

Михайленко Виктор Мефодиевич

Доктор технических наук, профессор, заведующий кафедрой информационных технологий проектирования и прикладной математики, orcid.org/0000-0002-9573-9873

Киевский национальный университет строительства и архитектуры, Киев

Терейковская Людмила Алексеевна

Кандидат технических наук, доцент, доцент кафедры информационных технологий проектирования и прикладной математики, orcid.org/0000-0002-8830-0790

Киевский национальный университет строительства и архитектуры, Киев

ПАРАДИГМЫ НЕЙРОСЕТЕВОГО РАСПОЗНАВАНИЯ ЭМОЦИЙ

***Аннотация.** Одной из наиболее важных тенденций развития современных информационных систем является интеграция в них невербальных каналов взаимодействия с пользователем, создание которых связывают с разработкой нейросетевых средств распознавания эмоций. Установлено, что для обеспечения эффективного распознавания следует учесть ряд разнообразных факторов, которые должны быть адекватно отражены в парадигмах построения указанных средств. Вместе с тем, большинство современных исследований в данной области направлены на создание оригинальных решений и характеризуются недостаточной обоснованностью используемых парадигм построения. Для устранения этого недостатка разработано множество базовых парадигм построения нейросетевых средств распознавания эмоций. Отличительной чертой разработки является соотнесение предложенных парадигм с основными факторами, влияющими на эффективность нейросетевого распознавания, что предопределяет возможность эффективного использования соответствующих средств в ожидаемых условиях. Показана целесообразность проведения дальнейших исследований в направлении разработки нейросетевых моделей, базирующихся на предложенном множестве парадигм, а также расширении указанного множества с целью отражения в нем наиболее перспективных решений в области теории нейронных сетей.*

***Ключевые слова:** эмоция; распознавание эмоций; нейронная сеть; нейросетевые средства распознавания; парадигма*

Постановка проблемы

В последние годы наблюдается постоянно растущий интерес к проблематике разработки средств распознавания эмоций (РЭ), пригодных к внедрению в информационные системы (ИС) различного назначения. В качестве подтверждения этого факта можно указать примеры использования средств РЭ в ИС, которые применяются в учебном процессе для определения функционального состояния учащихся, в области маркетинга для определения реакции аудитории на рекламу, а также в системах видеоконтроля общественного транспорта для выявления подозрительных лиц [4; 21].

Результаты исследований современных средств РЭ указывают на то, что большинство из них базируются на нейросетевых решениях [2 – 5, 7; 12]. При этом в ИС общего назначения нейронные сети используются для распознавания базовых эмоций, в основном анализируя зарегистрированную видео- и/или аудиоинформацию. Также все более широкое распространение получают нейросетевые средства

(НСС) РЭ, анализирующие биометрические параметры человека – температуру тела, пульс, давление крови, а также электрические колебания (ритмы) головного мозга. Это объясняется возрастающей распространенностью соответствующих средств регистрации в ИС, используемых в медицине и спорте. Хотя перспективность НСС РЭ считается доказанной, однако расширение номенклатуры параметров, определяющих эмоции, растущее разнообразие регистрируемых биометрических параметров, ужесточение требований к точности распознавания, а также разнородность условий использования предопределяют необходимость повышения эффективности указанных средств распознавания. Вместе с тем, анализ известных НСС, предназначенных для распознавания биометрических параметров человека [4], а также результаты теоретических работ в этой области [6; 8 – 21; 25] свидетельствуют о том, что не увеличивая требований к ресурсоемкости аппаратного обеспечения, повысить эффективность указанных средств возможно только за счет модернизации

методологической базы. При этом, следуя рекомендациям [4; 24], отправной точкой модернизации должна стать рационализация парадигм нейросетевого РЭ в ИС общего назначения. Заметим, что в общем случае под понятием парадигмы понимают основной способ восприятия, оценки действий, связанный с определенным видением реальности [1]. Другими словами, парадигма определяет схему понимания и объяснения определенных аспектов объекта исследований. Парадигма предполагает как строго определенный (формализованный) набор фактов, так и правила проведения экспериментов и наблюдений, что позволяет ставить и решать новые частные задачи, а также путем накопления эмпирического материала расширять сферу применения общепринятой теории.

