

УДК 519.688

О. П. Луценко, Ю. М. Пономарьова

Дніпровський національний університет імені Олеся Гончара

СТРУКТУРА ІНФОРМАЦІЙНОЇ ТЕХНОЛОГІЇ ВИДАЛЕННЯ ЕМОЦІЙНИХ ОЗНАК З МОВНОГО СИГНАЛУ

Наведено структуру та алгоритмів запропонованої авторами інформаційної технології видалення емоційних ознак з мовного сигналу. Описано методи вилучення та перетворення емоційних ознак, а також методи класифікації мовних сигналів, отриманих після перетворення, за наявністю емоційних ознак.

Ключові слова: *мовний сигнал; емоційні ознаки; частота основного тону; логарифм енергії; класифікатор.*

Приводится структура и алгоритмы предложенной авторами информационной технологии удаления эмоциональных признаков с речевого сигнала. Описаны методы извлечения и преобразования эмоциональных признаков, а также методы классификации речевых сигналов, полученных после преобразования, по наличию эмоциональных признаков.

Ключевые слова: *речевой сигнал; эмоциональные признаки; частота основного тона; логарифм энергии; классификатор.*

The goal of the article is to describe the methods and algorithms of information technology for removal of emotional signs from the speech signal which has been proposed by the authors. Methods of extracting and transforming emotional features, as well as methods of classification of speech signals obtained after transformation are described.

The task of removing emotions will be considered successful if, after the transformations, the emotion classifier assigns a speech signal to a class of emotionless speech. The scheme for solving the problem consists of the following steps: 1) extracting informative features and establishing the boundaries of conversion; 2) transforming input data informative features; 3) checking the effectiveness of the transformation.

The first algorithm used for transformation is the PSOLA (Pitch-Synchronous OverLap and Add) algorithm designed to change the pitch of the main tone by stretching and compressing the signal on the timeline.

The PSOLA algorithm can be used to shift the pitch of voice, retaining the formant position, and thus the identity of the vowels. The basic idea is to extend the time on pitch marks, while the shape of the audio wave of the segment does not change.

The second method of transformation, the normalization of the dynamic range of the logarithm of energy, reduces the distribution of energy due to different levels of background noise [2]. The input parameter for the energy normalization unit is the frame energy. Energy is replaced by the energy logarithm based on the similarity to the logarithmic perception of sound by the human auditory system, and also due to the stability of the logarithm to the sharp changes in the energy level.

To test the effectiveness of the transformation, the task of recognizing emotions in a language requires the building of a classifier. The input data for classifying and recognizing were emotional expressions, each of which was represented by a set of signs: the frequency of the main tone, the energy and the frequency of crossing zero. Global signs of the minimum, the maximum and the average of each of the sets of values are the vector of expressions. For the classification a model of a mixture of normal sections was used. Using the constructed statistical model of the speech signal, the a posteriori probability of belonging of the utterance to the emotionally neutral class was calculated.

The output speech signal meets the set criterion of a successful solution of the problem as formal (result of classification) and perceptual signs, which allows to consider the task of removing emotional features solved.

Keywords: *speech signal; emotional signs; pitch frequency; energy logarithm; classifier.*

Вступ. Емоційна палітра мови має цінність у багатьох сферах людської діяльності. Втім існують і галузі, де домінування семантичної складової мови є більш пріоритетним. Відхилення мови від нейтрального тону є недоцільним у ситуаціях, коли важливо донести сенс повідомлення, особливо якщо мова є єдиним джерелом інформації. Об'єктивність та однозначність є більш доречними та надійними за емоційну виразність, наприклад, у сфері обслуговування, освітніх технологіях, а також різноманітних системах громадського оповіщення та напрямках журналістики.

