.

В свою чергу, певні можливості нейромереж обумовлюють значний інтерес до них, саме як до інструменту фінансового прогнозування, а будь-яка спроба застосування цього апарату на практиці повинна бути розглянута та проаналізована.

Коротка характеристика штучних нейронів. Теорія штучних нейронних мереж, як науковий напрямок, виникла на перетині таких наук як нейробіологія, хімія, фізика, математика, інформатика та психологія, а інтерес до нейронних мереж був викликаний як теоретичними, так і прикладними досягненнями в цій області. Нейромережі відкрили можливості використання обчислень у сферах, притаманних до цього лише людському інтелекту; можливості створення машин, здатність яких навчатися й запам'ятовувати дивним чином нагадує розумові процеси людини. Так, з 80-х років, нейронні мережі почали використовуватися для вирішення різноманітних економічних завдань.

Штучні нейронні мережі складаються з елементів, функціональні можливості яких аналогічні більшості елементарних функцій біологічного нейрона. Ці елементи потім організуються певним чином, що може відповідати (або не відповідати) анатомії мозку. Незважаючи на таку поверхневу подібність, штучні нейронні мережі демонструють велику кількість властивостей притаманних мозку. Наприклад, вони навчаються на основі досвіду, узагальнюють попередні прецеденти, переносячи їх на нові випадки й «витягають» необхідні властивості із інформації, що містить зайві дані.

Нейронні мережі можуть змінювати своє поводження в залежності від зовнішнього середовища. Цей фактор особливо посилює інтерес до даної технології. Після пред'явлення вхідних сигналів (можливо, разом з необхідними виходами) вони самостійно налаштовуються, щоб забезпечувати необхідну реакцію. На сьогоднішній день розроблена безліч навчальних алгоритмів, як вузькоспеціалізованих, так і з широкими можливостями, і кожний із них має свої сильні та слабкі сторони. Але при цьому, досі остаточно не вирішені проблеми методології навчання й невідомі межі навчання – які питання під силу освоїти нейромережі, а з якими вона справитися не в змозі [2].

Принципи роботи штучного нейрону (які імітують, в першому наближенні, властивості біологічного нейрону) можна описати наступним чином. На вхід штучного нейрона надходить деяка (велика) кількість сигналів, кожний з яких є виходом іншого нейрона. Кожний вхід множиться на відповідну вагу, всі добутки підсумовуються,

визначаючи рівень активації нейрона. На рис. 1 представлена модель, що реалізує цю ідею. Хоча мережеві парадигми досить різноманітні, в основі майже всіх їх лежить ця конфігурація. Тут безліч вхідних сигналів, позначених $x_1, x_2, \ldots, x_n$ надходить на штучний нейрон. Ці вхідні сигнали, в сукупності, позначаються вектором X. Кожний сигнал множиться на відповідну вагу $w_1, w_2, \ldots, w_n$, і надходить на підсумовуючий блок, позначений $\sum$. Кожна вага відповідає силі одного біологічного синоптичного зв'язку (безліч ваг у сукупності позначається вектором W). Підсумовуючий блок, що відповідає тілу біологічного елемента, алгебраїчно складає зважені входи, створюючи вихід, що ми будемо називати NET. У векторних позначеннях це може бути записано: $NET = XW$ [2].

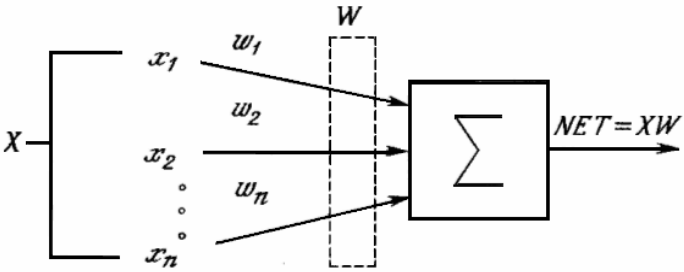

Рис. 1 Штучній нейрон.

