УДК 005.8:005.41

Л.М. Добровська, канд. пед. наук, **І.А. Добровська**
Национальный технический университет Украины «Киевский политехнический институт»,
ул. Политехническая, 16, корпус 12, г. Киев, 03056, Украина.

Можливості класифікатора зображень на основі ART1-мережі

Щоб створити систему розпізнавання медичних зображень, необхідно враховувати діапазон можливих перетворень вхідного сигналу, що надходить від об'єкта спостереження. У зв'язку з цим основною вимогою для розпізнавання образів є створення такого класифікатора, який був би інваріантним щодо різних трансформацій. Задачу класифікації зображень розв'язували експериментально в середовищі системи MATLAB. Встановили, що 1) під час класифікації зображень за наявності не більше 40 % шуму АРТ1-мережа обирає зафіксований в асоціативній пам'яті вектор-прототип, який найбільше корелює з ним; 2) асоціативна пам'ять на основі АРТ1-мережі за ефективністю еквівалентна асоціативній пам'яті у вигляді бінарного одношарового лінійного асоціатора на основі псевдооберненого правила; вона не здатна виконувати функції інваріантного класифікатора.

Бібл.6, рис. 5, табл. 6.

Ключові слова: *нейронні мережі; АРТ1-мережа; алгоритм навчання.*

Вступ

Проблема розробки ефективних класифікаторів медичних зображень залишається актуальною і в наш час. Багато досліджень спрямовані на розробку методів аналізу цих зображень, серед яких методи на основі нейронних мереж (НМ). Проблемою використання НМ для класифікації зображень займаються вчені в багатьох країнах світу. Багато з них досліджували комп'ютерні асоціації, зокрема Т. Кохонен, Дж. Андерсон, Ст. Гроссберг, Дж. Хопфілд та інші [2].

Бінарні асоціативні запам'ятовуючі пристрої – це клас НМ, здатних виконувати асоціативні відображення в просторі бінарних векторів. Пам'ять таких пристроїв, зазвичай, має вигляд множини точок стійкої рівноваги. Розглянемо модифікований тип конкуруючого навчання, який називають теорією адаптивних резонансів (ART), що був розроблений для вирішення проблеми стабілізації процесу навчання. Алгоритм навчання АРТ1-мережі реалізує асоціативну пам'ять. Г. Карпентер і Ст. Гроссберг показали, що ART1-алгоритм завжди формує стабільні кластери для будь-яких множин вхідних образів [4].

Аналіз літературних даних та постановка проблеми

Основна проблема мереж Гроссберга та конкуруючих мереж полягає в тому, що вони не завжди формують стійкі кластери. Ст. Гроссберг показав [2]:

1. Якщо кількість вхідних образів не достатньо велика, або якщо вони утворюють кластери, кількість яких приблизно дорівнює кількості нейронів у другому шарі, то процес навчання стабілізується;

2. Стандартні конкуруючі мережі не мають стабільного навчання, якщо вхідні значення є випадковими; нестабільність навчання виникає через здатність мережі пристосовуватися (гнучкість мережі). Ст. Гроссберг назвав цю проблему проблемою «стабільності/гнучкості».

Відомо, що біологічні системи у цьому сенсі є стабільними. Наприклад, людина може з легкістю впізнати обличчя своєї матері, навіть якщо не бачила її тривалий час і зустріла багато нових людей.

Досліджуючи проблему «стабільності/гнучкості», Ст. Гроссберг і Г. Карпентер розробили «теорію адаптивних резонансів». Мережі ART базуються на мережах Гроссберга.

Асоціативна пам'ять (АП) – це пам'ять, яка навчається на основі асоціацій (подібно до мозку живих істот). Всі моделі пізнання у певній формі використовують АП. В роботі асоціативної пам'яті виокремлюють два етапи: 1) етап запам'ятовування, який відповідає процесу навчання мережі; 2) етап відновлення, який включає визначення образу, збереженого в пам'яті мережі, як відповідь на введення в мережу спотвореної (або не спотвореної) версії образа-ключа.

Кількість образів, які зберігаються у асоціативній пам'яті, є мірою ємності пам'яті мережі. При побудові асоціативної пам'яті бажано максимально збільшити її ємність і переконатися, що більшість образів, які зберігаються у цій пам'яті, відновлюється коректно. Інформаційна ємність асоціативної пам'яті вимірюється у процентах від загальної кількості нейронів мережі.

© Добровська Л.М., Добровська І.А., 2016

Для налаштування НМ, призначених для розв'язання задач автоасоціативної пам'яті, можна використати ART1-мережі.