Анализ современных исследований и публикаций

Результаты работ [3; 10; 11] указывают на то, что методология построения нейросетевых моделей (НСМ) традиционно предполагает использование двух видов парадигм. Парадигмы первого вида являются аналогом архитектуры НСМ, которая определяет ее структуру и способ распространения сигнала между нейронами. Наиболее апробированными классическими архитектурами являются многослойный персептрон, неокогнитрон, сеть радиальной базисной функции, сеть адаптивной резонансной теории, вероятностная нейронная сеть, сети Кохонена, Хопфилда, Хемминга и Коско. Последние четыре архитектуры объединяет парадигма рекуррентности, которая предполагает обратные связи между нейронами. Остальные архитектуры построены в соответствии с парадигмой прямого распространения сигнала. Эта парадигма предполагает наличие только прямых связей, по которым сигнал распространяется исключительно в направлении от входных нейронов к выходным. Второй вид парадигм используется при обучении НСМ. С позиций наличия в учебных примерах ожидаемого выходного сигнала принято выделять три парадигмы обучения: с учителем, без учителя и смешанную. В свою очередь, парадигмы обучения с учителем можно разделить с позиций механизма коррекции весовых коэффициентов. Например, наиболее известный алгоритм обратного распространения ошибки реализует парадигму обучения с учетом локального градиента функции ошибки. К основным парадигмам обучения без учителя относятся машина Больцмана и конкурентное обучение. Также в парадигмах обучения выделяют итерационное обучение и обучение путем непосредственного запоминания данных.

В последнее время при разработке НСМ достаточно широко используются парадигмы глубокого обучения, обучения с подкреплением, сверточных нейронных сетей, а также сетей долгой краткосрочной памяти. Парадигмы глубокого обучения разработаны для нивелирования процесса затухания градиента в НСМ на базе многослойного персептрона с более чем одним слоем скрытых слоев, что предопределяет возможность осуществления иерархического процесса распознавания. Эти парадигмы предполагают:

- использование в скрытых нейронах функции активации типа ReLU;
- двухэтапный режим обучения (сначала самообучение с использованием машины Больцмана, дообучение с помощью алгоритма обратного распространения ошибки);
- набор вспомогательных приемов для улучшения качества обучения.

Парадигма обучения с подкреплением предполагает коррекцию весовых коэффициентов в процессе взаимодействия НСМ с внешней средой.

Парадигмы сверточных сетей направлены на адаптацию структуры многослойного персептрона к задаче распознавания изображений. К основным парадигмам сверточной нейронной сети относятся:

- локальное восприятие;
- разделяемые веса;
- субдискретизация.

Локальное восприятие подразумевает, что на вход нейрона подаются не все выходы предыдущего слоя, а лишь некоторая их часть. Такой подход позволяет сохранять топологию изображения от слоя к слою. Парадигма разделяемых весов предполагает, что для большого количества связей используется очень небольшой набор весов, называемых ядрами свертки. Это значительно уменьшает ресурсоемкость сети. Суть субдискретизации заключается в уменьшении пространственной размерности изображения, что обеспечивает инвариантность сети к масштабу изображения.

Парадигма сетей долгой краткосрочной памяти сводится к тому, что в сеть интегрируется рекуррентный модуль, способный запоминать значения как на короткие, так и на длинные промежутки времени. Указанная возможность возникает за счет отсутствия в этом модуле функции активации внутри своих рекуррентных компонентов. Таким образом, хранимое значение не размывается во времени, а при обучении сети с помощью алгоритма обратного распространения ошибки эффекта потери градиента не возникает.

Среди наиболее современных парадигм построения НСМ возможно выделить капсульные нейронные сети, а также парадигму пропорционального масштабирования сверточной

нейронной сети. Указанные парадигмы направлены на повышение устойчивости сверточных нейронных сетей к помехам, которые характерны при регистрации изображений в ИС общего назначения. Отметим, что с позиций представленного исследования характерной чертой таких ИС является отсутствие специфических требований, определенных в нормативной документации.

В заключении проведенного анализа следует отметить, что создание эффективных НСС РЭ предполагает учет целого ряда разнообразных факторов, которые должны быть адекватно отражены в парадигмах построения. При этом большинство современных исследований в области построения НСС РЭ направлены на создание оригинальных решений в этой области и характеризуются недостаточной обоснованностью используемых парадигм построения.

Цель статьи

Основной целью публикации является формирование парадигм разработки нейросетевых средств распознавания эмоций, адаптированных к использованию в информационных системах общего назначения.