Кожний елемент обчислює зважену суму своїх входів X (з вагами W) і виконує нелінійне перетворення F. Таким чином, вихід нейрона вираховується по наступній формулі:

$$S = F(\sum_{i=1}^{N} w_i x_i).$$

На рис. 2 блок, позначений F, приймає сигнал NET і видає вихідний претворений сигнал OUT.

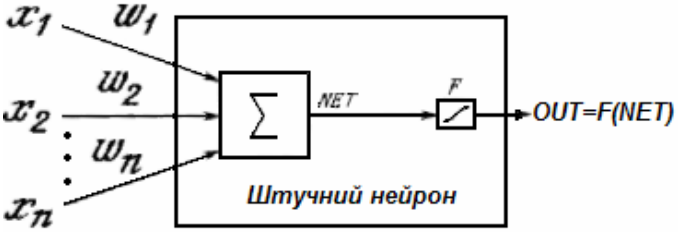

Рис. 2 Штучний нейрон з активаційною функцією.

Але, основний етап роботи з нейромережею – це її навчання. На даному етапі визначаються ваги для кожного нейрона. При навчанні відбувається «прогін» множини прикладів через мережу з корекцією ваг нейронів і із визначенням значень, які подаються на вхід, і значень, які повинні бути отримані на виході нейромережі. У процесі навчання виконується корекція ваг нейронів таким чином, щоб зменшити функцію похибки, яка дорівнює різниці виходу нейромережі й необхідного вихідного значення [1].

В загальному випадку нейронні мережі можуть вирішувати як завдання класифікації (розподілу вхідних прикладів на задане число класів), так і завдання апроксимації (прогнозування безперервних функцій). Другий клас завдань широко застосується при аналізі часових рядів.

Завдання аналізу часових рядів полягає в тому, щоб витягти з них корисну інформацію з кінцевої ціллю пророкування майбутніх значень на основі попередніх. Такий підхід будується на припущенні, що часовий ряд має певну математичну структуру. Ця структура існує в так званому фазовому просторі, координатами якого є незалежні змінні, що описують поводження системи в цілому. Тому головна проблема, яку необхідно вирішити, – це визначення фазового простору (сукупності фазових змінних). Для цього потрібно вибрати найбільш важливі характеристики системи в якості фазових змінних (певні індикатори, показники, індекси тощо).

Нейронні мережі дають додаткові можливості в моделюванні нелінійних явищ і розпізнаванні їхнього хаотичного поводження. Завдяки своїй гнучкості вони можуть «схопити» різноманітні структури у фазовому просторі. Здатність узагальнення й визначення схованих закономірностей є унікальною властивістю нейромереж і дозволяє використовувати їх в складних фінансових задачах, які важко формалізувати.

Прогнозування курсів валют на ринку FOREX. Як вже було зазначено на початку даної роботи, на сьогоднішній день ринок FOREX широко розповсюдився в країнах СНД, в тому числі і в Україні – це обумовлено його високої ліквідністю, малою вартістю входу, доступністю та, головним чином, віртуальністю. Основне завдання будь-якого гравця на такому ринку – купити дешевше й продати дорожче. Чим більші коливання ціни активу (валюти), тим більше є можливостей для проведення виграшних стратегій торгівлі, але при цьому вони автоматично поєднуються з високим ризиком. Ключовим питанням при цьому є визначення напрямку, кількості та якості майбутніх цін на основі минулих даних. Далі, буде викладений приклад прогнозу курсів валют на ринку FOREX – загальний підхід і оцінка результатів прогнозування курсів валют з використанням нейронних мереж.

На ринку FOREX можна проводити прогнозування цін: закриття (Close), максимальної (High) і мінімальної (Low) ціни. Якість одержуваного прогнозу, швидше за все, буде різною для кожної з них. Для підтвердження цього тезису, спочатку, проводиться тренування трьох простих нейромереж, виходи яких і спрогнозують ці ціни. Внутрішній шар кожної навчальної мережі складається із трьох нейронів з нелінійною активаційною (вихідною) функцією [3].