Алгоритм навчання ART1-мережі [3,4]. Алгоритм розпочинається з ініціалізації вагових матриць $\mathbf{W}^{1:2}$ і $\mathbf{W}^{2:1}$. Початкові значення елементів матриці $\mathbf{W}^{2:1}$ вважають рівними одиниці; параметр $\rho \le 1$, а параметр $\zeta \ge 1$ (наприклад, $\zeta=2$). Таким чином, на початку алгоритму нейрон у другому шарі виграє змагання, відбувається резонанс, оскільки $\mathbf{y}^1=\mathbf{p} \cap {}_j\mathbf{w}^{2:1}=\mathbf{p}$, звідки $\frac{\|\mathbf{y}^1\|^2}{\|\mathbf{p}\|^2}=1>\rho$. Це означає, що будь-який ненавчений стовпчик матриці $\mathbf{W}^{2:1}$ можна об'єднати з вхідним вектором. Оскільки рядки матриці $\mathbf{W}^{1:2}$ повинні збігатися з нормалізованими стовпчиками матриці $\mathbf{W}^{2:1}$, то для кожного елемента початкової матриці $\mathbf{W}^{1:2}$ встановлюється значенні $\frac{\zeta}{\left(\zeta + S^1 - 1\right)}$.

Алгоритм навчання включає такі кроки:

Крок 1. До мережі подаються вхідні вектори. На етапі ініціалізації, поки другий шар неактивований, тобто всі $y_i^2=0$, вихід першого шару $\mathbf{y}^1=\mathbf{p}$.

Крок 2. Обчислюються входи другого шару $\mathbf{W}^{1:2}$ $\mathbf{y}^1$, і нейрон другого шару з найбільшим входом стає активним:

$$y_i^2 = \begin{cases} 1, \text{ якщо } ({}_i\mathbf{w}^{1:2})^{\mathrm{T}}\mathbf{y}^1 = \max_k\left(\left({}_k\mathbf{w}^{1:2}\right)^{\mathrm{T}}\mathbf{y}^1\right); \\ 0 \text{ в інших випадках.} \end{cases}$$

Якщо перемагає декілька нейронів, то переможцем оголошується нейрон з найменшим значенням індексу (номера).

Крок 3. Обчислюються очікування зв'язку L2–L1; якщо j-й нейрон другого шару активний, одержимо $\mathbf{W}^{2:1}$ $y^2={}_j\mathbf{w}^{2:1}$.

Крок 4. Якщо другий шар активований, то вихід першого шару пристосовується до очікування: $\mathbf{y}^1=\mathbf{p} \cap {}_j\mathbf{w}^{2:1}$.

Крок 5. Підсистема орієнтації визначає наскільки вхідний вектор відповідає очікуванню:

$$y^0 = \begin{cases} 1, \text{ якщо } \frac{\|\mathbf{y}^1\|^2}{\|\mathbf{p}\|^2} < \rho; \\ 0 \text{ в інших випадках.} \end{cases}$$

Крок 6. Якщо $y^0=1$, то встановлюється значення $y_j^2=0$, яке зберігаємо, поки не трапиться відповідний збіг між очікуванням та вхідним вектором (резонанс), тоді повертаємося до кроку 1. Якщо $y^0=0$, переходимо до кроку 7.

Крок 7. У випадку одержання резонансу оновлюється j-й рядок матриці $\mathbf{W}^{1:2}$:

$${}_j\mathbf{w}^{2:1}(t) = \frac{\zeta\mathbf{y}^1}{\zeta + \|\mathbf{y}^1\|^2 - 1}.$$

Крок 8. Оновлюється j-й стовпчик матриці $\mathbf{W}^{2:1}$: ${}_j\mathbf{w}^{2:1}=\mathbf{y}^1$.

Крок 9. Вхід видаляється, відновлюються всі пригнічені нейрони другого шару, переходимо до кроку 1 з новим входом. Вхідні вектори продовжують надходити до мережі, поки вага не припинить змінюватися.

Доцільність використання класифікаторів зображень на основі ART1-мережі не викликає сумніву, але цікаво визначити їхні можливості.

Ціль та задачі дослідження

Метою роботи є дослідження APT1-мережі, а саме:

1) впливу параметру пильності на процес навчання - налаштування ваги таки чином, щоб мінімізувати суму квадратів похибок:

$$F(\mathbf{W}) = \sum_{q=1}^{Q}\left\|\mathbf{t}_q - \mathbf{W}^{1:2}\mathbf{p}_q\right\|^2;$$

2) можливості APT1-мережі виконувати функції інваріантного класифікатора.

Постановка задачі (класифікація зображень у вигляді бінарних векторів з елементами «1», «0» за наявності не більше 40 % шуму).