Изложение основного материала

Базируясь на результатах, приведенных, в [7; 10], можно утверждать, что в области нейросетевого РЭ основными функциями парадигмы построения НСС является:

- определение принципов построения НСС;
- предоставление возможности использовать апробированные нейросетевые модели и методы.

Также очевидно, что формирование парадигм должно учитывать особенности поставленной задачи распознавания и должно быть направлено на повышения эффективности разрабатываемых НСС. Поэтому в качестве отправной точки формирования нейросетевых парадигм использованы результаты работы [4], где определены факторы, влияющие на эффективность нейросетевого распознавания, а также соответствующих показателей эффективности. Базируясь на упомянутых результатах, установлено, что, не учитывая аппаратное обеспечение НСС, двумя основными факторами, влияющими на эффективность нейросетевого распознавания эмоций, являются НСМ и множество биометрических параметров, подаваемых на вход этой модели. При этом в аналитическом виде концептуальная модель обеспечения эффективности нейросетевого распознавания эмоций в условиях ИС общего назначения определяется с помощью выражения:

$$H_{\Sigma} = f(H_D, H_A, H_R), \quad (1)$$

где H_{Σ} – интегральная эффективность НСС РЭ; H_D , H_A – эффективность разработки и использования НСМ; H_R – эффективность регистрации биометрических параметров.

Показатели H_D , H_A , H_R описываются с помощью следующих выражений:

$$H_D = f(h_{D1}, h_{D2}), \quad (2)$$

$$H_A = f(h_{A1}, h_{A2}), \quad (3)$$

$$H_R = f(h_{R1}, h_{R2}, h_{R3}), \quad (4)$$

где h_{D1} – определение вида НСМ; h_{D2} – определение параметров НСМ; h_{A1} – формирование параметров учебных примеров; h_{A2} – формирование учебной выборки; h_{R1} – определение множества регистрируемых биометрических параметров; h_{R2} – фильтрация зарегистрированных биометрических параметров; h_{R3} – нейросетевой анализ биометрических параметров с целью определения эмоций.

Таким образом, можно обосновано утверждать о необходимости отражения в парадигмах нейросетевого РЭ выбора вида и параметров НСМ, выбора множества регистрируемых биометрических параметров, а также выбора технологии первоочередной обработки зарегистрированных данных. Интеграция данного утверждения с результатами проанализированных работ [4 – 6] позволила сформировать базовый набор нейросетевых парадигм, использование которых обеспечивает эффективность нейросетевого РЭ в ИС общего назначения.

Парадигма 1. Вид и параметры нейросетевой архитектуры должны адекватно отвечать значимым условиям задачи распознавания эмоций.

В аналитическом виде сформулированную парадигму можно записать с помощью выражений:

$$h_{D1}(v_i) \rightarrow \max, v_i \in \{V\}_I; \quad (5)$$

$$h_{D2}(v_{\max}, m_k) \rightarrow \max, m_k \in \{M\}_K, v_{\max} \in \{V\}_I, \quad (6)$$

где v_i – i -й вид НСМ; $\{V\}_I$ – множество допустимых видов НСМ; I – количество допустимых видов НСМ; v_{\max} – наиболее эффективный вид НСМ; m_k – k -я комбинация параметров наиболее эффективного вида НСМ; $\{M\}_K$ – множество допустимых комбинаций параметров.

Формирование множества допустимых видов НСМ целесообразно осуществлять с позиций обеспечения их эффективного обучения. Для этого необходимо, используя имеющиеся ресурсы, в допустимые сроки создать презентабельную учебную выборку и реализовать процесс обучения. Поэтому допустимость вида НСМ можно определить с помощью выражения:

$$\text{if } (q_j \in \{Q\}_J) \wedge (t_s(q_j) + t_e(q_j)) \rightarrow q_j \in \{V\}_I, \quad (7)$$

где $t_s(q_j), t_e(q_j)$ – время формирования учебной выборки и время обучения НСМ вида q_j ; $\{Q\}_J$ – множество апробированных видов НСМ.

При реализации той части парадигмы, которая соответствует выражению (5), возможно использовать результаты [3], в которых сформирован перечень критериев эффективности, а также метод, позволяющий определить эффективность разных нейросетевых архитектур в различных условиях использования. В соответствии с этим методом, для расчета эффективности i -го вида НСМ используется выражение вида:

$$h_{DI}(v_i) = f(\{\alpha\}_N, \{R(v_i)\}_N), \quad (8)$$

где f – функция эффективности; $\{\alpha\}_N$ – множество весовых коэффициентов критериев эффективности; $\{R(v_i)\}_N$ – множество критериев эффективности; $\alpha_n \in [0..1]$ – весовой коэффициент n -го критерия эффективности; $R_n(v_i) \in \{-1, 0, 1\}$ – значение n -го критерия эффективности для i -го вида НСМ.