В якості часового ряду береться часовий графік швейцарського франка (CHF), для якого й будувався прогноз. Для тренування було взято 3000 часових барів. Нейромережа навчалася протягом 2000 епох (прохід по множині даних), з використанням методу калібрування. Цей метод припускає розбиття всієї множини прикладів на навчальне й тестове, при цьому навчання відбувається на навчальній множині, а контроль якості прикладів – на тестовій. Використаний метод калібрування є ефективним методом боротьби з «перенавчанням» нейромережі [3]. Після навчання, система може видавати результати прогнозування, які й зображені на рис. 3 – верхня лінія позначає максимальну ціну, середня – ціну закриття, а нижня – мінімальну (вертикальними рисками позначені відхилення в певні моменти часу).

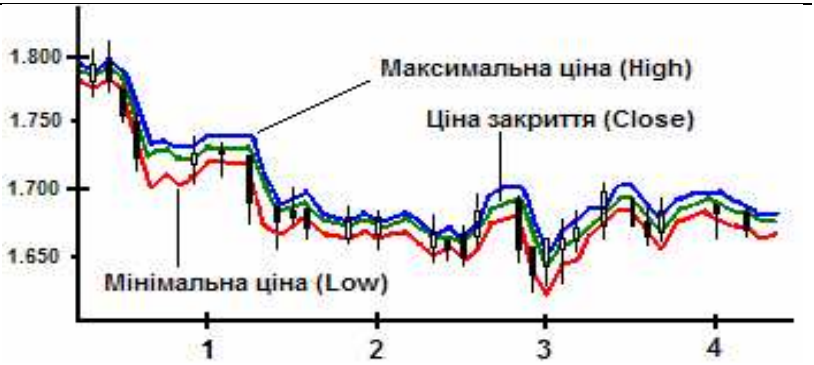

Рис. 3 Результати прогнозування цін на ринку FOREX

Після побудови графіку проводиться статистичний аналіз похибок. Виявляється, що найбільш ефективним є прогнозування максимальної й мінімальної ціни бара. Результати аналізу похибок наведені в таблиці 1.

Найгіршу прогностичність має ціни закриття бара. Для порівняння в таблиці також наведені статистичні характеристики прогнозу, побудованого на повторенні свого попереднього значення. Фактично стандартне відхилення для прогнозу ціни закриття й прогнозу типу «сьогодні як учора» близькі, і із цього можна зробити висновок про погану прогнозованість цін закриття бара – вона майже не прогнозується. Це можна пояснити тим, що при цілодобовому ринку відкриття й закриття бара дають мало інформації про динаміку ринку. Ціна закриття є останньою угодою на прогнозованому інтервалі й тому мало залежить від попередніх значень. Тому, її не слід використовувати як об'єкт прогнозування [3].

Таблиця 1

Результати статистичного аналізу ряду похибок рогнозування

Прогноз	**Дисперсія**	**Відхилення**	**Похибка**
Максимальна (High)	0.0000036174	0.0019019345	0.0000344386
Мінімальна (Low)	0.0000049034	0.0022143565	0.0000400957
Закриття (Close)	0.0000069029	0.0026273376	0.0000475736
«Сьогодні як учора»	0.0000071148	0.0026673511	0.0000482981

Найважливішим моментом при проектуванні нейронної мережі є визначення складу її входів (фазових змінних), які найбільш повно описують поводження системи. При правильно підібраному складі ефективність прогнозування значно підвищиться [3].

До сьогодні, завдання визначення складу входів математично не вирішене, і його рішення проводиться різними евристичними алгоритмами. Один з ефективних (але не дуже розповсюджених) методів визначення множини входів припускає використання карт Кохонена (англ. Self-organizing map, SOM) – змагальна нейронна мережа з навчанням «без вчителя», що виконує завдання кластеризації; є методом проектування багатомірного простору в простір з більше низькою розмірністю. Ця ідея нейронних мереж найкраще підходить для візуалізації багатомірних даних. Особливістю карт Кохонена є подання вихідного шару нейронів у вигляді одномірної або двомірної сітки нейронів, у якій кожний з них має свої координати. Ці координати використовуються при навчанні карти. На практиці, для більшої наочності, сітку розфарбовують за аналогією з топографічними картами (звідси й назва – карти Кохонена) [4],[5].

