



А.Л. Ерохин¹, А.С. Нечипоренко², А.С. Бабий³, А.П. Турута⁴
¹ ХНУРЭ, г. Харьков, Украина, andriy.yerokhin@nure.ua
² ХНУРЭ, г. Харьков, Украина, alinanechiporenko@gmail.com
³ ХНУРЭ, г. Харьков, Украина, apratster@gmail.com
⁴ ХНУРЭ, г. Харьков, Украина, alexey.turuta@gmail.com

ПРИМЕНЕНИЕ ГЛУБОКИХ СВЕРТОЧНЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ КЛАССИФИКАЦИИ РИНОМАНОМЕТРИЧЕСКИХ ДАННЫХ

Статья посвящена разработке метода предварительной обработки риноманометрических данных и программной системы для оценки функции носового дыхания, что позволяет осуществлять автоматизированное обнаружение и удаление некорректных измерений в режиме реального времени. Предлагается решение задачи классификации риноманометрических данных на основе использования глубоких сверточных нейронных сетей.

ГЛУБОКИЕ СВЕРТОЧНЫЕ НЕЙРОННЫЕ СЕТИ, КЛАССИФИКАЦИЯ, АЭРОДИНАМИЧЕСКИЕ ХАРАКТЕРИСТИКИ, РИНОМАНОМЕТРИЯ

Введение

Около 20% населения земного шара страдает от заложенности носа. Заложенность носа является распространенным клиническим симптомом у пациентов с заболеваниями носа и околоносовых пазух. Медицинский диагноз в ринологии – довольно сложный процесс, который зависит от результатов субъективных и объективных методов оценки функции носового дыхания и опыта врача-отоларинголога. Использование комплекса методов субъективной и объективной диагностики позволяет повысить эффективность диагностики функции носового дыхания.

Согласно рекомендациям комитета по стандартизации и объективной оценке носового дыхания, «золотым стандартом» объективной диагностики является метод активной передней риноманометрии (ПАРМ) [1]. Результатом измерений по методу ПАРМ являются два сигнала: расход воздушного потока через носовую полость и интраназальное дифференциальное давление воздушного потока. На основании этих измерений вычисляется основной диагностический параметр ПАРМ – коэффициент носового сопротивления [2, 3]. Таким образом, по риноманометрическим данным определяют соотношение между давлением воздуха и интраназальным воздушным потоком. Наиболее полный обзор и анализ критериев оценки функции носового дыхания содержится в работе [4].

Проблема регистрации биомедицинских сигналов занимает центральное место при проектировании медицинских диагностических систем. Для регистрации физиологических сигналов необходимо использование высокочувствительных датчиков. Использование таких датчиков всегда связано с регистрацией шумов. Поэтому необходима предварительная обработка сигналов. Важной задачей предварительной обработки является удаление искажения сигнала. Этап предварительной

обработки представляет собой фильтрацию шумов и сглаживание сигналов. Основные методы фильтрации, применяющиеся на данном этапе, приведены в работах [5, 6].

С другой стороны, мы должны учитывать такие технические параметры систем как разрешение, дрейф напряжения смещения, дрейф коэффициента усиления, частоту среза и др. Все они могут привести к искажению сигналов. Во избежание ложных данных измерений в работах [7, 8] была предложена процедура калибровки. Во время процедуры измерения могут наблюдаться смещение маски, нарушение соединений между маской и датчиком расхода воздуха или датчиком дифференциального давления, попадание инородных масс в соединительные трубки частей системы [7]. В результате, мы имеем дополнительные искажения сигнала.

Все описанные выше факторы формируют некорректные измерения. Они влияют на обработку риноманометрических данных и последующую диагностику. Кроме того, только высококвалифицированный персонал может контролировать точность измерений по методу ПАРМ. Таким образом, все эти факты снижают диагностическую ценность метода активной передней риноманометрии.

Целью данной работы является разработка компонента программно-аппаратной системы для риноманометрических измерений. Данный компонент должен реализовывать две функции: автоматизированное обнаружение и удаление неправильных измерений в режиме реального времени и классификацию риноманометрических данных.

