



УДК 004.934

DOI: <https://doi.org/10.17721/AIT.2021.1.06>О. Є. Іларіонов, orcid.org/0000-0002-7435-3533,

А. К. Астахов,

Г. В. Красовська, orcid.org/0000-0003-1986-6130,І. М. Доманецька, orcid.org/0000-0002-8629-9933,

Київський національний університет імені Тараса Шевченка, Київ, Україна

Інтелектуальний модуль розпізнавання емоцій за голосом

Для людей мовлення є основним засобом комунікації, причому люди з мовлення можуть отримувати не тільки семантичну, а й емоційну інформацію. Розпізнавання емоцій за голосом є актуальним для таких галузей, як надання психологічної допомоги, розроблення систем безпеки, виявлення брехні, аналіз зв'язків із клієнтами, розроблення відеоігор. Оскільки розпізнавання емоцій людиною є суб'єктивним, а отже неточним, та потребує багато часу, існує необхідність у створенні програмного забезпечення, яке могло б розв'язати цю задачу. У статті розглянуто стан проблеми розпізнавання емоцій людини за голосом. Проаналізовано сучасні публікації, використані в них підходи, а саме: моделі емоцій, набори даних, методи вилучення ознак, класифікатори. Визначено, що існуючі розробки мають середню точність близько 0,75. Проаналізовано загальну структуру системи розпізнавання емоцій людини за голосом, спроектовано та розроблено відповідний інтелектуальний модуль. За допомогою уніфікованої мови моделювання UML (від англ. "Unified Modeling Language") створено діаграму компонентів і діаграму класів. Як набори даних обрано датасети RAVDESS і TESS для урізноманітнення навчальної вибірки. Використано дискретну модель емоцій (радість, смуток, гнів, відраза, страх, здивування, спокій, нейтральна емоція), метод MFCC (мел-частотні кепстральні коефіцієнти від англ. "Mel Frequency Spectral Coefficients") для вилучення ознак, згорткову нейронну мережу для класифікації. Нейронну мережу розроблено з використанням бібліотек для машинного навчання TensorFlow і Keras. Побудовано спектральну графіку аудіосигналу, а також графіку точності та похибки розпізнавання. За результатами програмної реалізації інтелектуального модуля розпізнавання емоцій за голосом збільшено точність валідації до 0,8.

Ключові слова: розпізнавання емоцій за голосом, нейронні мережі, глибинне навчання, згорткові нейронні мережі.

Для цитування (for citation): О. Іларіонов, А. Астахов, Г. Красовська, І. Доманецька "Інтелектуальний модуль розпізнавання емоцій за голосом", *Сучасні інформаційні технології*, vol.1, p. 46–52, 2021.

ВСТУП

Для людей мова є найприроднішим способом самовираження та передачі інформації. Найкраще ми усвідомлюємо її важливість, коли нам доводиться використовувати інші способи спілкування, такі як електронна пошта чи текстові повідомлення. У цьому разі нам одразу стає важче зрозуміти співрозмовника, адже ми звикли отримувати не тільки семантичну інформацію зі слів, а й мати справу з емоціями людини, які допомагають нам краще зрозуміти ситуацію. Тому логічним є поширення цього розуміння і на комп'ютери. Розпізнавання мови вже присутнє у нашому повсякденному житті завдяки розумним мобільним пристроям, які здатні приймати голосові команди та відповідати

на них синтезованою мовою. Задача розпізнавання емоцій за голосом існує вже більше двох десятиліть [1], є програми для взаємодії людина-комп'ютер [2], а також роботи [3], мобільні послуги [4], колцентри [5], комп'ютерні ігри [6] та психологічна оцінка [7, 8]. Ця задача є вкрай складною через те, що емоції суб'єктивні. Не існує єдиного консенсусу щодо того, як їх вимірювати або класифікувати.