Аналіз літературних даних. Впродовж останніх кількох декад немало дослідників звертали увагу на емоційне забарвлення мови, цей напрям нерідко висвітлюється на міжнародних конференціях. Було наведено моделі, які дозволяють описати та в подальшому класифікувати емоційний контент довільної мови [1]. У рамках популяризації розпізнавання та синтезу мовного сигналу велика увага приділяється методам, що дозволяють змінювати інтонацію слів та окремих речень [2]. Не останнє місце займають і різноманітні аудіо-

ефекти, але, на відміну від синтезу мови вони, здебільшого не націлені на природність звучання людського голосу [3]. Незважаючи на те, що існує значна кількість методів, які розпізнають емоційний склад мови, на даний момент не вирішеною залишається задача розробки такого методу модифікації мовного сигналу, який видаляє емоційні ознаки мови, при цьому зберігаючи індивідуальні ознаки голосу диктора (природність звучання).

Постановка цілей статті. Мета статті – опис методів та алгоритмів запропонованої авторами інформаційної технології видалення емоційних ознак з мовного сигналу. Описані методи вилучення та перетворення емоційних ознак, а також методи класифікації мовних сигналів, отриманих після перетворення, за наявності емоційних ознак.

Основний матеріал. Сутність задачі видалення емоційних ознак з мовного сигналу полягає у перетворенні його акустичних ознак таким чином, щоб емоційний тон висловлювання став нейтральним. Задача видалення емоцій буде вважатися вирішеною успішно, якщо після перетворень класифікатор емоцій призначає мовному сигналу беземоційний тон. Схема вирішення задачі складається з таких етапів: 1) вилучення інформативних ознак та встановлення меж перетворення; 2) перетворення вхідних даних на основі інформативних ознак; 3) перевірки ефективності проведеного перетворення.

В ході аналізу було визначено два найбільш перспективних методи перетворення. Першим з них є алгоритм PSOLA (Pitch-Synchronous OverLap and Add), призначений для зміни частоти основного тону сигналу шляхом його розтягання та стискання відносно часової шкали [1]. Алгоритм PSOLA може бути використаний для зміщення частоти основного голосу, зберігаючи позиції формант, і, таким чином, – ідентичність голосних.

PSOLA зі збереженням формант використовується для вирішення задачі зміни голосу шляхом переміщення частоти основного тону без впливу на форманти [4]. Цей алгоритм застосовується у часовій області представлення сигналу.

Голос є послідовністю імпульсів, пропущених через комплексний фільтр. Якщо застосувати вікно, центроване на кожний імпульс, і запустити таку послідовність з іншою частотою, буде отримана інша послідовність імпульсів, проте спектр залишиться незмінним.

Алгоритм PSOLA є подвійною операцією для повторної дискретизації сигналу в часовій області, але в цьому випадку здійснюється повторна дискретизація короткочасної спектральної

оболонки. Короткочасна спектральна оболонка описує частотну криву, що проходить через всі амплітуди гармонік. Гармоніки знову масштабуються відповідно до $f_i^{new} = \beta f_i^{old}$, але амплітуди гармонік $a_i^{new} = env(f_i^{new}) \neq a_i^{old}$ визначаються шляхом дискретизації спектральної оболонки. Деякі відхилення амплітуд від точної оболонки можна помітити (рис. 3.1). Це залежить від обраного алгоритму зміщення ЧОТ.

Алгоритм PSOLA може бути використаний для зміщення частоти основного тону (ЧОТ) звуку голосу, зберігаючи позиції формант, і, таким чином, ідентичність голосних. Основна ідея полягає в розтягненні часу на ЧОТ-мітках (pitch marks), при цьому форма звукової хвилі сегмента не змінюється. Основною моделлю сигналу породження мови є послідовність імпульсів, що відфільтрована залежним від часу фільтром голосового тракту. Вхідний сегмент відповідає імпульсному відклику фільтра і визначає позицію форманти. Таким чином, його не слід змінювати. І навпаки: відстань ЧОТ-мітки визначає період ЧОТ, який має бути відповідним чином змінений. Мета PSOLA-аналізу полягає в тому, щоб отримати імпульсний відклик фільтра.