1. Анализ литературы и постановка задачи

Известно множество методов оценки функции носового дыхания. В большинстве случаев в клинической практике вычисление коэффициента носового сопротивления рассчитывается по формуле:

$$R = \frac{\Delta p}{Q} \tag{1}$$

Данный метод основан на предположении о линейной зависимости между объемной скоростью воздушного потока и перепадом давления. Это означает, что режим потока в полости носа считается полностью ламинарным [8, 9]. В работах [10, 11] анализируется коэффициент сопротивления, который определяется в соответствии с выражением:

$$O = \frac{\Delta p}{Q^2} \tag{2}$$

Выражение (2) описывает режим турбулентного течения в носовой полости. Наиболее адекватным с физической точки зрения методом описания аэродинамических характеристик процесса дыхания является метод Рехрера [12]. В соответствии с данным методом, дифференциальное давление вычисляется по формуле:

$$\Delta p = k_1 Q + k_2 Q^2, \tag{3}$$

где k_1 – коэффициент ламинарного потока, k_2 – коэффициент турбулентного потока. Расчёт коэффициентов k_1 и k_2 в соответствии с уравнением Рехрера приведен в работах [13, 14, 15]. Однако, следует отметить, что все коэффициенты, приведенные выше, имеют размерность. Данный факт существенно снижает их диагностическую ценность.

В работе [16] авторами была предложена методика расчета гидродинамического коэффициента сопротивления носовой полости, который является безразмерным, учитывает режимы потока через носовые дыхательные пути, а также не зависит от анатомо-физиологической конфигурации носовой полости.

Данные для анализа представлены в виде зависимости $\Delta p = f(Q)$ для повторяющихся циклов дыхания. С помощью метода наименьших квадратов определяются коэффициенты k_1 и k_2 . Для получения зависимости $\zeta = f(Re)$ использована указанная выше методика. Полученная графическая зависимость $\zeta = f(Re)$ приведена на рис. 1.

Подробное описание программно-аппаратной системы приведено в работах [17, 18, 19]. Система состоит из двух подсистем: аппаратной и программной. Аппаратная часть основана на измерительном модуле, в состав которого входят два датчика: датчик малых дифференциальных давлений и двунаправленный датчик расхода воздушного потока. Датчики данного типа обеспечивает высокую стабильность и производительность, а также имеют компактную конструкцию.

Отображаемый диапазон измерений дифференциального давления ± 1200 Па. Предел приведенной погрешности измерения дифференциального давления $\gamma_p = \pm 0,25\%$. Диапазон измерения

объемной скорости воздушного потока составляет ± 1200 см³/с. Предел относительной погрешности измерения скорости воздушного потока $\delta_p = \pm 3\%$. Особенностью предлагаемой технической реализации является устранение дополнительных потерь измерения дифференциального давления [20].

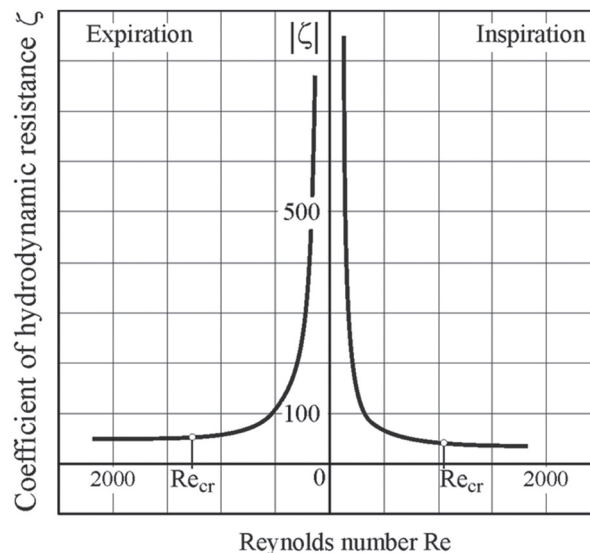


Рис. 1. Графическая зависимость коэффициента гидродинамического сопротивления от числа Рейнольдса

Риноманометрические данные регистрируются и анализируются с помощью программного обеспечения подсистемы (C #, SQLite, платформа «NET») в режиме реального времени. Частота опроса измерительных каналов 100 Гц. Подсистема программного обеспечения состоит из модуля записи входных данных, модуля анализа данных, модуля хранения данных. Система прошла сертификацию и получила свидетельство о государственной регистрации № 14777/2015 от 06.12. 2015. Подробную информацию о системе можно найти в работе [17].

2. Метод предварительной обработки риноманометрических данных

В статье разрабатывается метод предварительной обработки риноманометрических данных, который реализуется в программной подсистеме. С целью определения ошибочных измерений, предлагается использовать методику искусственного интеллекта, основанную на нейронных сетях.