Нехай на основі множини навчання у вигляді Q пар даних вхід-вихід $\{(\mathbf{p}_1, \mathbf{t}_1); \ldots; (\mathbf{p}_Q, \mathbf{t}_Q)\}$ мережа визначає вагову матрицю $\mathbf{W}^{1:2}$ таким чином, що якщо на вхід мережі подається вектор $\mathbf{p}=\mathbf{p}_k$, то вихід становитиме $\mathbf{y}=\mathbf{t}_k$ для k=1, ..., Q. Для збереження множини образів використаємо автоасоціативну пам'ять на основі APT1-мережі, для якої виконується така умова: цільовий вектор дорівнює вхідному $\mathbf{t}_k=\mathbf{p}_k$. Якщо на вхід мережі подаються змінені не більше ніж на 40% образи, то автоасоціативна пам'ять має їх відтворити.

Сформульовану задачу класифікації зображень розв'язуємо експериментально в середовищі системи MATLAB.

Зазвичай, вагу налаштовують таки чином, щоб мінімізувати суму квадратів похибок F(**W**). Вагову матрицю $\mathbf{W}^{1:2}$, яка мінімізує функціонал F(**W**) визначаємо, використовуючи ART1-мережу.

Основна ідея ART-мереж ґрунтується на використанні «очікувань», коли кожний вхідний вектор порівнюється з векторами-прототипами:

© Добровська Л.М., Добровська І.А., 2016

якщо вектор-прототип і вхідний вектор подібні, то цей вектор-прототип є очікуванням. Отримавши вектор на вході, мережа повинна визначити вектор-прототип, який найбільше схожий на нього.

Опис експериментального дослідження

Дослідження проводилося в два етапи.

Перший етап дослідження спрямований на вивчення:

1) впливу параметру пильності ρ на формування вагової матриці $\mathbf{W}^{1:2}$;

2) особливостей функціонування ART1-мережі.

Параметр пильності ρ впливає на якість сформованих і збережених у ваговій матриці $\mathbf{W}^{1:2}$ мережі кластерів векторів-прототипів з множини навчання $\{\mathbf{p}_1, \ldots, \mathbf{p}_Q\}$, де кожний вектор $\mathbf{p}_i$ складається з R елементів (тобто $\mathbf{p}_i \in \Re^R$).

Другий етап дослідження спрямований на вивчення можливості включення інваріантів у АРТ1-мережу в результаті навчання.

Структура НМ має містити апріорну інформацію та інваріанти - це спрощує архітектуру мережі та процес її навчання. Щоб створити систему розпізнавання медичних зображень необхідно враховувати діапазон можливих трансформацій (перетворень) вхідного сигналу, що надходить від об'єкта спостереження. У зв'язку з цим, основною вимогою для розпізнавання образів є створення такого класифікатора, який був би інваріантним (незмінним) щодо вказаних трансформацій.

Серед найпоширеніших прийомів забезпечення інваріантності щодо трансформацій вхідного сигналу на основі НМ можна виділити [5]: структурну інваріантність, інваріантність у результаті навчання, використання інваріантних ознак.

Структурна інваріантність забезпечується за допомогою структуризації. Зокрема, синаптичні зв'язки між окремими нейронами мережі будуються таким чином, щоб трансформовані версії одного сигналу викликали однаковий вихідний сигнал.

Інваріантність у результаті навчання. Мережа навчається на множині прикладів одного й того самого об'єкта, при цьому в кожному прикладі об'єкт подається в дещо зміненому вигляді (наприклад, зображення об'єкта з різних ракурсів). Якщо таких прикладів багато і нейронна мережа навчена розрізняти різні ракурси об'єкта, то можна очікувати, що ці дані будуть узагальнені й мережа зможе розпізнавати ракурси об'єкта, які не використовувалися під час навчання. Проте з технічного погляду інваріантність у результаті навчання має два недоліки:

1) якщо НМ була навчена розпізнавати трансформації об'єктів деякого класу, то вона не обов'язково буде інваріантною по відношенню до трансформацій об'єктів інших класів;

2) таке навчання потребує дуже багато ресурсів, особливо якщо розмірність простору ознак велика.

Використання інваріантних ознак. Третій метод створення інваріантного класифікатора на основі НМ ґрунтується на такому припущенні: із вхідного сигналу можна виділити ознаки, що описують найважливішу інформацію у вигляді множини даних, які є інваріантними (постійними) щодо трансформацій вхідного сигналу. Для використання інваріантних ознак у НМ не потрібно зберігати зайву інформацію, яка описує трансформації об'єкта, а відмінності між різними екземплярами одного об'єкта можуть спричинити тільки випадкові фактори (наприклад, шум). Використання простору інваріантних ознак має такі переваги:

1) зменшується кількість ознак, що надходять до НМ;

2) послаблюються вимоги до структури мережі;

3) гарантується інваріантність усіх об'єктів щодо відомих трансформацій.