МЕТА ДОСЛІДЖЕННЯ

Зрозуміло, що вже є публікації, в яких описано існуючі дослідження з розпізнавання емоцій за голосом. Були розглянуті в основному ті дослідження, що опубліковані порівняно недавно, адже попередні публікації не могли

© Іларіонов О. Є., Астахов А. К., Красовська Г. В., Доманецька І. М., 2021



включати останні досягнення та тенденції, такі як нейронні мережі.

У своєму дослідженні щодо розпізнавання емоцій за голосом (2006) автори [9] спеціально зосередилися на збиранні мовних даних, виокремлюючи акустичні особливості для задачі класифікації. У сучаснішій роботі [10] представлено дослідження, присвячене аналізу особливостей мовлення з використанням відеоінформації. Коолагуді та Рао також займалися класифікацією баз даних, методів вилучення ознак і побудови класифікаторів для своїх досліджень [11].

Анагностопулос та Джаннукос провели всебічний аналіз публікацій 2000–2011 рр. [12]. Їхнє дослідження – одне з перших, що стосується глибинних нейронних мереж у задачі розпізнавання емоцій за голосом. Вони також висвітлюють дослідження, які використовують гібридні класифікатори, та схеми голосування.

Дослідження Рамакрішнана включає не лише бази даних, методи вилучення ознак і класифікатори, але також розглядає нормалізацію сигналів, що є етапом передоброблення, яка обов'язково виконується перед вилученням ознак [13]. У цій роботі запропоновано нові області застосування систем розпізнавання емоцій за голосом, що впливає на вимоги та методи розроблення.

Нещодавно проведено короткий аналіз баз даних, методів зменшення шуму для попереднього оброблення сигналів, методів вилучення ознак і класифікаторів, включаючи останні досягнення, такі як згорткові та рекурентні нейронні мережі [14].

Зазначимо, що нещодавно опубліковано роботу, в якій проаналізовано розпізнавання емоцій за текстом і голосом, причому в ній детально розглянуто різні моделі емоційних

станів. У дослідженні [15] виконано аналіз різних класифікаторів.

З урахуванням проаналізованих робіт можна дійти таких висновків:

- основними моделями емоцій є багатовимірні та дискретні моделі;
- найуживанішими методами вилучення ознак є спектральні, а саме MFCC (мел-частотні кепстральні коефіцієнти);
- середня точність класифікаторів складає близько 0,75; причому найточнішими виявилися класифікатори, побудовані на базі прихованих марковських моделей і нейронних мереж; найперспективнішими класифікаторами вважають саме нейронні мережі.

Метою статті є аналіз сучасного стану проблеми розпізнавання емоцій за голосом, дослідження емоційних моделей, методів вилучення ознак, наборів даних і класифікаторів, розроблення та тестування інтелектуального модуля розпізнавання емоцій людини за голосом.

ВИКЛАД ОСНОВНОГО МАТЕРІАЛУ

Система розпізнавання емоцій за голосом — це сукупність методологій, які обробляють та класифікують мовні сигнали для виявлення в них емоцій. Загалом, система має такі складові:

- 1) модель емоцій;
- 2) набір даних;
- 3) процеси передоброблення;
- 4) вилучення ознак;
- 5) класифікація.

На рис. 1 зображено структурні елементи системи та технологія розв'язання задачі розпізнавання емоцій за голосом. На вхід система приймає аудіозапис мовлення, далі відбувається оброблення сигналу, накладання моделі емоцій, виокремлення ознак і розпізнавання емоцій.

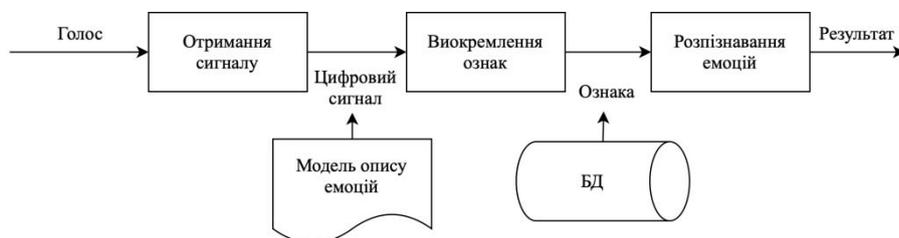


Рис. 1. Система розпізнавання емоцій за голосом

Для успішної реалізації системи розпізнавання емоцій за голосом потрібно правильно визначати та моделювати емоції. Однак єдиного консенсусу щодо визначення емоції не існує, і це все ще залишається відкритою проблемою у психології. У ХХ ст. запропоновано понад