Учитывая возможность отрицательных значений критериев эффективности и нежелательность отрицательного значения h_{DI} , для оценки эффективности возможно использовать функцию вида 2^x . Это позволяет записать выражение (8) в виде:

$$h_{DI}(v_i) = \sum_{n=1}^N (\alpha_n \times 2^{R_n(v_i)}). \quad (9)$$

Реализация второй части парадигмы 1 во многом зависит от вида НСМ и (при прочих равных условиях) в основном сводится к определению таких параметров модели, при которых достигается максимальная точность распознавания эмоций.

В задаче распознавания эмоций на основании изображения лица наибольшая эффективность сверточной нейронной сети (CNN) считается доказанной. В этом случае, по аналогии с [12; 23], адаптировать структурные параметры НСМ предлагается исходя из того, что процесс РЭ должен быть максимально приближен к своему биологическому прототипу.

Под биологическим прототипом понимается процесс распознавания экспертом геометрических параметров лица человека. Интеграция сформулированного предложения с концепцией функционирования CNN позволила сформулировать следующую группу принципов адаптации:

Принцип 1. Количество сверточных слоев должно соответствовать количеству уровней распознавания лица человека экспертом.

Принцип 2. Количество карт признаков в n -ом сверточном слое должно быть равно количеству признаков на n -ом уровне распознавания.

Принцип 3. Карта признаков n -го слоя, соответствующая j -му признаку распознавания, связывается только с теми картами признаков предыдущего слоя, которые используются для построения указанной фигуры.

Принцип 4. Размер ядра свертки для n -го сверточного слоя должен быть равен размеру распознаваемых признаков на n -ом иерархическом уровне.

Принцип 5. Использование сверточных слоев не должно искажать геометрические параметры признаков, используемых для распознавания лица.

Парадигма 2. Для уменьшения времени обучения НСМ целесообразно:

– в процедуре кодирования ожидаемого выходного сигнала учебных примеров предусмотреть возможность учета близости эталонов образов распознаваемых эмоций;

– в архитектуре НСМ предусмотреть возможность использования экспертных данных.

Математической интерпретацией первой части этой парадигмы является выражение:

$$y(u \in \{U_{E_i}\}) : y(u \in \{U_{E_n}\}) \sim \chi(E_i, E_n), \quad (10)$$

где $y(u \in \{U_{E_i}\})$ – ожидаемый выходной сигнал для учебных примеров, описывающих i -ю распознаваемую эмоцию; $\chi(E_i, E_n)$ – расстояние между эталонами i -й и n -й распознаваемыми эмоциями.

По аналогии с [22], для расчета $\chi(E_i, E_j)$ предлагается использовать вероятностную нейронную сеть, учебные примеры которой содержат ожидаемый выходной сигнал в виде названия класса, к которому они относятся. В то же время при распознавании возможно в выходном сигнале несколько модифицированной сети отобразить близость входного образа к каждому классу, который был заложен в нее при обучении.

Вторая часть парадигмы соотносится с известными решениями в области обучения НСМ с помощью продукционных правил вида:

$$\text{if } x_1 = L_1 \wedge x_2 = L_2 \wedge \dots \wedge x_K = L_K \rightarrow P(m), \quad (11)$$

где x_1, x_2, \dots, x_K – параметры, характеризующие биометрический образ, который соответствует m -й распознаваемой эмоции; L_1, L_2, \dots, L_K – фиксированные величины; $P(m)$ – вероятность того, что биометрический образ отвечает m -й распознаваемой эмоции.

Парадигма 3. Для уменьшения ресурсоемкости и времени обучения целесообразно минимизировать количество входных параметров НСМ.

При распознавании эмоций на основании геометрии лица человека минимизацию

целесообразно реализовать, исходя из возможности анализа нормализованных координат ключевых точек лица, определенных в работах [4; 5].