Результати експериментального дослідження

Під час першого етапу дослідження розглянуто особливості функціонування ART1-мережі при різних значеннях параметру пильності ρ (рис. 1). Дослідження показало, що якщо кількість кластерів S2=Q, а $\rho : 0{,}8 \le \rho \le 1$, то, зазвичай, всі вектори-прототипи образів фіксуються у вигляді рядків вагової матриці W1:2. Чим ближче значення параметру пильності до «1», тим вища якість сформованих кластерів. Вхідний вектор повинен розміщуватися найближче до визначеного і зафіксованого у асоціативній пам'яті вектора-прототипа з множини навчання, щоб бути включеним до групи цього вектора-прототипа. Коли значення параметру пильності є близьким до «0», різні вектори-прототипи з множини навчання, зазвичай, входять до однієї групи і виконується неправильна класифікація. Отже, параметр пильності регулює якість класифікації.

Під час дослідження особливостей функціонування ART1-мережі (рис. 1) ми зафіксували в асоціативній пам'яті вектори-прототипи, які майже не корелюють між собою (рис. 1, в; табл. 1.1).

© Добровська Л.М., Добровська І.А., 2016

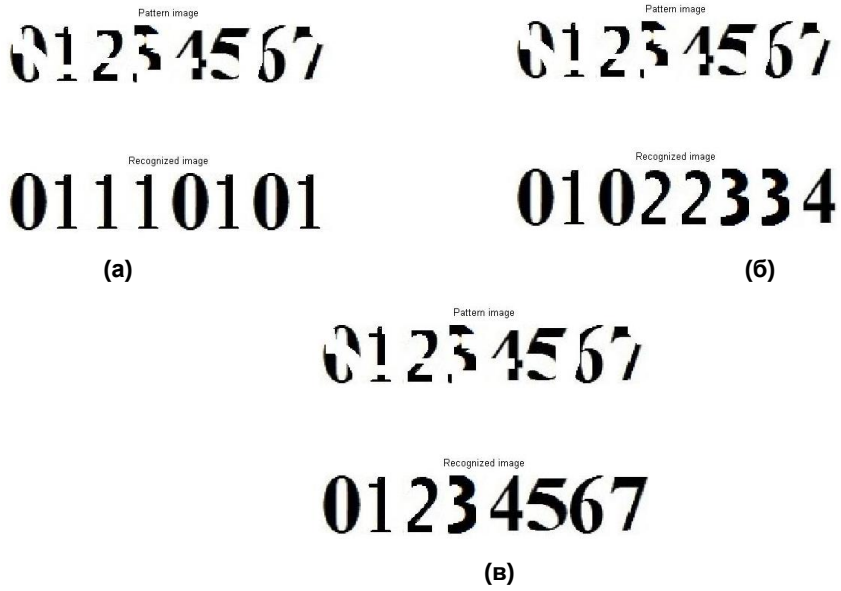


Рис. 1. Вплив параметру пильності ρ на якість класифікації зображень цифр від 0 до 7: (а) ρ =0,1; (б) ρ =0,5; (в) 0,75 ≤ ρ ≤ 1

Після формування асоціативної пам'яті та введення спотворених образів (якщо на вхід мережі подаються змінені не більше ніж на 40% образи) система обирає вектор-прототип, який найбільше корелює з ним (табл. 1.2).

Таблиця 1.1. Значення коефіцієнтів кореляції між векторами-прототипами в асоціативній пам'яті