90 визначень емоцій. Загалом, можна сказати, що емоції є деякими психологічними станами, що складаються з декількох компонентів, таких як особистий досвід, фізіологічні, поведінкові та комунікативні реакції. На основі цих визначень у розпізнаванні емоцій набули поширення дві



моделі: дискретна модель емоцій і багатовимірна модель емоцій.

Дискретна модель емоцій базується на шести категоріях основних емоцій: смуток, радість, страх, гнів, відраза та здивування. Ці вроджені та незалежні від культури емоції переживаються протягом короткого періоду часу. Інші емоції отримують поєднанням основних. Більшість існуючих систем розпізнавання емоцій зосереджено на вказаних основних емоційних категоріях. Однак цими категоріями емоційних станів не можна вичерпно описати деякі складні емоційні стани.

Багатовимірна модель емоцій – це альтернативна модель, яка використовує невелику кількість вимірів, наприклад, привабливість, збудження, контроль, влада. Однією з найуживаніших моделей є двовимірна модель, яка використовує збудження чи активацію як один вимір, а валентність, чи оцінку – як інший. Валентність визначає, чи є емоція позитивною або негативною, і змінюється від неприємної до приємної. Збудження визначає силу почуттів і може коливатися від нудьги до шаленого хвилювання. Тривимірна модель включає вимір домінування або влади, що характеризує сили людини, і міститься в діапазоні між слабкістю і силою. Наприклад, за цим виміром можна відрізнити гнів від страху. Існує декілька недоліків багатовимірного зображення. По-перше, вказана модель недостатньо інтуїтивна, і для позначення кожної емоції може знадобитися спеціальна підготовка. Крім того, деякі емоції, наприклад, здивування, важко віднести до певної категорії, адже ці емоції можуть мати позитивну чи негативну валентність залежно від контексту.

З урахуванням простоти в роботі та частоти використання під час розв'язання задачі розпізнавання емоцій за голосом, як модель емоційних станів, обрано дискретну модель.

Набори даних для розпізнавання емоцій за голосом можна розділити на три категорії:

- 1) датасети, що складаються з емоцій, які відіграні акторами;
- 2) датасети із записами емоцій, що були штучно викликані;
- 3) датасети із записами природних емоцій.

Перша категорія наборів даних складається з емоцій, що відтворені професійними акторами у звуконепроникних студіях. Створити такий набір даних порівняно простіше, однак цей спосіб може неадекватно передавати силу емоцій, часто призводячи до перебільшення. Це знижує точність розпізнавання у реальному житті.

Для створення другої категорії наборів даних дослідники відтворюють ситуації, що штучно

провокують емоції. Такий спосіб точніше відтворює емоційний стан людини.

Набори даних із записами природних емоцій переважно отримують із токшоу, записів колцентрів, радіопереговорів і подібних джерел. Отримати такі дані важче, у першу чергу через етичні та юридичні проблеми.

Після вибору методу створення набору даних розглядають інші питання проектування, наприклад, вік і стать. Більшість баз даних містять дорослих ораторів, але також є бази даних дітей і людей старшого віку.

Як набори даних пропонується вибрати датасети RAVDESS[16] та TESS[17]. Вони безкоштовні для наукового використання, записані англійською мовою, мають розгорнуту документацію та варіативність у даних.

Використання двох датасетів має на меті покращити процес навчання нейронної мережі, уникаючи перенавчання. Два набори даних містять аудіозаписи з різними параметрами (наприклад, у датасеті RAVDESS вік акторів 21–33 роки, а в датасеті TESS – 26–64 роки). Параметр віку є вкрай важливим для систем розпізнавання емоцій, тому що вираження тієї чи іншої емоції під час мовлення спричинено фізичними особливостями будови голосового тракту людини. Через це з віком змінюється як сам голос, так і патерни, що дозволяють визначати емоції. Тому використання двох датасетів дозволить урізноманітнити навчальну вибірку та збільшити точність класифікації.