В случае анализа двухмерного изображения лица множество входных параметров НСМ возможно определить так:

$$x_1 = a_1^{-fl}, x_2 = b_1^{-fl}, x_3 = a_2^{-fl}, x_4 = b_2^{-fl}, \dots, \quad (12)$$

где x_1, x_2, \dots – входные параметры НСМ; $a_1^{-fl}, a_2^{-fl}, \dots$ – нормализованные абсциссы координат ключевых точек; $b_1^{-fl}, b_2^{-fl}, \dots$ – нормализованные ординаты ключевых точек.

В случае анализа трехмерного изображения множество входных параметров расширяется за счет учета глубины изображения:

$$x_i = a_i^{-fl}, x_{i+1} = b_i^{-fl}, x_{i+2} = c_i^{-fl}, i = 1..I, \quad (13)$$

где I – количество ключевых точек.

В задаче распознавания эмоций на основании голосового сигнала предполагается минимизировать количество входных параметров НСМ за счет извлечения из этого сигнала значимых спектральных составляющих.

Для этого возможно использовать изменение частоты основного тона голосового сигнала, который соотносится с первым мел-кепстральным коэффициентом каждого из квазистационарных фрагментов этого сигнала.

Таким образом:

$$x_1 = mel_1^k, x_2 = mel_1^2, \dots, x_K = mel_1^K, \quad (14)$$

где mel_1^k – величина первого мел-кепстрального коэффициента для k -го квазистационарного фрагмента голосового сигнала; K – количество анализируемых квазистационарных фрагментов.

Расчет мел-кепстральных коэффициентов целесообразно проводить с использованием прямого преобразования Фурье или прямого вейвлет-преобразования.

Выводы

В результате проведенных исследований, направленных на разработку нейросетевых средств распознавания эмоций, определено, что для обеспечения эффективного распознавания следует учесть ряд разнообразных факторов, которые должны быть адекватно отражены в парадигмах построения указанных средств. Вместе с тем, большинство современных исследований в данной области направлены на создание оригинальных решений и характеризуются недостаточной обоснованностью используемых парадигм построения. Для устранения этого недостатка разработано множество базовых парадигм построения нейросетевых средств распознавания эмоций. Отличительной чертой разработки является соотношение предложенных парадигм с основными факторами, влияющими на эффективность нейросетевого распознавания, что предопределяет возможность эффективного использования соответствующих средств в ожидаемых условиях.

Определено, что дальнейшие исследования должны быть направлены на разработку нейросетевых моделей, базирующихся на предложенном множестве парадигм. Еще одним из перспективных исследований является расширение указанного множества для интеграции в средства распознавания наиболее эффективных решений в области теории нейронных сетей.

Список литературы

1. Бушуев С.Д. Зміна парадигм в управлінні інфраструктурними проектами і програмами [Текст] / С.Д. Бушуєв, Д.А. Бушуєв, Б. Ю. Козир // Управління розвитком складних систем. – 2019. – № 36. – С. 6 – 12.
2. Михайленко В. М. Концептуальна модель розпізнавання емоційного стану слухачів системи дистанційного навчання [Текст] / В.М. Михайленко, Л.А. Терейковская // Управління розвитком складних систем. – 2019. – №37. – С. 178 – 184.
3. Aitchanov, B., Korchenko, A., Tereykovskiy, I., Bapiyev, I. Perspectives for using classical neural network models and methods of counteracting attacks on network resources of information systems. (2017). // News of the national academy of sciences of the republic of Kazakhstan series of geology and technical sciences. Volume 5, Number 425 (2017), 202 – 212.
4. Anderson K., McOwan P. A realtime automated system for the recognition of human facial expressions. Systems, man, and cybernetics. IEEE Transactions. 2006. Vol.36. P.96-105.
5. Batista J. C., Albiero V., Bellon O. R. and Silva L. Aumpnet: simultaneous action units detection and intensity estimation on multipose facial images using a single convolutional neural network. In Automatic Face & Gesture Recognition. 12th IEEE International Conference, 2017. – P. 866–871.
6. Bojorges E. R. Scaling patterns of heart rate variability data. Physiol. Meas., 2007.– 28(6). – P. 721.
7. Carew T. J, Magsamen S. H. Neuroscience and education: an ideal partnership for producing evidence-based solutions to Guide 21(st) Century Learning. Neuron. 2010 Sep 9; 67(5):685-8.
8. Chandrani S., Washef A., Soma M., Debasis M. Facial Expressions: A Cross-Cultural Study. Emotion Recognition: A Pattern Analysis Approach. Wiley Publ., 2015, pp. 69–86.
9. Dawson M., Schell A. Handbook of Psychophysiology, Cambridge University Press, New York, 2000.