Спектр сегмента, що вилучається за допомогою вікна Хеннінга довжиною у два періоди, є наближенням до локальної спектральної оболонки. Більш довгі вікна, як правило, визначають структуру спектра занадто детально, а більш короткі вікна розмивають формантну структуру спектра (рисунки 3.2, 3.3). Таким чином, якщо ми не розтягнемо сегмент, позиції формант збережуться. Операція перекриття сегментів на нових позиціях ЧОТ-міток буде повторювати спектральну оболонку бажаної ЧОТ.

Коли потрібне зміщення ЧОТ за коефіцієнтом β , який визначається як відношення ЧОТ локального синтезу до оригінальної ЧОТ

$$\beta = \frac{\bar{f}_0(\bar{t})}{f_0(t)},$$

новий період ЧОТ буде задаватися рівнянням

$$P(\bar{t}) = \frac{P(t)}{\beta},$$

де $\bar{t} = t$, оскільки час не розтягується.

Алгоритм PSOLA складається з двох фаз – аналізу та синтезу.

Алгоритм аналізу:

1. Визначення періоду ЧОТ $P(t)$ вхідного сигналу та моментів часу t_i . На практиці t_i встановлюються на відстані $P(t)$, тобто

$$P(t) = P(t_i) = t_{i+1} - t_i$$

2. Вилучення кожного сегменту центрованого на ЧОТ-мітці t_i із застосуванням вікна Гемінга та довжиною $L_i = 2P(t_i)$ для забезпечення подальшого плавного перекриття сегментів.

Алгоритм синтезу (рис. 3.6):

Для кожної синтезованої ЧОТ-мітки \bar{t}_k :

1. Вибір відповідного i -го сегменту для аналізу (ідентифікується міткою часу t_i), що мінімізує часову відстань $|t_i - \bar{t}_k|$.

2. Перекриття та додавання обраного сегменту. При цьому деякі вхідні сегменти будуть повторені при $\beta > 1$ (підвищення ЧОТ) або вилучені при $\beta < 1$ (зниження ЧОТ).

3. Визначення моменту часу \bar{t}_{k+1} , на якому буде центровано наступний синтезований сегмент для збереження локальної ЧОТ, за відношенням

$$\bar{t}_{k+1} = \bar{t}_k + \bar{P}(\bar{t}_k) = \bar{t}_k + \frac{P(t_i)}{\beta}.$$

Для великих зсувів ЧОТ доцільно компенсувати варіації амплітуди, що представлені більшими чи меншими перекриттями сегментів, множенням вихідного сигналу на $1/\beta$.

Можна поєднати розтягування часу за фактором α зміною тону. У цьому випадку для кожної ЧОТ-мітки синтезу \bar{t}_k перший крок алгоритму синтезу, представлений вище, буде модифіковано як вибір відповідного i -го сегменту аналізу (ідентифікується міткою часу t_i), що мінімізує часову відстань $|\alpha t_i - \bar{t}_k|$.

Внаслідок перекриття та додавання ЧОТ змінюється, при цьому вихідний сигнал залишатиметься такої ж довжини, що і вхідний (рис. 1).