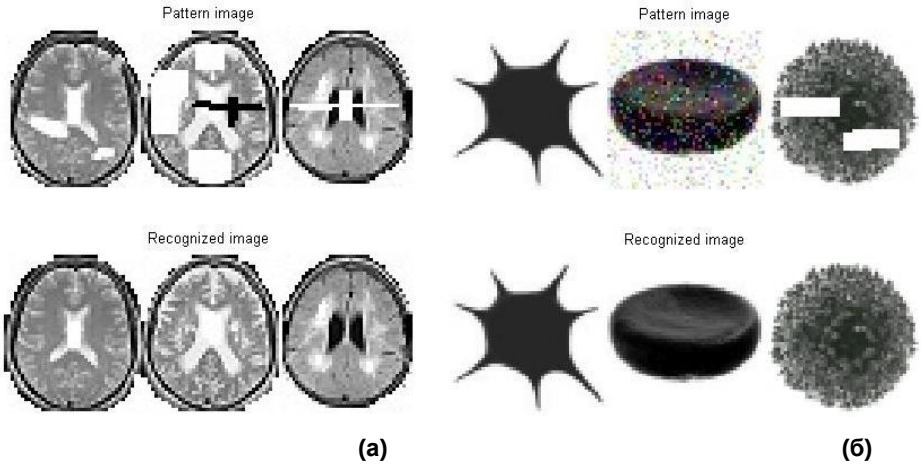
	Вектор «0»	Вектор «1»	Вектор «2»	Вектор «3»	Вектор «4»	Вектор «5»	Вектор «6»	Вектор «7»
Вектор «0»	1	-0,264	0,146	-0,120	0,239	0,235	0,423	-0,019
Вектор «1»	-0,264	1	0,217	0,380	-0,105	0,058	-0,077	0,233
Вектор «2»	0,146	0,217	1	0,302	0,205	0,190	0,046	0,394
Вектор «3»	-0,120	0,380	0,302	1	0,195	0,151	0,095	0,305
Вектор «4»	0,239	-0,105	0,205	0,195	1	0,035	0,220	0,150
Вектор «5»	0,235	0,058	0,190	0,151	0,035	1	0,210	0,168
Вектор «6»	0,423	-0,077	0,046	0,095	0,220	0,210	1	-0,125
Вектор «7»	-0,019	0,233	0,394	0,305	0,150	0,168	-0,125	1

Таблиця 1.2. Значення коефіцієнтів кореляції між векторами-прототипами(recognized image) та спотвореними образами (pattern image)

	Образ «0»	Образ «1»	Образ «2»	Образ «3»	Образ «4»	Образ «5»	Образ «6»	Образ «7»
Вектор «0»	0,659	-0,202	0,1560	-0,073	0,234	0,096	0,235	-0,078
Вектор «1»	-0,155	0,870	0,129	0,211	-0,147	0,155	0,047	0,296
Вектор «2»	0,278	0,223	0,900	0,126	0,223	0,292	0,167	0,241
Вектор «3»	-0,077	0,339	0,265	0,676	0,229	0,265	0,269	0,322
Вектор «4»	0,182	-0,086	0,201	0,106	0,780	-0,044	0,273	0,035
Вектор «5»	-0,121	0,114	0,187	0,174	0,177	0,824	0,214	0,048
Вектор «6»	0,229	-0,036	0,078	0,120	0,128	0,205	0,750	-0,079
Вектор «7»	0,037	0,104	0,308	0,305	0,104	0,276	0,019	0,762

Розглянемо рис. 2, а: мережа фіксує відповідні вектори-прототипи (табл. 2.1), а після формування асоціативної пам'яті та введення спотворених образів система обирає вектор-прототип, який найбільше корелює з ним (табл. 2.2). Розглянемо рис. 2, б: мережа фіксує відповідні вектори-прототипи (табл. 3.1), а після формування асоціативної пам'яті та введення спотворених образів система обирає вектор-прототип, який найбільше корелює з ним (табл. 3.2).

© Добровська Л.М., Добровська І.А., 2016



(а) **(б)**

Рис. 2. Класифікація медичних зображень (а, б) розміру [n×m]; n ∈ [30, 50]; m ∈ [45, 50] (знизу – зафіксовані вектори-прототипи, які формують АП; зверху – образи, які підлягають розпізнаванню)

Таблиця 2.1. Значення коефіцієнтів кореляції між векторами-прототипами в асоціативній пам'яті

	Вектор «1»	Вектор «2»	Вектор «3»
Вектор «1»	1	0,4542	0,1957
Вектор «2»	0,4542	1	0,2085
Вектор «3»	0,1957	0,2085	1

Таблиця 2.2. Значення коефіцієнтів кореляції між векторами-прототипами та спотвореними образами

	Образ 1	Образ 2	Образ 3
Вектор-прототип 1	0,8544	0,3980	0,2238
Вектор-прототип 2	0,4217	0,7772	0,2338
Вектор-прототип 3	0,2045	0,2006	0,9575

Таблиця 3.1. Значення коефіцієнтів кореляції між векторами-прототипами в асоціативній пам'яті

	Вектор-прототип 1	Вектор-прототип 2	Вектор-прототип 3
Вектор-прототип 1	1	0,5971	0,5330
Вектор-прототип 2	0,5971	1	0,6331
Вектор-прототип 3	0,5330	0,6331	1