10. Ghosh S., Laksana E. A multi-label convolutional neural network approach to crossdomain action unit detection. In *affective computing and intelligent interaction: international conference*. 2015. P. 609–615.
11. He J., Li D. Multi view facial action unit detection based on CNN and BLSTM-RNN. In *Automatic Face & Gesture Recognition*. 12th IEEE International Conference. 2017. P 848–853.
12. Hu, Z., Tereykovskiy, I., Zorin, Y., Tereykovska, L., Zhibek, A. Optimization of convolutional neural network structure for biometric authentication by face geometry // *Advances in Intelligent Systems and Computing*. 2018. Volume 754, pp 567-577.
13. Jung N., Wranke C., Hamburger K., Knauff M. How emotions affect logical reasoning: evidence from experiments with mood-manipulated participants, spider phobics, and people with exam anxiety. *Front Psychol*. 2014. 5:570.
14. Konar A., Chakraborty A. *Emotion recognition: a pattern analysis approach*. Wiley. 2015. P. 583.
15. Littlewort, G., Whitehill, J., Wu, T., Fasel, I., Frank, M., Movellan, J. and Bartlett, M. 2011. *The Computer Expression Recognition Toolbox (CERT)*. *Proceedings of the IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition*, 298 – 305.
16. Milborrow S., Nicolls F. *Active Shape Models with SIFT Descriptors and MARS*, *VISAPP (2) Publ.*, 2014, pp. 380–387.
17. Russell J. A, Bachorowski J.A, Fernandez-Dols J.M. *Facial and vocal expressions of emotion*. *Annu Rev Psychol*. 2003; 54:329-49.
18. Schupp H. T, Stockburger J, Codispoti M, Junghöfer M, Weike A. I, Hamm A. O. *Selective visual attention to emotion*. *J Neurosci*. 2007 Jan 31. 27(5):1082-9.
19. Schmidt S. J. *What Does Emotion Have to Do with Learning?* *Journal of Food Science Education*. 2017. Vol. 16: 64-66.
20. Shanshan L. *Facial expression recognition algorithm based on local Gabor wavelet automatic segmentation*. *Journal of Computer Applications*, 11. 2009. pp. 29 – 37.
21. Tariq U., Lin K. *Emotion recognition from an ensemble of features*. *Systems, man, and cybernetics*. *IEEE Transactions*. 2012. Vol. 42. P. 17 – 26.
22. Tereykovska L., Tereykovskiy I., Ayt Khozhaeva E., Tynymbayev S., Imanbayev A. (2017). *Encoding of neural network model exit signal, that is devoted for distinction of graphical images in biometric authenticate systems // News of the national academy of sciences of the republic of kazakhstan series of geology and technical sciences*. Volume 6, Number 426 (2017), 217 – 224.
23. Tereykovskiy I. A., Chernyshev D. O., Tereykovska L.A., Mussiraliyeva Sh. Zh., Akhmed G. Zh. *The procedure for the determination of structural parameters of a convolutional neural network to fingerprint recognition*. *Journal of Theoretical and Applied Information Technology*. 30th April 2019. Vol.97. No 8. Pages 2381-2392.
24. Um E., Plass J. L., Hayward E. O., Homer B. D. *Emotional design in multimedia learning*. *J. 2012. Educ. Psychol*. 104. 485 – 498.
25. Yu, Y., Acton S. T. *Speckle Reducing Anisotropic Diffusion*. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2002, vol. 11, № 11, 1260 – 1270.

Статья поступила в редколлегию 03.09.2019

Міхайленко Віктор Мефодійович

Доктор технічних наук, професор, завідувач кафедри інформаційних технологій проектування та прикладної математики, orcid.org/0000-0002-9573-9873

Київський національний університет будівництва і архітектури, Київ

Терейковська Людмила Олексіївна

Кандидат технічних наук, доцент інформаційних технологій проектування та прикладної математики, orcid.org/0000-0002-8830-0790