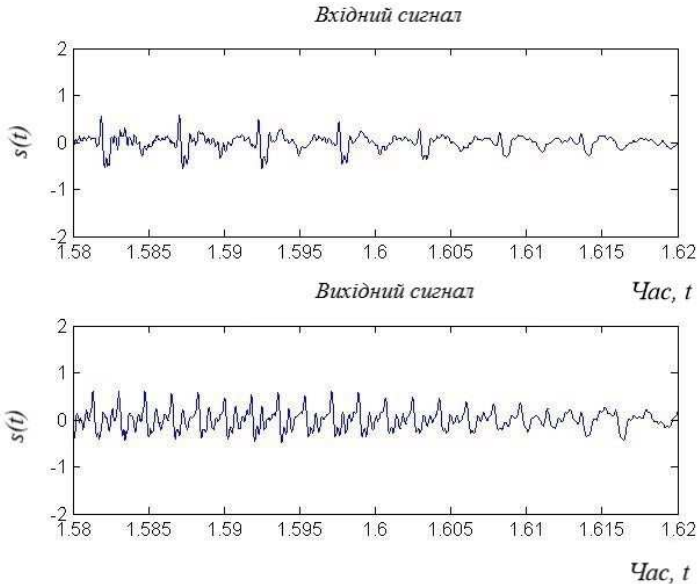


Рисунок 1 – PSOLA: результат застосування

Другий метод перетворення – нормалізація динамічного діапазону логарифму енергії (ERN) – зменшує розподіл енергії, обумовлений різними рівнями фонових шумів [2]. Вхідним параметром для блоку нормалізації енергії є енергія фрейму. Енергія замінюється логарифмом енергії на основі подібності до логарифмічного сприйняття звуку слуховою системою людини, а також завдяки стійкості логарифму до різких змін рівня енергії [5].

Основна ідея ERN базується на феномені того, що фрейми з меншою енергією більш вразливі до адитивного шуму, ніж фрейми з більшою енергією, і кожен фрейм логарифмічної енергії зашумленої мови вище, ніж відповідний фрейм чистої мови.

Робота ERN полягає в тому, щоб нормалізувати або підвищити логарифмічну енергію чистої мови за допомогою лінійних або нелінійних інтерполяцій таким чином, щоб оригінальні (чисті) функції логарифмічної енергії мали можливість наближувати цільові (зашумлені), щоб зменшити невідповідність навколишнього середовища [5].

Динамічний діапазон послідовності ознак логарифмічної енергії визначається наступним чином:

$$D.R.(dB) = 10 \frac{\max(\text{Log}(STE_i)_{i=1..n})}{\min(\text{Log}(STE_i)_{i=1..n})}, \quad (1)$$

де $\max(\text{Log}(STE_i)_{i=1..n})$ – це максимальне значення послідовності ознак логарифмічної енергії, $\min(\text{Log}(STE_i)_{i=1..n})$ – мінімальне, а n – загальна кількість фреймів у висловлюванні. Нехай $\max(\text{Log}(STE_i)_{i=1..n})$ є однаковим для первинного і цільового динамічного діапазону. Цільове мінімальне значення T_Min може бути обчислене за рівнянням (1) при заданому цільовому динамічному діапазоні. Тоді алгоритм нормалізації логарифму енергії визначається наступним чином:

1. Для кожного висловлювання чистої мови, знайти

$$Max = \max(\text{Log}(STE_i)_{i=1..n}),$$

$$Min = \min(\text{Log}(STE_i)_{i=1..n}).$$

2. Обчислити T_Min (рис. 3.8):

$$T_Min = \alpha \max(\text{Log}(STE_i)_{i=1..n}).$$

3. Якщо $Min < T_Min$, то є два способи значення ознаки логарифмічної енергії $\text{Log}(STE_i)$ для кожного i -го фрейму:

Для лінійного масштабування

$$\text{Log}(STE_i) = \text{Log}(STE_i) + \frac{T_min - Min}{Max - Min} (Max - \text{Log}(STE_i)).$$

Для нелінійного масштабування

$$\begin{aligned} \text{Log}(STE_i) &= \text{Log}(STE_i) + \\ &+ \frac{T_min - Min}{\log Max - \log Min} (\log Max - \log \text{Log}(STE_i)). \end{aligned}$$

Обидва вищенаведені методи масштабування належать до інтерполяційних методів (для обчислення нової точки поміж наявних), нескладно довести, що нелінійне масштабування має форму $y = x + a \log x + b$ як інтерполянт [3].

Очевидно, що наведений алгоритм масштабування мінімуму може бути застосований і для масштабування максимального значення енергії у висловлюванні.

Для виконання модифікації мовного сигналу на основі нормалізованого значення $\text{Log}(STE)$ отримане для фрейму значення перетворюються у нове значення енергії фрейму STE впроваджується пропорційна модифікація значень амплітуди фрейму.