Така карта, що самоорганізується в процесі навчання, проводить групування вхідних прикладів по схожих групах, тобто вирішує задачу кластеризації багатомірних даних. Це дозволяє зрозуміти внутрішні залежності тимчасового ряду.

Основна ідея використання карт полягає в тому, щоб подати на вхід певну множину індикаторів (майбутніх входів нейромережі) і навчити карту Кохонена на них. Далі проводиться їх візуальний аналіз на предмет пошуку схованих закономірностей, і таким чином визначається оптимальний склад входів нейромережі [4],[5].

Алгоритм навчання мережі можна формалізувати у вигляді математичних формул, але ми не будемо їх наводити, адже метою роботи є не дослідження карт Кохонена, а аналіз самої методології нейромережевого прогнозування, тому нас цікавлять лише якісні, а не кількісні результати.

Кожний із входів (індикаторів) має свою карту. Візуальний аналіз цих карт дає необхідну інформацію експерту. Схожість накреслення карт визначає й схожість індикаторів. Такі входи необхідно дуже акуратно використовувати як входи звичайної нейромережі. Якщо карта має рівномірне зафарбування з декількома «викидами», то такий вхід повинен бути попередньо нормований спеціальний чином, щоб згладити ці області. Якщо поверхня карти сильно порізана і є дуже нерівномірною те, швидше за все, цей вхід не

несе ніякої корисної інформації й треба відмовитися від його використання [4],[5].

Наостанок, зазначимо, що метод карт Кохонена відомий досить давно, адже був запропонований фінським вченим Теуво Кохоненом в 1984 році. Додатково, викладена технологія надає механізми для аналізу часових рядів, таких як «пошук сусідів» і траєкторії руху, але це вже тема зовсім іншої статті.

При використанні будь-якого інструменту аналізу в користувача завжди виникає питання про можливість його застосування в конкретній ситуації. Нейроні мережі не є виключенням, і при їх використанні необхідно пам'ятати про помилки прогнозу. Всі помилки нейронних мереж при прогнозуванні пов'язані з недоліком інформації про систему загалом й подіями, що відбулися всередині прогнозного інтервалу [3].

На рис. 4 наведена типова помилка нейромережевого прогнозу. На початку прогнозованої години почалась інтервенція Європейського банку по євро, що призвело до сильної зміни курсу швейцарського франка. Помилка прогнозу склала дуже велику величину. Це обумовлено тим, що нейромережа при розрахунку прогнозу «не знала» про інтервенцію, що почалась. При розрахунку на наступні бари нейромережа врахувала інформацію про інтервенцію у вигляді цін на останній бар, і прогнози значно покращились. Фактично нейромережа правильно спрогнозувала «перехідний» процес після інтервенції Європейського банку по євро [3].

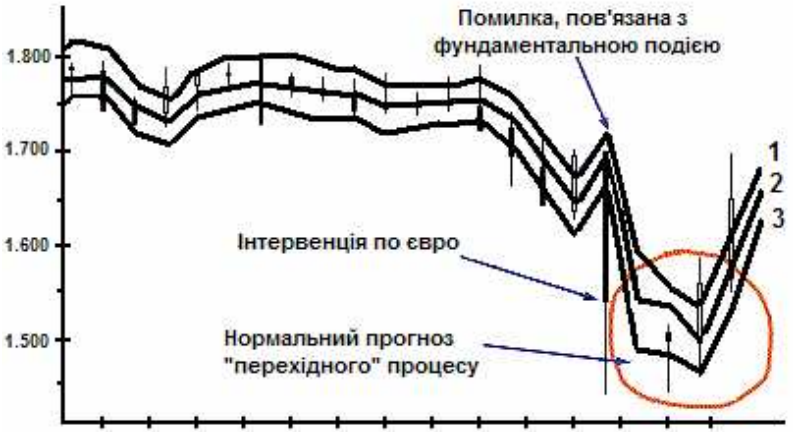

Рис. 4 Типова помилка нейромережевого прогнозування на фінансовому ринку.