Київський національний університет будівництва і архітектури, Київ

ПАРАДИГМИ НЕЙРОМЕРЕЖЕВОГО РОЗПІЗНАВАННЯ ЕМОЦІЙ

Анотація. Однією з найбільш важливих тенденцій розвитку сучасних інформаційних систем є інтеграція в них невербальних каналів взаємодії з користувачем, створення яких пов'язують з розробленням нейромережових засобів розпізнавання емоцій. Встановлено, що для забезпечення ефективного розпізнавання слід врахувати ряд різноманітних чинників, які мають бути адекватно відображені в парадигмах побудови зазначених засобів. Водночас, більшість сучасних досліджень в цій сфері спрямовані на створення оригінальних рішень і характеризуються недостатньою обґрунтованістю використаних парадигм побудови. Для усунення цього недоліку розроблено множину базових парадигм побудови нейромережових засобів розпізнавання емоцій. Відмінною рисою розробки є зіставлення запропонованих парадигм з основними факторами, що впливають на ефективність нейромережового розпізнавання, що зумовлює можливість ефективного використання відповідних засобів в очікуваних умовах. Засвідчено доцільність проведення подальших досліджень щодо розроблення нейромережових моделей, які базуються на запропонованій множині парадигм, а також розширенні зазначеної множини з метою відображення в ній найбільш перспективних рішень у сфері теорії нейронних мереж.

Ключові слова: емоція; розпізнавання емоцій; нейронна мережа; нейромережові засоби розпізнавання; парадигма

Mihaylenko Victor

DSc, Professor, Head of the Department of Information Technologies of Design and Applied Mathematics, orcid.org/0000-0002-9573-9873

Kyiv National University of Construction and Architecture, Kyiv

Tereikovska Liudmyla

PhD (Eng.), Associate Professor, Associate Professor of the Department of Information Technologies of Design and Applied Mathematics, orcid.org/0000-0002-8830-0790

Kyiv National University of Construction and Architecture, Kyiv

PARADIGMS OF NEURAL NETWORK RECOGNITION OF EMOTIONS

Abstract. One of the most important trends in the development of modern information systems is the integration of non-verbal user interaction channels in them, the creation of which is associated with the development of neural network emotion recognition tools. It has been established that in order to ensure effective recognition, a number of various factors should be taken into account, which should be adequately reflected in the paradigms of building these tools. However, most modern research in this area is aimed at creating original solutions and is characterized by insufficient validity of the used paradigms of construction. To eliminate this drawback, a number of basic paradigms for constructing neural network emotion recognition tools have been developed. A distinctive feature of the development is the correlation of the proposed paradigms with the main factors influencing the effectiveness of neural network recognition, which predetermines the possibility of the effective use of appropriate means in the expected conditions. The feasibility of further research towards the development of neural network models based on the proposed set of paradigms, as well as the expansion of this set to reflect the most promising solutions in the field of the theory of neural networks, is shown.

Keywords: emotion; recognition of emotions; neural network; neural network recognition tools; paradigm