Для перевірки ефективності проведеного перетворення задача розпізнавання емоцій за мовою потребує побудування класифікатора. Вхідними даними для навчання класифікатора та розпізнавання слугували емоційні висловлювання, кожне з яких було представлено набором ознак: частота основного тону, енергія та частота перетину нуля. Глобальні ознаки мінімуму, максимуму та середнього від кожного з наборів значень складають вектор ознак висловлювання. Для класифікації було використано модель суміші нормальних розділів. За допомогою побудованої статистичної моделі мовного сигналу було обраховано апостеріорну ймовірність належності висловлювання до емоційно нейтрального класу.

В задачі розпізнавання емоцій за мовою кожен клас емоцій представляється моделлю суміші нормальних розподілів та описується відповідним набором параметрів λ . Кожну компоненту моделі можна представити математичним сподіванням μ_i та коваріаційною матрицею Σ_i . [3].

Навчання моделі здійснюється таким чином. Нехай задано набір вибірових даних $X = \{\bar{x}_i; i = \overline{1, N}\}$, де \bar{x}_i – вектор ознак висловлювань, для якого визначено емоційний клас з множини $S = \{S_j; j = \overline{1, K}\}$, тобто $\bar{x}_i \in S_j$. Необхідно оцінити параметри моделі, що якнайкраще відповідають розподілу векторів ознак навчальних висловлювань. Для знаходження оцінок параметрів використовують метод максимальної правдоподібності.

Мета оцінки максимальної правдоподібності – знайти параметри моделі, які максимізують правдоподібність цієї моделі при заданих навчальних даних. Для послідовності навчальних векторів $X = \{\bar{x}_1, \dots, \bar{x}_N\}$, правдоподібність моделі суміші може бути записана у вигляді

$$p(X | \lambda) = \prod_{i=1}^T p(\bar{x}_i | \lambda).$$

Цей вираз є нелінійною функцією від параметрів λ , і його безпосереднє обчислення є неможливим. Тому оцінки параметрів отримують ітераційно за допомогою ЕМ-алгоритму. Кожна ітерація алгоритму складається з двох кроків. На Е-кроці (expectation) обчислюється очікуване значення функції правдоподібності, при цьому приховані змінні розглядаються як спостережувані. На М-кроці (maximization) обчислюється оцінка максимальної правдоподібності,

таким чином, збільшується очікувана правдоподібність, яка обчислюється на Е-кроці. Нова модель потім стає початковою моделлю для наступної ітерації.

Нехай щільність розподілу на множині X є сумішшю M розподілів:

$$p(x) = \sum_{j=1}^M w_j f_j(x), \quad \sum_{j=1}^M w_j = 1, \quad w_j \geq 0,$$

де $f_j(x)$ – функція правдоподібності j -го компонента суміші, w_j – її апіорна ймовірність.

Нехай функції правдоподібності належать параметричному сімейству розподілів $\varphi(x; \theta)$ і відрізняються тільки значеннями параметра $f_j(x) = \varphi(x; \theta_j)$.

Задача розділення суміші полягає в тому, щоб на основі вибірки X^N випадкових та незалежних спостережень з суміші $p(x)$, знаючи число M та функцію φ , оцінити вектор параметрів $\theta = (w_1, \dots, w_m, \theta_1, \dots, \theta_M)$.

На Е-кроці обчислюється очікуване значення вектору прихованих змінних G за поточним наближенням вектору параметрів θ .

Позначимо через $f(x, \theta_j)$ щільність імовірності того, що об'єкт x отриманий з j -ї компоненти суміші.

За формулою умовної ймовірності

$$f(x, \theta_j) = f(x)P(\theta_j | x) = w_j f_j(x).$$

Введемо позначення

$$g_{ij} \equiv P(\theta_j | x_i).$$

Це невідома апостерорна ймовірність того, що навчальний об'єкт x_i породжений j -ю компонентою суміші.