Процес передоброблення складається з фреймінгу, віконного перетворення, нормалізації, зменшення шуму.

Фреймінг, також відомий як сегментація мови, виконується для поділу неперервної мови на сегменти фіксованої довжини. Емоції можуть змінюватися у процесі мовлення, однак залишаються незмінними протягом короткого проміжку часу. Цим зумовлена довжина сегментів у 20–30 мс.

Далі виконується віконне перетворення Фур'є. Для цього користуються методом зважування вікном Хеммінга:

$$w(n) = 0.54 - 0.46 \cos\left(\frac{2\pi n}{M-1}\right),$$

$$0 \leq n \leq M - 1,$$

де M – розмір вікна $w(n)$.

Для етапу нормалізації використовують метод z -нормалізації. При середньому значенні μ та стандартному відхиленні σ , нормалізація розраховується за формулою

$$z = \frac{x - \mu}{\sigma}.$$



Вилучення ознак є вкрай важливим процесом, адже таким чином вдається перетворити аудіофайли у формат, зрозумілий для моделей. Як ознаки використовують мел-частотні кепстральні коефіцієнти (MFCC). Для отримання MFCC висловлювання ділять на сегменти, потім кожний сегмент перетворюють на частотну область за допомогою дискретного перетворення Фур'є. Далі розраховують значення логарифма кожної області, після чого виконують дискретне косинусне перетворення. Коефіцієнтами MFC будуть амплітуди результуючого спектра. Блок-схему отримання кепстральних коефіцієнтів з аудіосигналу зображено на рис. 2.



Рис. 2. Узагальнена блок-схема отримання кепстральних коефіцієнтів

На рис. 3 представлено діаграму компонентів, що описує особливості фізичного подання системи.

Вона складається з компонентів наборів даних (RAVDESS і TESS), двох компонентів сторонніх бібліотек (TensorFlow та Keras), основного класифікатора та інтерфейсу вводу/виводу для роботи з класифікатором.

На рис. 4 зображено діаграму класів. Вона деталізує центральний компонент попередньої діаграми, а саме, модуль розпізнавання емоцій за голосом, і включає такі класи: Datasets (виконує

оброблення датасетів), Features (виконує вилучення ознак), CNN (будує згорткову нейронну мережу), Testing (виконує тестування мережі), Plotting (будує графіки, потрібні для візуалізації). Крім того, на діаграмі наявні два пакети (TensorFlow та Keras), що допомагають у побудові нейронної мережі, та два файли (RAVDESS і TESS), що представляють набори даних.