References

1. Bushuyev, Sergiy, Bushuyev, Denis & Kozyr, Borys, (2019). Paradigm shift in the management of infrastructure projects and programs. *Management of Development of Complex Systems*, 37, 6 – 12.
2. Mihaylenko, Victor, Tereikovska, Liudmyla, (2019). Conceptual model of neural network recognition of emotional condition of listeners of the distance learning system. *Management of Development of Complex Systems*, 37, 178-184.
3. Anderson, K., McOwan, P., (2006). A realtime automated system for the recognition of human facial expressions. *Systems, man, and cybernetics. IEEE Transactions*, 36, 96-105.
4. Aitchanov, B., Korchenko, A., Tereykovskiy, I., & Bapiyev, I., (2017). Perspectives for using classical neural network models and methods of counteracting attacks on network resources of information systems. *News of the national academy of sciences of the republic of Kazakhstan series of geology and technical sciences*, 5, 425, 202 – 212.
5. Batista, J.C., Albiero, V., Bellon, O.R. & Silva, L., (2017). Aumpnet: simultaneous action units detection and intensity estimation on multipose facial images using a single convolutional neural network. *Automatic Face & Gesture Recognition. 12th IEEE International Conference*, Pp. 866 – 871.
6. Bojorges, E.R., (2007). Scaling patterns of heart rate variability data. *Physiol. Meas.*, 28(6), 721.
7. Carew, T.J, & Magsamen, S.H., (2010). Neuroscience and education: an ideal partnership for producing evidence-based solutions to Guide 21(st) Century Learning. *Neuron*, 67(5), 685-688.
8. Chandrani, S., Washef, A., Soma, M., & Debasis, M., (2015). *Facial Expressions: A Cross-Cultural Study. Emotion Recognition: A Pattern Analysis Approach*. Wiley Publ., 69 – 86.
9. Dawson, M., & Schell, A., (2000). *Handbook of Psychophysiology*, Cambridge University Press, New York.
10. Ghosh, S., & Laksana, E., (2015). A multi-label convolutional neural network approach to crossdomain action unit detection. In *affective computing and intelligent interaction: international conference*, 609 – 615.
11. He, J., & Li, D., (2017). Multi view facial action unit detection based on CNN and BLSTMRNN. In *Automatic Face & Gesture Recognition. 12th IEEE International Conference*, 848 – 853.
12. Hu, Z., Tereykovskiy, I., Zorin, Y., Tereykovska, L., & Zhibek, A., (2018). Optimization of convolutional neural network structure for biometric authentication by face geometry. *Advances in Intelligent Systems and Computing*, 754, 567 – 577.
13. Jung, N, Wranke, C, Hamburger, K, & Knauff, M., (2014). How emotions affect logical reasoning: evidence from experiments with mood-manipulated participants, spider phobics, and people with exam anxiety. *Front Psychol.*, 5, 570.
14. Konar, A., & Chakraborty, A., (2015). *Emotion recognition: a pattern analysis approach*. Wiley, 583.
15. Littlewort, G., Whitehill, J., Wu, T., Fasel, I., Frank, M., Movellan, J. & Bartlett, M., (2011). *The Computer Expression Recognition Toolbox (CERT). Proceedings of the IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition*, pp. 298 – 305.
16. Milborrow, S., Nicolls, F. (2014). Active Shape Models with SIFT Descriptors and MARS. *VISAPP (2) Publ.*, 380–387.
17. Russell, J.A, Bachorowski, J.A, Fernandez-Dols, J.M. (2003). Facial and vocal expressions of emotion. *Annu Rev Psychol.*, 54, 329 – 49.
18. Schupp, H.T, Stockburger, J., Codispoti, M., Junghöfer, M., Weike, A.I., & Hamm, A.O., (2007). Selective visual attention to emotion. *J Neurosci*, 27(5), 1082 – 1089.

19. Schmidt, S.J., (2017). *What Does Emotion Have to Do with Learning?* *Journal of Food Science Education*, 16, 64 – 66.
20. Shanshan, L., (2009). *Facial expression recognition algorithm based on local Gabor wavelet automatic segmentation.* *Journal of Computer Applications*, 11, 29 – 37.
21. Tariq, U., & Lin, K., (2012). *Emotion recognition from an ensemble of features.* *Systems, man, and cybernetics. IEEE Transactions*, 42, 17 – 26.
22. Tereikovska, L., Tereikovskiy, I., Ayt Khozhaeva, E., Tynymbayev, S., & Imanbayev, A., (2017). *Encoding of neural network model exit signal, that is devoted for distinction of graphical images in biometric authenticate systems.* *News of the national academy of sciences of the republic of kazakhstan series of geology and technical sciences*, 6, 426, 217– 224.
23. Tereikovskiy, I.A., Chernyshev, D.O., Tereikovska, L.A., Mussiraliyeva, Sh.Zh., & Akhmed, G.Zh. (2019). *The procedure for the determination of structural parameters of a convolutional neural network to fingerprint recognition.* *Journal of Theoretical and Applied Information Technology*, 97, 8, 2381 – 2392.
24. Um, E., Plass, J.L., Hayward, E.O., & Homer, B.D., (2012). *Emotional design in multimedia learning.* *J. Educ. Psychol.*, 104, 485 – 498.
25. Yu, Y., & Acton, S.T. *Speckle Reducing Anisotropic Diffusion.* *IEEE Transactions on Image Processing*, 11, February 2002, 1260 – 1270.

Ссылка на публикацию

- APA Mihaylenko, Victor, & Tereikovska, Liudmyla, (2019). *Paradigms of neural network recognition of emotions.* *Management of Development of Complex Systems*, 39, 179 – 186; [dx.doi.org\10.6084/m9.figshare.11340722](https://doi.org/10.6084/m9.figshare.11340722).
- ГОСТ Михайленко В.М. *Парадигмы нейросетевого распознавания эмоций [Текст] / В.М. Михайленко, Л.А. Терейковская // Управление развитием сложных систем. – 2019. – № 39. – С. 179 – 186; [dx.doi.org\10.6084/m9.figshare.11340722](https://doi.org/10.6084/m9.figshare.11340722).*