Візьмемо ці величини у якості прихованих змінних. При цьому $\sum_{j=1}^k g_{ij} = 1$, для будь-якого $i = \overline{1, N}$, з огляду на те, що можлива повна

ймовірність належності об'єкта x_i до одної з M компонент.

З формули Байеса,

$$g_{ij} = \frac{w_j f_j(x_i)}{\sum_{h=1}^k w_h f_h(x_i)}, \quad \forall i, j.$$

На M -кроці вирішується задача максимізації правдоподібності і знаходиться наступне наближення вектора Θ за поточними значеннями векторів G і Θ .

Будемо максимізувати логарифм повної правдоподібності (4):

$$Q(\Theta) = \ln \prod_{i=1}^N p(x_i) = \sum_{i=1}^N \ln \sum_{j=1}^M w_j f_j(x_i) \rightarrow \max_{\Theta}.$$

Вирішуючи оптимізаційну задачу Лагранжа з обмеженням на суму w_j , знаходимо:

$$w_j = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N g_{ij}, \quad j = \overline{1, k}.$$

$$\theta_j = \arg \max_{\Theta} \sum_{i=1}^N g_{ij} \ln \varphi(x, \theta_j), \quad j = \overline{1, k}.$$

Таким чином, M -крок зводиться до обчислення ваг компонент w_j як середніх арифметичних і оцінювання параметрів компонент θ_j шляхом вирішення M незалежних оптимізаційних задач. Відзначимо, що розділення змінних виявилось можливим завдяки введенню прихованих змінних [6].

Оптимізаційна задача Лагранжа для розділення суміші нормальних розподілів в рамках застосування EM-алгоритму є вирішеною. Визначимо необхідні вирази відповідно до попередньо введених позначень.

Вектор параметрів:

$$\Theta = \{w_j, \bar{\mu}_j, \Sigma_j; j = \overline{1, M}\}.$$

Щільність розподілу:

$$f_j(x) = N(\bar{x}_i, \bar{\mu}_j, \Sigma_j) = \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^P |\Sigma_j|}} e^{-\frac{1}{2}(\bar{x}_i - \bar{\mu}_j)^T \Sigma_j^{-1} (\bar{x}_i - \bar{\mu}_j)}.$$

На E -кроці апостеріорна ймовірність j -го акустичного класу

задається виразом:

$$g_{ij} = \frac{w_j N(\bar{x}_i; \bar{\mu}_j, \Sigma_j)}{\sum_{h=1}^M w_h N(\bar{x}_i; \bar{\mu}_h, \Sigma_h)}.$$

На М-кроці використовуються наступні формули переоцінки параметрів:

$$w'_j = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N p(j | \bar{x}_i, \lambda),$$

$$\bar{\mu}'_j = \frac{\sum_{i=1}^N p(j | \bar{x}_i, \lambda) \bar{x}_i}{\sum_{i=1}^N p(j | \bar{x}_i, \lambda)}$$

$$\Sigma'_j = \frac{\sum_{i=1}^N (\bar{x}_i - \bar{\mu}'_j)^2 p(j | \bar{x}_i, \lambda)}{\sum_{i=1}^N p(j | \bar{x}_i, \lambda)}$$

Апостеріорна ймовірність j-го емоційного класу задається виразом:

$$p(j | \bar{x}_i, \lambda) = \frac{w_j f_j(\bar{x}_i)}{\sum_{h=1}^M w_h f_h(\bar{x}_i)}.$$

У задачі розпізнавання емоцій за мовним сигналом емоційний клас S_j з множини $S = \{S_j; j = \overline{1, K}\}$ представляється набором параметрів для відповідної моделі суміші нормальних розподілів λ_j з множини $\lambda = \{\lambda_j, j = \overline{1, K}\}$. Мета розпізнавання – знайти модель емоційного класу, що має найбільше значення апостеріорної ймовірності для заданого висловлювання:

$$j^* = \arg \max_{1 \leq j \leq K} \Pr(\lambda_j | X) = \arg \max_{1 \leq j \leq K} \frac{p(X | \lambda_j) \Pr(\lambda_j)}{p(X)},$$

де j^* – номер емоційного класу, що максимізує апостеріорну ймовірність для заданого висловлювання.