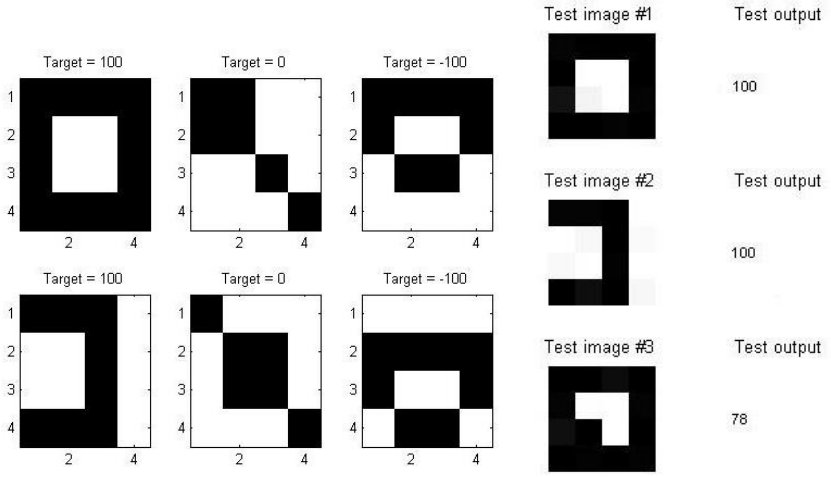
Таблиця 3.2. Значення коефіцієнтів кореляції між векторами-прототипами та спотвореними образами

	Образ 1	Образ 2	Образ 3
Вектор-прототип 1	1,0000	0,5908	0,3636
Вектор-прототип 2	0,5971	0,9712	0,4573
Вектор-прототип 3	0,5330	0,6177	0,8309

Другий етап дослідження був спрямований на вивчення можливості включення інваріантів у АРТ1-мережу в результаті навчання.

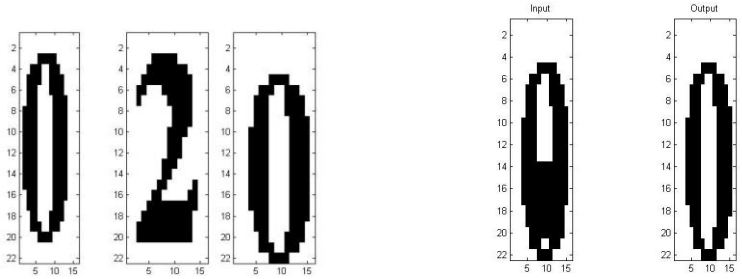
Здатність НМ класифікувати образи можна використовувати для забезпечення інваріантності мережі щодо трансформацій. Можливість включення інваріантів у мережу в результаті навчання ілюструє Приклад 1 (рис. 3). Цей приклад зображує дослідження Відроу-Хоффа, проведене на одношаровій мережі АДАЛІН (АДАптивний ЛІнійний Нейрон) із правилом навчання LMS (Least Mean Square – найменше середньоквадратичне): серед векторів-прототипів можна виділити як зображення зі зсувом на 1÷2 пікселі вправо, вліво, вверх, вниз або по діагоналі, так і без зсуву. Дослідження можливостей включення інваріантів у мережу, проведене на основі лінійного асоціатора із псевдообернем правилом навчання, ілюструє Приклад 2 (рис.4). Відомо, що для лінійного асоціатора, якщо множина векторів-прототипів образів не є ортогональною, правило Хебба $\mathbf{W}^{new} = \mathbf{W}^{old} + \mathbf{t}_k\mathbf{p}_k^T$ породжує деякі похибки. Існують процедури, використання яких зменшує ці похибки. Однією з таких процедур є псевдообернене правило [1] $\mathbf{W} = \mathbf{TP}^+$, де $\mathbf{P}^+$ – псевдообернення матриці $\mathbf{P}=[\mathbf{p}_1 \ldots \mathbf{p}_Q]$.

© Добровська Л.М., Добровська І.А., 2016



(а) **(б)**

Рис. 3. Класифікація зображень на основі одношарової мережі АДАЛІН із правилом навчання LMS: (а) - зафіксовані в системі вектори-прототипи; (б) – результат розпізнавання трьох вхідних образів