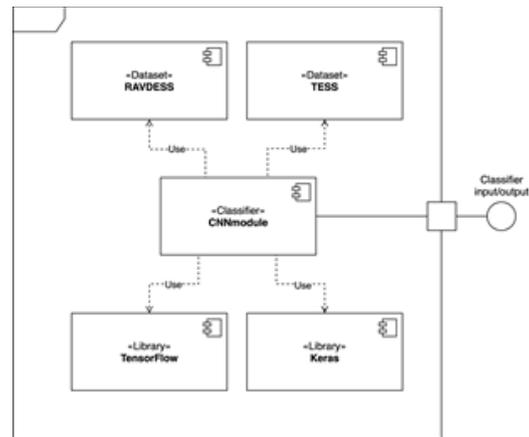


Рис. 3. Діаграма компонентів

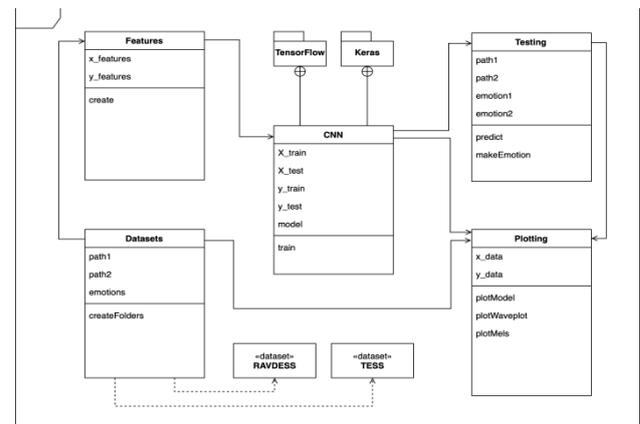


Рис. 4. Діаграма класів

На рис. 5 показано архітектуру нейронної мережі. У першу чергу йдуть основний та обов'язковий шари згортки. Як функцію активації використовують ReLU. Оскільки повнозв'язні шари використовують багато параметрів, вони мають схильність до перенавчання (overfitting). Одним із методів, який дозволяє попереджати перенавчання, є використання так званого дропауту (від англ. *dropout*). На кожному етапі навчання окремі нейрони вилучаються з мережі з деякою ймовірністю $1 - p$. Зв'язки, що вели до нейрона та з нейрона, також вилучаються. Нейрони, які залишилися у мережі, беруть участь у подальшому навчанні. Потім вилучені нейрони повертають до мережі з початковими вагами. Далі додається шар Flatten, метою якого є зведення



даних до одновимірного вектора для того, щоб їх можна було передати на наступний шар. Наступним шаром є повнозв'язний шар, як у звичайного перцептрона. Це стандартний останній шар, який на виході має кількість нейронів, рівну кількості класів. Як функції активації часто використовують Softmax.

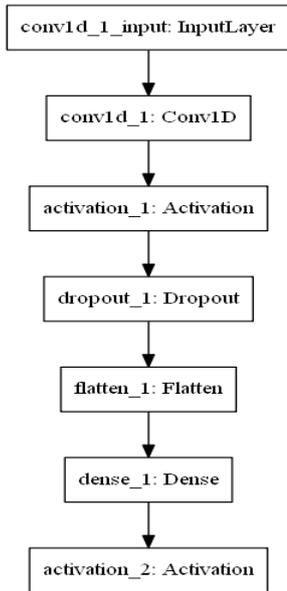


Рис. 5. Архітектура згорткової нейронної мережі

На вхід моделі подається аудіофайл. Мовний сигнал кодується і передається у вигляді акустичного сигналу (звукової хвилі). Основні акустичні параметри мовного сигналу такі: основна частота коливань голосових зв'язок (частота фонації), формантна структура (розташування, амплітуда і ширина формантних областей), рівень звукового тиску, динаміка зміни частоти основного тону (тобто мелодика мови), динамічний діапазон звуку (чинить істотний вплив на тембр голосу), темпо-ритмічні особливості мови, енергетичні характеристики звукового сигналу і їхня зміна в часі та ін.

На рис. 6 зображено приклад графіка аудіо-запису, зробленого чоловіком із нейтральною емоцією.

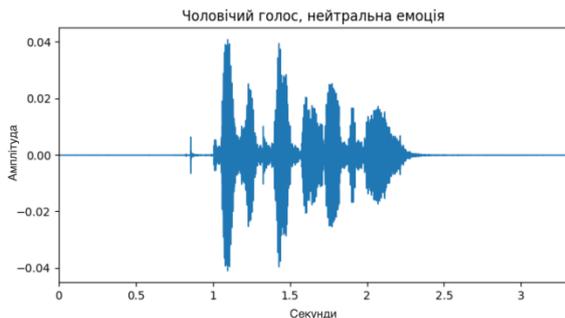


Рис. 6. Графік сигналу нейтральної емоції

На рис. 7 показано приклад Log-Mel-спектрограми для того ж аудіо запису.