На первом этапе метода выполняется подготовка исходных данных, которая включает фильтрацию риноманометрических данных, расчёт элементов матриц, нормализацию.

Исходный набор клинических данных состоит из множества риноманометрических сигналов, представленных на рис. 2. Рассмотрим графические зависимости на рис. 2, а и 2, б. Визуально сложно выявить существенные отличия, поэтому

предлагается использовать логарифмическое масштабирование с целью повышения качества визуализации данных.

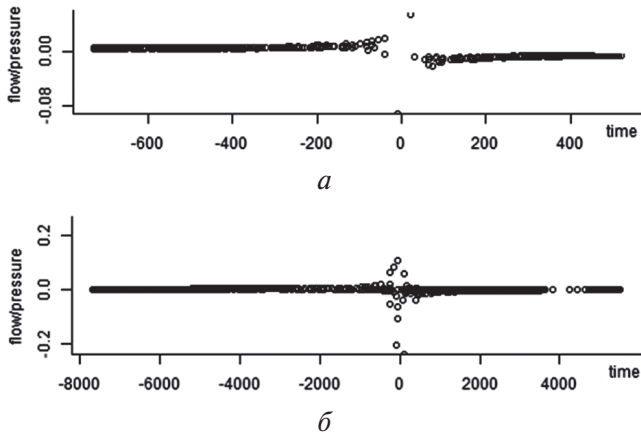


Рис. 2. Риноанометрические сигналы без обработки:
a – правильно выполненное измерение;
б – некорректное измерение

Подготовим данные для классификации. Пусть матрица m размером $N \times M$ содержит риноанометрические данные, каждый элемент имеет значение в интервале $0..K$. Начальные значения матрицы m состоят из риноанометрических сигналов Q и \dot{p} . На первом шаге необходимо выявить неверные значения, например «N/A» или «Inf». На втором шаге, необходимо вычислить каждый элемент матрицы по формуле:

$$m_{i,j}^* = \text{count}(\Delta p, Q) \quad (4)$$

$$i = [\Delta p / \max(\Delta p) * N]$$

$$j = [Q / \max(Q) * M]$$

На третьем шаге, необходимо определить максимальное значение K среди элементов матрицы m , нормализовать все элементы матрицы m относительно найденного максимального K .

$$m = \left[\ln \left| \frac{m^* * K}{\max(m)} \right| \right] \quad (5)$$

Размерность матрицы $m - N, M$ ограничена диапазоном измерений сигнала. Максимальная размерность матрицы 1200×1200 определяется точностью измерения расхода воздушного потока и дифференциального давления. Используя метод классификации Random Forest можем определить значения K при которых значения ошибок минимальны. В табл. 1 приведены данные зависимости ошибок от K , графически данные представлены на рис. 3.

Таблица 1

Зависимость ошибки от параметра K для метода Random Forest

Данные \ K	32	64	128	256
ООВ, %	23	18,42	10,53	11,84
Test, %	10	5	10	25

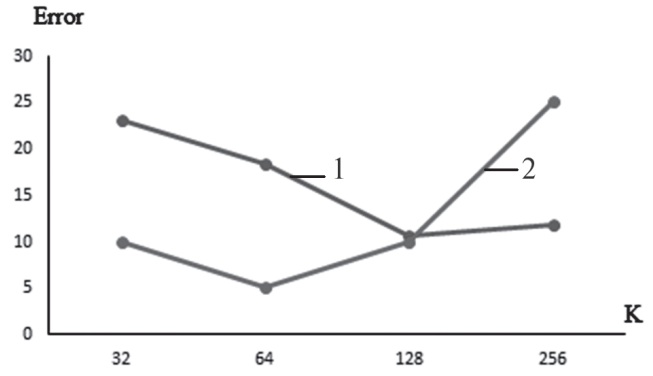


Рис. 3. Зависимость ошибки от K
 1 – ООВ; 2 – Test

На втором этапе предлагаемого метода выполняется визуализация зависимости $\zeta = f(Re)$. Коэффициент гидродинамического сопротивления рассчитывается по формуле:

$$\zeta = \ln \left| \frac{A}{Re} + B \right|, \quad (6)$$

где Re – число Рейнольдса, A и B – безразмерные константы, которые зависят от формы местного сопротивления. [16]. Таким образом, безразмерные константы A и B учитывают различные анатомические конфигурации носовых полостей..