Для зменшення такого роду помилок необхідно надавати додаткову інформацію на вхід нейромережі про фундаментальні події, що відбуваються на ринку (або в навколишньому середовищі). Одним зі способів вирішення такої проблеми є використання технології ExpertLine. При її використанні на вхід крім стандартного набору визначених даних-показників подається суб'єктивна думка трейдера про ситуацію на ринку. Використання технології ExpertLine дозволяє одержати дуже невеликі помилки прогнозів і коректувати прогнози з урахуванням розвитку ситуації на ринку [3].

Наостанок скажемо декілька слів, стосовно інструментарію, який може бути використаний для нейромережевого прогнозування. Є безліч спеціалізованих програм, призначених для роботи з нейромережами, одні з яких є більш-менш універсальними, а інші – вузькоспеціалізованими.

MATLAB – настільна лабораторія для математичних обчислень, проектування схем і моделювання економічних систем. Має вбудовану мову програмування й досить великий інструментарій для нейронних мереж – Anfis Editor (навчання, створення, тренування й розробка графічного інтерфейсу), командний інтерфейс для програмного завдання мереж, nnTool – для більше тонкого налаштування мережі [6],[7].

STATISTICA – потужне програмне забезпечення для аналізу даних і пошуку статистичних закономірностей. У даному пакеті робота з нейромережами представлена в модулі Neural Networks (скорочено, ST Neural Networks, нейронно-мережний пакет фірми StatSoft) , що представляє собою реалізацію всього набору нейромережевих методів аналізу даних [6],[7].

BrainMaker Pro – призначений для вирішення завдань, для яких поки не знайдені формальні методи й алгоритми, а вхідні дані неповні й суперечливі. До таких завдань ставляться біржове й фінансове прогнозування, моделювання кризових ситуацій, розпізнавання образів тощо [6],[7].

NeuroShell Day Trader – нейромережева система, що враховує специфічні потреби трейдерів і досить легка в користуванні. Програма є вузькоспеціалізованою і підходить лише для торгівлі, а по своїй суті занадто близька до «чорної скриньки» [6],[7].

До речі, наведений вище приклад прогнозування курсів валют на ринку FOREX був реалізований за допомогою нейромережевого пакету BrainMaker Pro.

Висновки. Такими чином, проведений аналіз свідчить, що нейронні мережі є дуже потужним інструментом для роботи на фінансових ринках і, потенційно, можуть видавати прогнози фантастичної точності. Саме про це кажуть більшість теоретичних робіт з нейромережемої тематики, після ознайомлення з якими виникає відчуття, що нейромережі (в усіх сферах діяльності) є майже панацеєю. Але при цьому, на практиці, ми бачимо зовсім іншу картину – нейромережі досі дуже повільно входять в аналітичний інструментарій корпорацій та фірм. Причина цьому проста і полягає в тому, що безперечні виграші та прибутки, від застосування нейромереж даються не меншими (а іноді, навіть і більшими) затратами ресурсів. Ці факти, більшість теоретиків нейротехнологій воліє замовчувати або делікатно обійти при висвітленні безперечних переваг, які надають нейромережі своїм користувачам.

По-перше, для освоєння цієї технології потрібно витратити багато найціннішого ресурсу – часу. Адже, як показує досвід, нейронні мережі, при всій зовнішній простоті користувацького інтерфейсу програмного забезпечення – інструмент тонкий і починає «слухатися» своїх власників лише через 2-3 тижні інтенсивного освоєння і «звикання». Необхідні й фахові спеціалісти-аналітики, які будуть цілеспрямовано вивчати й адмініструвати процес нейромережевого прогнозування. На все це накладається той факт, що рішення фактично приймає «чорна скринька», правильна робота якої, в свою чергу, залежить від правильного кількісного та якісного вибору і опрацювання вхідних даних (цей етап відіграє вирішальну роль для прогнозування даних і повністю перекладається на плечі фахівців). В таких системах виявлення можливих помилок чи неточностей (аналітичних, не кажучи вже про технічні) може забрати багато часу, якого, особливо на динамічних і мінливих фінансових ринках, ніколи не вистачає.