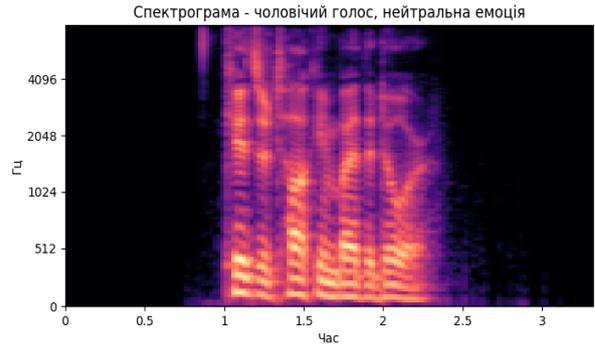


Рис. 7. Спектрограма нейтральної емоції

Мел-кепстральні коефіцієнти мають підвищену завадостійкість і дозволяють приймати достовірні рішення на відносно коротких інтервалах аналізу мовлення. Ознаки, побудовані на основі мел-кепстральних коефіцієнтів, враховують психо-акустичні принципи сприйняття мовлення, оскільки використовують мел-шкалу, пов'язану з так званими критичними смугами слуху.

РЕЗУЛЬТАТИ ДОСЛІДЖЕННЯ

Розроблений інтелектуальний модуль розпізнавання емоцій за голосом показав прийнятний результат роботи.

З набору даних 67% використовували для навчання моделі і 33% для її тестування.

Навчання виконувалося протягом 50 епох.

Графік точності зображено на рис. 8.

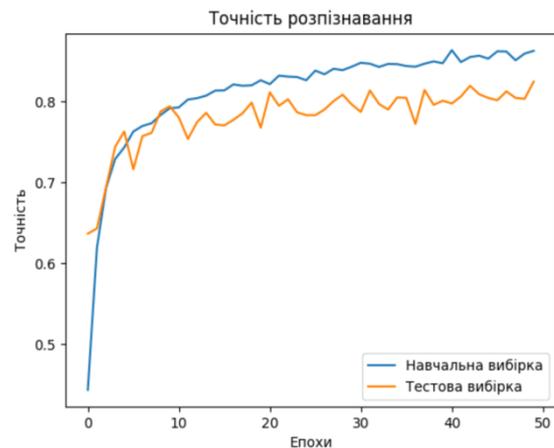


Рис. 8. Графік точності розпізнавання

Точність валідації склала 0.8, що є кращим показником за середній показник точності в проаналізованих публікаціях (0.75).

Ще одним параметром, що характеризує якість навчання мережі є рівень похибки, що демонструє модель у розрізі часу.



На рис. 9 показано графік похибки мережі. Ознаки перенавчання нейронної мережі відсутні.

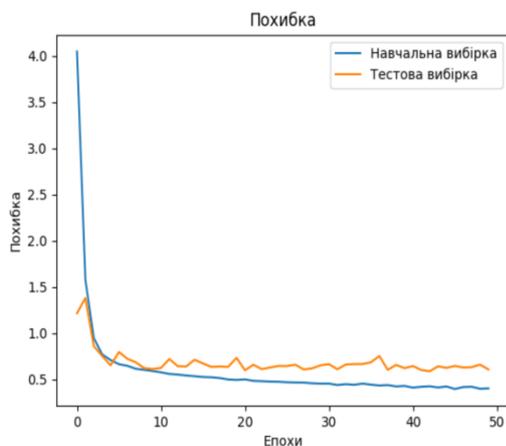


Рис. 9. Графік похибки мережі

Перевірялась точність розпізнавання різних емоцій (гнів, радість, нейтральна, смуток, спокій, страх, відраза, здивування). У таблиці наведено отримані результати, а саме, точність розпізнавання кожного з 8 емоційних станів.

ТАБЛИЦЯ

ТОЧНІСТЬ РОЗПІЗНАВАННЯ ОКРЕМИХ ЕМОЦІЙ

Емоція	Точність
Гнів	0,93
Радість	0,92
Нейтральна	0,91
Смуток	0,84
Спокій	0,96
Страх	0,92
Відраза	0,95
Здивування	0,90

ВИСНОВКИ

Розроблений інтелектуальний модуль розпізнавання емоцій людини за голосом виявився доволі ефективним. Поєднання згорткових нейронних мереж, мел-частотних кепстральних коефіцієнтів і наборів даних RAVDESS і TESS показало точність валідації, вищу за класичні класифікатори.