Зависимость коэффициента гидродинамического сопротивления от числа Рейнольдса имеет существенное значение для диагностики носового дыхания функции патологии.

На третьем этапе, анализируются матрицы изображений зависимости $\zeta = f(Re)$, полученные на втором этапе, с целью удаления некорректных измерений.

Для классификации изображений предлагается использовать глубокие сверточные сети типа DCN (Deep convolutional networks). Эти модели основываются на работах [23, 24]. Данные искусственные нейронные сети состоят из слоев свертки, макс-пул слоев и нормализации, которые соединены одним полносвязным слоем. Мы предлагаем использовать структуру нейронной сети изображенную на рис. 4. Система классифицирует подготовленные наборы данных на два класса – «правильный» и «ошибочный». Данные классы относятся к двум ситуациям: когда протокол измерения риноанометрических данных был соблюден и ситуации когда протокол измерений был нарушен. Для обучения используется обучение с учителем. Примеры исходных данных двух классов без предварительной обработки изображены на рис. 4.

При использовании данной нейронной сети, достаточно важно сформировать вывод информации в наглядном виде. Для визуализации ключевых признаков выделенных глубокой искусственной нейронной сетью на разных уровнях

масштабирования графической информации, предлагается использовать метод, который основывается на [21]. Этот подход заключается в использовании многослойной сети деконволюции [22] для визуализации признаков в процессе обучения.

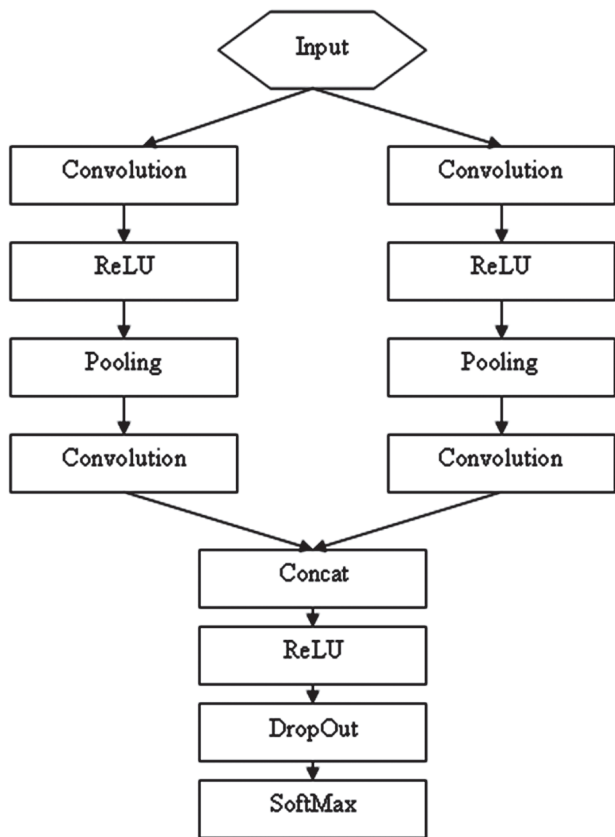


Рис. 4. Архитектура сверточной искусственной нейронной сети для классификации данных риноманометрии

Информация, полученная в результате деконволюции, может использоваться для создания карт признаков, которые могут быть интерпретированы специалистами в ринологии и проанализированы в будущих исследованиях.

3. Экспериментальные результаты

Результаты масштабирования после применения формулы (6) представлены на рис. 5. Откуда можно сделать вывод о визуальной различимой разнице между правильными измерениями (5, а) и измерениями, полученными в результате нарушения протокола измерения (5, б).

На данном изображении четко выделяются две горизонтальные линии на фигуре 5, б. Они указывают на нарушение процедуры измерения. На рис. 5, а данные линии отсутствуют. Результаты предварительной обработки изображены на рис. 6.

Для проведения классификации были использованы три метода: Random Forest, Support Vector Machine (SVM) и глубокие конволюционные сверточные сети (DCNN). В результате проведенного

эксперимента, были получены результаты в виде соотношения правильно классифицированных измерений данных риноманометрии для пациентов с ринитом.