По-друге, робота по впровадженню нейронних мереж справа не з дешевих. Можна, звичайно, працювати з недорогими, так званими «студентськими», версіями нейропакетів, однак для вирішення серйозних практичних завдань необхідні потужні професійні продукти, розроблені спеціально під конкретний клас задач (наприклад, фінансових). Купівля, встановлення та підтримка такого програмного забезпечення є важким матеріальних тягарем навіть для

потужних та заможних компаній. Негатив підсилюється тим, що нейронні мережі не здатні забезпечувати миттєвий результат одразу після свого впровадження, а потребують попереднього налаштування та «навчання», а такі затримки є неприйнятним для багатьох менеджерів.

Досить цікавою і дещо несподіваною видається думка практиків, які мали змогу працювати з цією технологією в «польових» умовах при вирішенні реальних задач прогнозування в сфері електронної комерції. Більшість із них сходиться до думки, що використання нейронних мереж для прогнозування курсу й навіть напрямку курсу виявляється менш ефективним, ніж застосування класичних (і простіших) методів технічного аналізу. Прогнози щодо простих мереж не перевершують 70-75%. Звичайно, прогноз близько 70% на тижневому інтервалі можна вважати вкрай вдалим результатом, при цьому на «хвилинах» це ніщо. В ідентичних задачах, регресійні методи прогнозування, індикатори MACD[1] чи OsMA[2] видають не гірші результати із меншими затратами. Для одержання якості прогнозування 70% і вище треба самостійно вибудовувати дуже складні структури, що самонавчаються (як мінімум, за допомогою пакетів MATLAB або SNNS – Stuttgart Neural Network Simulator) які б враховували специфічні показники та індикатори конкретної сфери. А на це можна витратити місяці роботи й не факт, що все буде працювати адекватно поставленим задачам.

Іншими словами, нейромережі доцільно застосовувати для вирішення конкретної, чітко сформульованої задачі, яка важко описується статистичними або математичними способами. Дуже ефективно можна застосовувати класифікаційні мережі й мережі по розпізнаванню образів для кластеризації й виокремлення даних. Але при цьому, для якісного освоєння технології нейромережевого прогнозування потрібно дуже багато експериментувати – справа варта заходу, особливо в тих ситуаціях, де навіть невелика перевага над конкурентами може дати вагомий результат-виграш.

[1] MACD (від англ. Moving Average Convergence/Divergence) – індикатор, що використовується у технічному аналізі для оцінки й прогнозування коливань цін на фондовій і валютній біржах.

[2] OsMA (від англ. Moving Average of Oscillator) – індикатор, що розраховується в загальному вигляді як різниця між осцилятором і ковзної середньої по осцилятору; іноді, в якості осцилятора використовується індикатор MACD.

Виходячи зі сказаного вище, можна визначити місце нейронних мереж в арсеналі сучасних фінансових інструментів – це підказувач для аналітика. Нейронна мережа не є ефективною сама по собі, однак в поєднанні з іншими методами прогнозування й злагодженою роботою досвідчених брокерів вона може суттєво підвищити точність результатів прогнозування, звичайно, за умови, якщо ви маєте в своєму розпорядженні необхідні ресурси для оволодіння цим інструментом.

Література

Ежов А.А., Шумский С.А. Нейрокомпьютинг и его применения в экономике и бизнесе. – М.: МИФИ, 1998. – 222 с.

Уоссерман Ф. Нейрокомпьютерная техника: теория и практика. – М.: Мир, 1992. – 240 с.

Панфилов П. Прогнозирование курсов валют на рынке FOREX // Современный трейдинг. – 2002. – №1. – с. 16-19.

Дебок Г., Кохонен Т. Анализ финансовых данных с помощью самоорганизующихся карт. – М.: Альпина Паблишер, 2001. – 317 с.

T. Kohonen. Self-Organizing Maps (Third Extended Edition). NY: Springer, 2001. – 501 p.

Шашев С. Прогнозирование цен с помощью нейронных сетей // MQL4: статьи по автоматическим торговым стратегиям и тестированию торговых стратегий в MetaTrader. – 2007. http://articles.mql4.com/ru/.

Shashev S. Price Forecasting Using Neural Networks // MQL4: automated forex trading articles and strategy tester with MetaTrader. – 2007. http://articles.mql4.com/en/.