Планується подальше проведення експериментальних досліджень із використанням інших моделей емоційних станів і наборів даних. Розроблений інтелектуальний модуль можна використати в аналізі роботи колцентрів, у разі психологічного оцінювання, а також для оптимізації роботи інтелектуальних голосових помічників.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

- [1] Schuller, B.W. (2018) «Speech emotion recognition: two decades in a nutshell, benchmarks, and ongoing trends», *Commun. ACM* 61 (5), pp. 90–99. [Online]. Available: doi:10.1145/3129340.
- [2] Cowie, R., Douglas-Cowie, E., Tsapatsoulis, N., Votsis, G., Kollias, S., Fellenz, W., Taylor, J.G. (2001) «Emotion recognition in human-computer interaction», *IEEE Signal Process. Mag.* 18 (1), pp. 32–80. [Online]. Available: doi:10.1109/79.911197.
- [3] Huahu, X., Jue, G., Jian, Y. «Application of speech emotion recognition in intelligent household robot», in *International Conference on Artificial Intelligence and Computational Intelligence*, 2010, Vol.1, pp. 537–541.
- [4] Yoon WJ., Cho YH., Park KS. A Study of Speech Emotion Recognition and Its Application to Mobile Services, ser. Lecture Notes in Computer Science, Springer, Berlin, Heidelberg, 2007, vol 4611.
- [5] Gupta, P., Rajput, N. «Two-stream emotion recognition for call center monitoring», in *Proc. Interspeech 2007*, pp.2241–2244.
- [6] Szwoch, M., Szwoch, W. «Emotion recognition for affect aware video games», in *Image Processing & Communications Challenges 6*, Springer International Publishing, Cham, vol. 313, pp. 227–236.
- [7] Lancker, D.V., Cornelius, C., Kreiman, J. «Recognition of emotionalprosodic meanings in speech by autistic, schizophrenic, and normal children». *Develop. Neuropsychol.* vol. 5 (2–3), pp. 207–226, 1989.
- [8] Low, L.A., Maddage, N.C., Lech, M., Sheeber, L.B., Allen, N.B. (2011) «Detection of clinical depression in adolescents' speech during family interactions», *IEEE Trans. Biomed. Eng.* vol.58, issue 3, pp. 574–586.
- [9] Ververidis, D., Kotropoulos, C. «Emotional Speech Recognition: Resources, Features, and Methods», *Speech Communication*, vol.48, issue 9, pp. 1162–1181, 2006, [Online]. Available: <http://dx.doi.org/10.1016/j.specom.2006.04.003>
- [10] Ayadi, M.E., Kamel M.S., Karray F. «Survey on speech emotion recognition: Features, classification schemes, and databases», *Pattern Recognition*, vol. 44, issue 3, pp. 572–587, 2011.
- [11] Koolagudi, S. G., & Rao, K. S. «Emotion recognition from speech: a review», *International Journal of Speech Technology*, vol.15 issue 2, pp. 99–117, 2012.
- [12] Anagnostopoulos, C.N.; Iliou, T.; Giannoukos, I. «Features and classifiers for emotion recognition from speech: A survey from 2000 to 2011», *Artif. Intell. Rev.*, vol. 43, pp. 155–177, 2012.
- [13] Ramakrishnan, S. Recognition of emotion from speech: A review. In: Ramakrishnan, S. (Ed.), *Speech Enhancement, Modeling and Recognition Algorithms and Applications*, Intec, 2012.
- [14] Sailunaz, K., Dhaliwal, M., Rokne, J., Alhadj, R. «Emotion detection from text and speech: a survey» *Soc. Netw. Anal. Min.* 8(1), pp.1–26, 2018.
- [15] Basu, S., Chakraborty, J., Bag, A., Aftabuddin, M. «A review on emotion recognition using speech», in *International Conference on Inventive Communication and Computational Technologies (ICICCT)*, 2017, pp. 109–114.
- [16] Livingstone SR, Russo FA (2018) «The Ryerson Audio-Visual Database of Emotional Speech and Song (RAVDESS): A dynamic, multimodal set of facial and vocal expressions in North American English». *PLoS ONE* 13(5): e0196391. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0196391>. M. K. P. Kate Dupuis, «Toronto emotional speech set (TESS)» 2010. [Online]. Available: <https://tspace.library.utoronto.ca/handle/1807/24487>