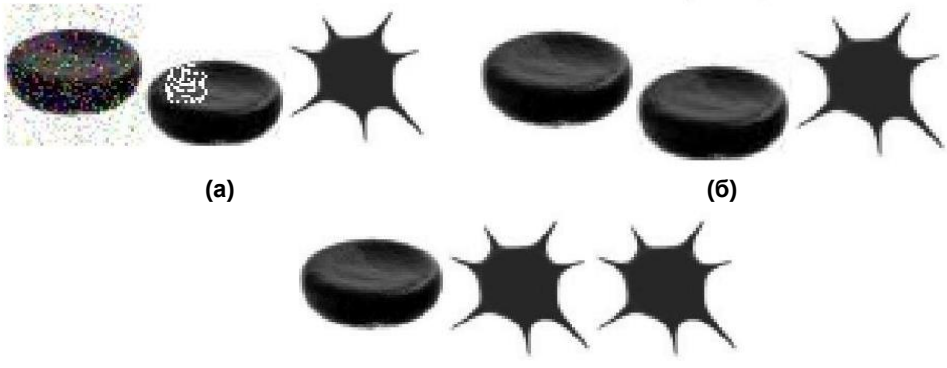


(а) **(б)**

Рис. 4. Класифікація зображень на основі одношарової мережі АДАЛІН із псевдооберненим правилом навчання: (а) – зафіксовані в системі вектори-прототипи (третій образ є трансформацією першого за допомогою зсувів), (б) – результат розпізнавання вхідного образу

Якщо кількість рядків матриці P більша за кількість її стовпчиків, і стовчики матриці P незалежні, то псевдообернену матрицю можна обчислити за формулою: $\mathbf{P}+=(\mathbf{P}^T\ \mathbf{P})^{-1}\mathbf{P}^T$. При цьому для визначення оберненої матриці можна застосувати метод облямування [6]. Псевдообернене правило налаштовує вагу таки чином, щоб мінімізувати суму квадратів похибок: $F(\mathbf{W}) = \sum_{q=1}^{Q} \left\| \mathbf{t}_q - f(\mathbf{W}\mathbf{p}_q) \right\|^2$, якщо f має вигляд лінійної функції активації: f(u) = u.

У наведеному на рис. 5 прикладі сформовано асоціативну пам'ять на основі АРТ1-мережі: маємо три кластери векторів-прототипів із зображенням двох біологічних образів (без та із зсувом).



(а) **(б)**

(в)

Рис. 5. Класифікація зображень: (а) задані образи; (б) правильний результат розпізнавання (АП містить три вектори-прототипи); (в) неправильний результат розпізнавання (АП містить два вектори-прототипи)

© Добровська Л.М., Добровська І.А., 2016

Обговорення результатів

Аналіз результатів, одержаних на першому етапі дослідження (табл. 1.2, 2.2, 3.2 зі значеннями коефіцієнтів кореляції між векторами-прототипами асоціативної пам'яті та спотвореними образами за наявності не більше 40 % шуму) свідчить, що під час класифікації зображення АРТ1-мережа обирає вектор-прототип, який найбільше корелює з ним.

Найкращий результат класифікації зображень можна отримати за умови, що значення параметру пильності ρ : $0{,}8 \le \rho \le 1{,}0$. При побудові асоціативної пам'яті на основі АРТ1-мережі максимальна її ємність має місце при $\rho = 1{,}0$ (в цьому випадку всі образи, які зберігаються у цій пам'яті, відновлюються коректно).

Аналіз результатів другого етапу дослідження, який був спрямований на вивчення можливості включення інваріантів у АРТ1-мережу в результаті навчання, свідчить, що під час класифікації зображення АРТ1-мережа не була навчена розпізнавати трансформації об'єктів деякого класу.

Програмна реалізація

Інструментом для розв'язання поставленої задачі є система MATLAB. Класифікатори зображень на основі АРТ1-мережі (двошарового автоасоціатора) та лінійного асоціатора на основі псевдообернего правила навчання (з використанням методу облямування) реалізовано у вигляді m-файлів.

Висновки

I. Параметр пильності відповідає за якість класифікації зображень: чим ближче значення параметру пильності до одиниці, тим вища якість.

II. Під час класифікації зображення за наявності не більше 40 % шуму АРТ1-мережа обирає вектор-прототип, який найбільше корелює з ним.

III. Щоб створити систему розпізнавання медичних зображень, необхідно враховувати діапазон можливих перетворень вхідного сигналу, що надходить від об'єкта спостереження. У зв'язку з цим основною вимогою для розпізнавання образів є створення такого класифікатора, який був би інваріантним (незмінним) щодо вказаних трансформацій.

IV. Асоціативна пам'ять на основі АРТ1-мережі за ефективністю еквівалентна асоціативній пам'яті у вигляді бінарного одношарового лінійного асоціатора на основі псевдообернего правила. Вони не здатні виконувати функції інваріантного класифікатора (інваріантні зображення можна фіксувати в асоціативній пам'яті як відповідні вектори-прототипи).

Надалі планується дослідити ефективність інших класифікаторів зображень на основі НМ.