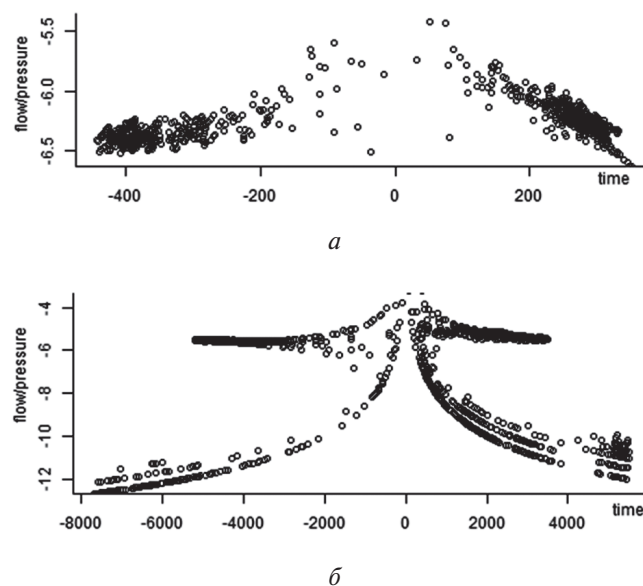


Рис. 5. Препроцессинг данных риноманометрии для выделения значимых признаков:
а – «правильно» проведенное измерение;
б – «ошибочно» проведенное измерение

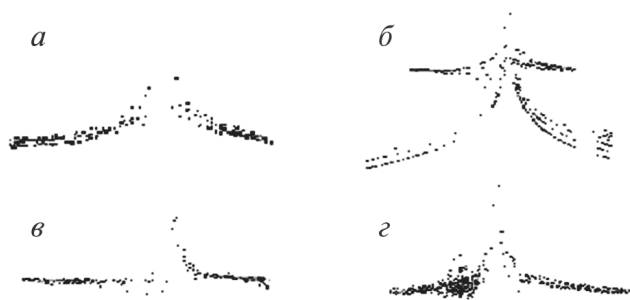


Рис. 6. Препроцессинг сигналов риноманометрии:
а – «правильное» измерение, ринит;
б – «ошибочное» измерение, ринит;
в – норма; г – патология

Результаты 89,4 % для Random Forest, 88,2 % для SVM и 90,1 % для предложенной структуры DCNN.

Выводы

В работе проведен анализ основных методов объективной оценки функции носового дыхания. Разработан метод предварительной обработки риноманометрических данных, который позволяет пользователю визуально оценить правильность проведенного измерения. Предложенный метод позволяет уменьшить количество хранимой информации в программно-аппаратной системе. Использование многослойной сети деконволюции делает возможным создание визуальных карт признаков. В проведенном исследовании был

продемонстрирован потенциал использования глубоких сверточных сетей, которые показали наибольшую точность (0,91%) среди методов, применяемых во время исследования. Также в результате обучения изменяются параметры предварительной обработки данных. Таким образом, данный компонент системы риноманометрических измерений позволяет уменьшить влияния человеческого фактора на результаты измерений.

Список литературы:

1. *Clement P. A.* Standardisation Committee on Objective Assessment of the Nasal Airway. Consensus report on acoustic rhinometry and rhinomanometry / P.A. Clement, F. Gordts // *Rhinology*. – 2005. – 43. – P. 169–179.
2. *Thulesius H. L.*, Rhinomanometry in clinical use. A tool in the septoplasty decision making process : doctoral dissertation, clinical sciences / H.L. Thulesius – 2012. – 67 p. H. L.
3. *Malm L.* Guidelines for nasal provocations with aspects on nasal patency, airflow, and airflow resistance / L. Malm, R. G. v. Wijk, C. Bachert // International Committee on Objective Assessment of the Nasal Airways, International Rhinologic Society, " *Rhinology*, vol. 38(1), pp. 1–6, March.
4. *Гарюк О.Г.* Риноманометрия. Сообщение 2: Современное состояние и перспективы / О.Г. Гарюк / *Ринология*, № 3, с. 32–45, 2013.
5. *Goras L.* Preprocessing method for improving ECG signal classification and compression validation / L. Goras, M. Fira // *PHYSICON 2009*, Catania, Italy, September, 1–September, 4 2009.
6. *Файнзильберг Л.С.* Адаптивное сглаживание шумов в информационных технологиях обработки физиологических сигналов / Л.С. Файнзильберг // *Математические машины и системы*, № 3, с. 96–104, 2002.
7. *Vogt K. A.* 4-Phase-Rhinomanometry (4PR) – basics and practice 2010 / K. Vogt, A. Jalowayski, W. Althaus, C. Cao, D. Han, W. Hasse, H. Hoffrichter, R. Mosges, J. Pallanch, K. Shah-Hosseini, K. Peksis, K. D. Wernecke, L. Zhang and P. Zaporoshenko // *Rhinology Suppl.* 21, pp. 1–50, 2010.
8. *Kern E. B.* Committee report on standardization of rhinomanometry // *Rhinology*, vol. 19(4), pp. 231–236, 1981.
9. *Clement P. A.* Committee report on standardization of rhinomanometry // *Rhinology*, vol. 22(3), pp. 151–155, 1984.
10. *Eichler J.* Power-Curves in Rhinomanometry Leistungskurven in der Rhinomanometrie // *Biomedizinische Technik*, Band 34, pp. 42–45, 1989.
11. *Chometon F.* Aerodynamics of nasal airways with application to obstruction / F. Chometon, P. Gillieron, J. Laurent et al. // *Proceedings of the 6th Triennial International Symposium on Fluid Control, Measurement and Visualization*, pp. 65–71, 2000.
12. *Rohrer F.* The flow resistance in the human respiratory tract // *European Journal of Physiology*, no. 162, pp. 225–295, 1915.
13. *Naito K.* Comparison of calculated nasal resistance from Rohrer's equation with measured resistance at delta P 150Pa / K. Naito, T. Mamiya, Y. Mishima, Y. Kondo, S. Miyata and S. Iwata // *Rhinology*, vol. 36(1), pp. 28–31, 1998.
14. *Solow B.* Nasal airflow characteristics in a normal sample / B. Solow, A. Sandham // *Eur J Orthod*, no. 13(1), pp. 1–6, Feb., 1991.
15. *Mlynski G.* Diagnosis of respiratory function of the nose / G. Mlynski, A. Beule // *Springer medizin verlag*, no. 56(1), pp. 81–99, 2008.
16. *Чмовж В.В.* Аэродинамика носовой полости человека / В.В. Чмовж, О.Г. Гарюк, А.С. Нечипоренко // *Матеріали XX Міжнародної науково-технічної конференції "Гідроаеромеханіка в інженерній практиці"*, Київ, 26–29 травня, – 2015, с. 70–72.
17. *Нечипоренко А.С.* Технические аспекты риноманометрии / Нечипоренко А.С. *Восточно-европейский журнал передовых технологий*, – 2013, № 4/9 (64), – с. 11–14.
18. *Ерохин А.Л.* Особенности измерения дифференциального давления при передней активной риноманометрии / А.Л. Ерохин, В.В. Чмовж, А.С. Нечипоренко, О.Г. Гарюк // *Вісник національного технічного університету "ХПІ", серія "Інформатика і моделювання"*, – 2014, № 62(1104), – с. 49–57.
19. *Yerokhin A. A.* Usage of F-transform to Finding Informative Parameters of Rhinomanometric Signals / A. Yerokhin, A. Nechyporenko, A. Babii, O. Turuta // *Proc. of the X International Scientific and Technical Conference "Computer Science and Information Technologies CSIT 2015"*, Lviv, 14–17 September, – 2015, с. 129–132.
20. *Нечипоренко А.С.* спосіб вимірювання диференційного тиску для оцінки носового дихання / А.С. Нечипоренко, О.Г. Гарюк, В.В. Чмовж, О. Б. Касьяненко // *Патент України на винахід № 10785 від 25.02.2015.*
21. *Zeiler M. D.* Visualizing and understanding convolutional networks / M. D. Zeiler, R. Fergus. // *CoRR*, abs/1311.2901, 2013.
22. *Zeiler M.D.* Adaptive deconvolutional networks for mid and high level feature learning / M. D. Zeiler, G. Taylor and R. Fergus // *In: ICCV*, 2011.
23. *LeCun Y.* Learning methods for generic object recognition with invariance to pose and lighting / Y. LeCun, F.J. Huang, and L. Bottou. // *Computer Vision and Pattern Recognition*, 2004. *CVPR 2004. Proceedings of the 2004 IEEE Computer Society Conference on*, vol. 2, pp. 11–97. *IEEE*, 2004.
24. *LeCun Y.* Convolutional networks and applications in vision. / Y. LeCun, K. Kavukcuoglu, and C. Farabet // *Circuits and Systems (ISCAS), Proceedings of 2010 IEEE International Symposium on*, pp. 253–256. *IEEE*, 2010.

Поступила в редколлегию 22.11.2016