Стаття надійшла до редколегії

26.07.2021



Intelligent module for recognizing emotions by voice

Speech is the main way of communication for people, and people can receive not only semantic but also emotional information from speech. Recognition of emotions by voice is relevant to areas such as psychological care, security systems development, lie detection, customer relationship analysis, video game development. Because the recognition of emotions by a person is subjective, and therefore inexact and time consuming, there is a need to create software that could solve this problem. The article considers the state of the problem of recognizing human emotions by voice. Modern publications, the approaches used in them, namely models of emotions, data sets, methods of extraction of signs, classifiers are analyzed. It is determined that existing developments have an average accuracy of about 0.75. The general structure of the system of recognition of human emotions by voice is analyzed, the corresponding intellectual module is designed and developed. A Unified Modeling Language (UML) is used to create a component diagram and a class diagram. RAVDESS and TESS datasets were selected as datasets to diversify the training sample. A discrete model of emotions (joy, sadness, anger, disgust, fear, surprise, calm, neutral emotion), MFCC (Mel Frequency Cepstral Coefficients) method for extracting signs, convolutional neural network for classification were used.. The neural network was developed using the TensorFlow and Keras machine learning libraries. The spectrogram and graphs of the audio signal, as well as graphs of accuracy and recognition errors are constructed. As a result of the software implementation of the intelligent module for recognizing emotions by voice, the accuracy of validation has been increased to 0.8.

Key words: recognition of emotions by voice, neural networks, deep learning, convolutional neural networks.



Олег Паріонов. Завідувач кафедри інтелектуальних технологій Київського національного університету імені Тараса Шевченка, канд. техн. наук, доцент, Київ, Україна. Напрями досліджень: засоби і технології для розроблення інформаційних систем управління технологічними процесами й об'єктами різної фізичної природи.

Oleg Parionov. Candidate of Technical Sciences, Associate Professor, Head of the Department of Intellectual Technologies, Faculty of Information Technologies, Taras Shevchenko National University of Kyiv, Kyiv, Ukraine. Areas of research - tools and technologies for developing information systems for managing technological processes and objects of different physical nature information systems.



Ганна Красовська. Працює на посаді доцента кафедри інтелектуальних технологій Київського національного університету імені Тараса Шевченка, канд. техн. наук, Київ, Україна. Наукові інтереси: інтелектуальні системи підтримки прийняття рішень, адаптивні інтелектуальні системи в освіті, мультиагентні системи та технології.

Anna Krasovska. Candidate of Technical Sciences, Associate Professor, works as an associate professor of the Department of Intellectual Technologies of Taras Shevchenko National University of Kyiv, Kyiv, Ukraine. Research interests include intelligent decision support systems, adaptive intelligent systems in education, multi-agent systems and technologies.



Антон Астахов. Випускник магістерської освітньої програми «Технології штучного інтелекту» Київського національного університету імені Тараса Шевченка, Київ, Україна.

Anton Astakhov Graduate of the educational program "Technologies of Artificial Intelligence" of Taras Shevchenko National University of Kyiv, Kyiv, Ukraine.



Ірина Доманецька. Працює на посаді доцента кафедри інтелектуальних технологій Київського національного університету імені Тараса Шевченка, канд. техн. наук, Київ, Україна. Сфера наукових досліджень: системотехнічні дослідження в галузі ІТ, нейромережні технології та їхнє застосування, адаптивні системи навчання.

Iryna Domanetska. Candidate of Technical Sciences, Associate Professor, works as an associate professor of the Department of Intellectual Technologies of Taras Shevchenko National University of Kyiv, Kyiv, Ukraine. Areas of research are system-technical research in the field of IT, neural network technologies and their application, adaptive learning systems.