Припускаючи, що усі емоції однаково вірогідні, тобто $Pr(\lambda_j) = 1/S$, та виходячи з того, що величина $p(X)$ однакова для моделей усіх емоцій, правило класифікації спрощується до вигляду

$$j^* = \arg \max_{1 \leq j \leq K} p(X | \lambda_j).$$

Для обчислення використовується логарифм функції та незалежність між спостереженнями

$$j^* = \arg \max_{1 \leq j \leq K} \sum_{i=1}^N \log p(\bar{x}_i | \lambda_j),$$

де $p(\bar{x}_i | \lambda_j)$ визначена у (1) [3].

За результатами дослідження розроблено програмний пакет (інтерфейс наведено на рис. 2), який надав можливість провести аналіз ефективності практичного використання обраних методів. Аналіз результатів показав, що після перетворення мовного сигналу має місце збільшення ймовірності віднесення висловлювання до беземоційного класу згідно класифікатора. За перцептивними ознаками також спостерігається зниження експресивності мовного сигналу, при збереженні індивідуальності голосу. В деяких випадках вихідний сигнал має незначне зашумлення.

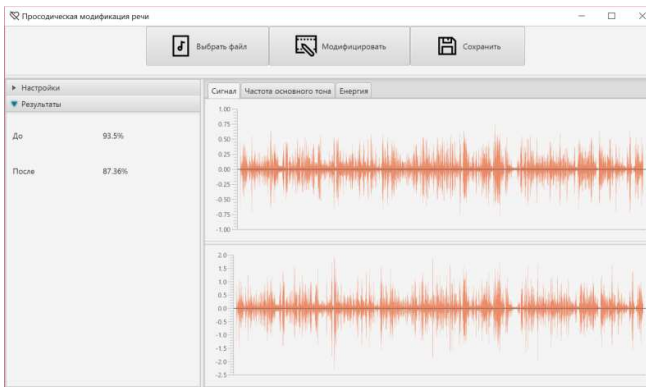


Рисунок 2 – Графічний інтерфейс системи видалення емоційних ознак з мовного сигналу

Висновки. Отриманий на виході перетворення мовний сигнал задовольняє поставленому критерію успішного вирішення задачі як за формальними (результат класифікації), так і за перцептивними ознаками, що дозволяє вважати задачу вилучення емоційних ознак вирішеною. Напрямок подальших досліджень: дослідження впливу видалення емоційних ознак на якість автоматизованого розпізнавання мовного сигналу.

Бібліографічні посилання

1. Udo Zölzer. DAFX: Digital Audio Effects, 2nd Edition. John Wiley & Sons, 2011. 624 p.
2. Weizhong Zhu, O'Shaughnessy D. Log-energy dynamic range normalization for robust speech recognition // IEEE International Conference on Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing (ICASSP). 2005. P. 245–248.
3. Садыхов Р. Х. Ракуш В. В. Моделирование гауссовых смесей для верификации диктора по произвольной речи // Доклады БГУИР (Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники). 2003. № 4. С. 95–103.
4. Harpreet Kaur, Parminder Singh. Prosody Modification of its Output Speech Signal // International Journal of Advanced Research in Computer Science and Software Engineering (IJARCSSE). 2014. № 5. P. 1056–1059.
5. Hung-Shin Lee, Hung-Bin Chen, Berlin Chen. A Log-energy Scaling Normalization Scheme for Robust Speech Recognition // National Taiwan Normal University. 2007.
6. Jakovljevic N., Janev M., Pekar D., Miskovic D. Energy Normalization in Automatic Speech Recognition // Proceedings of the Text, Speech and Dialogue: 11th International Conference (TSD). 2008. P. 341–347.

Надійшла до редколегії 01.10.18