Список використаних джерел

1. *Albert A.* Regression and the Moore-Penrose Pseudoinverse. - New York: Academic Press, 1972. – 180 p.
2. *Grossberg S.* A massively parallel architecture for a self-organizing neural pattern recognition machine / G. A. Carpenter, S. Grossberg // Computer Vision, Graphics, and Image Processing, vol. 37, 1987. - pp. 54 – 115
3. *Hagan Martin T.* Neural Network Design / T. Martin Hagan, B. Howard Demuth, Mar k. Beale – USA : Colorado University Bookstore, 2002. – 734 p.
4. *Добровська Л. М.* Теорія та практика нейронних мереж: навч. посіб. / Л. М. Добровська, І. А. Добровська. – К.: НТУУ «КПІ» Вид-во «Політехніка», 20015. – 396 с.
5. *Хайкин С.* Нейронные сети: полный курс, 2-е изд. / Пер. с англ. – М.: Издательский дом «Вильямс», 2006. – 1104 с.
6. *Фадеев Д. К.* Вычислительные методы линейной алгебры [Текст]: учебник / Д.К. Фадеев, В. Н. Фадеева - 3-е изд., стер. - Санкт-Петербург: Лань, 2002. - 736 с.

Поступила в редакцию 06 апреля 2016 г.

УДК 005.8:005.41

© Добровська Л.М., Добровська І.А., 2016

Л.Н. Добровская, канд. пед. наук, **И.А. Добровская**
Национальный технический университет Украины «Киевский политехнический институт»,
ул. Политехническая, 16, корпус 12, г. Киев, 03056, Украина.

Возможности классификатора зображений на основе ART1-сети

Чтобы создать систему распознавания медицинских изображений, необходимо учитывать диапазон возможных преобразований входного сигнала, поступающего от объекта наблюдения. В связи с этим основным требованием для распознавания образов является создание такого классификатора, который был бы инвариантным относительно различных трансформаций. Задачу классификации изображений решали экспериментально на основе ART1-сети в среде системы MATLAB. Установлено, что 1) при классификации изображений при наличии не более 40% шума АРТ1-сеть выбирает зафиксированный в ассоциативной памяти вектор-прототип, который больше всего коррелирует с ним; 2) ассоциативная память на основе АРТ1 сети по эффективности эквивалентна ассоциативной памяти в виде бинарного однослойного линейного асоциатора на основе псевдообратного правила; она не способна выполнять функции инвариантного классификатора. Библ. 6, рис. 5, табл. 6.

Ключевые слова: *нейронные сети; АРТ1-сеть; алгоритм обучения.*

UDC 005.8:005.41

L. Dobrovskaya, Ph.D., **I. Dobrovskaya**
National Technical University of Ukraine "Kyiv Polytechnic Institute",
st. Polytechnique, 16, Kiev, 03056, Ukraine.

FEATURES CLASSIFIER image based on ART1-NETWORK

In order to create a medical image recognition system, we should take into account the range of possible changes of input signal that comes from the object. In this regard, the main requirement for pattern recognition is to provide a classifier which would be invariant under various transformations. The problem of image classification is solved experimentally based on the ART1-network system designed in MATLAB environment. It has been established that: 1) in case of not more than 40% of noise, for image classification ART1-network selects recorded in the associative memory prototype vector which is most correlated therewith; 2) the associative memory based on ART1-network performs equivalently to the associative memory in the form of a single layer binary linear associator based on pseudoinverse learning rule and it is unable to perform the functions of the invariant classifier. Reference 6, figures 5, tables 6.

Keywords: *neural networks; ART1-network; learning algorithm.*

References

1. *Albert, A.* (1972). Regression and the Moore-Penrose Pseudoinverse, New York: Academic Press. – 180 p.
2. *Carpenter, G. A. and Grossberg, S.* (1987). A massively parallel architecture for a self-organizing neural pattern recognition machine. Computer Vision, Graphics, and Image Processing, vol. 37, pp. 54 – 115
3. *Martin Hagan, Howard Demuth, B. Mark. Beale* (2002). Neural Network Design. USA: Colorado University Bookstore, P. 734.
4. *Dobrovskaya, L. M., Dobrovskaya, I. A.* (2015). Theory and practice of neural networks, Ukrainian: NTU "KPI" Publisher Polytechnic, P. 396. (Ukr.)
5. *Haykin, S.* (2006). Neural networks: a complete course. 2nd ed. Moscow, Williams Publ., P. 1104. (Rus.).
6. *Fadeev, D. K., Faddeev, V. N.* (2002). Computational methods of linear algebra. 3rd ed., Sr. - St. Petersburg: Lan, P. 736. (Rus.).

© Добровська Л.М., Добровська І.А., 2016