**FIŞA LUCRĂRII DE DISERTAŢȚIE**

|  |  |
| --- | --- |
| Universitatea *Transilvania* din Braşov | Lucrare de disertaţie nr. .......... |
| Facultatea :  Matematică și Informatică |
| Departamentul :  Matematică și Informatică | Viza facultății |
| Programul de studii :  Tehnologii moderne în ingineria sistemelor  software | Anul universitar 2017-2019 |
| Candidat :  Predoiu Diana – Elena | Promoția 2019 |
| Cadrul didactic îndrumător | Gâlmeanu Honorius |

|  |
| --- |
| **DISERTAŢȚIE** |
| Titlul lucrării: Separarea surselor de semnal folosind măști de frecvență |
| Problemele principale tratate:  Introducere  Descrierea problemei  Tehnologii folosite: TODO  TODO  Descrierea soluției: Obiective, Implementare (Structura aplicației, Setul de date folosite,  TODO capitolele din descrierea solutiei)  Ghid de utilizare ??? |
| Locul şi durata practicii: |
| Bibliografie: |
| Aspecte particulare: – |

|  |
| --- |
| Primit tema la data de:  1 octombrie 2018 |

|  |
| --- |
| Data predării lucrării: |

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Director departament, Cadru didactic îndrumător,  *(nume, prenume, semnătura)............................................* Lect. Dr. Gâlmeanu Honorius | | |
| Candidat,  Predoiu Diana – Elena | | |
| **DISERTAȚŢIE – VIZE** | | | |
| Data  vizei | | Capitole/ problemele analizate | Semnătura cadrului didactic îndrumător |
|  | |  |  |
|  | |  |  |
|  | |  |  |
|  | |  |  |
|  | |  |  |

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| **APRECIEREA ŞI AVIZUL CADRULUI DIDACTIC ÎNDRUMĂTOR** | | |
|  | | |
| Data: | ADMIS pentru susținere/ RESPINS | CADRU DIDACTIC ÎNDRUMĂTOR  Lect. Dr. Gâlmeanu Honorius |

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| **AVIZUL DIRECTORULUI DE DEPARTAMENT** | | |
| Data: | ADMIS pentru susținere/ RESPINS | Director departament  (nume, prenume, semnătură) |

|  |  |
| --- | --- |
| **SUSŢȚINEREA DISERTAȚŢIEI** | |
| Sesiunea | |
| Rezultatul  susținerii | PROMOVAT cu media: |
| RESPINS **cu** refacerea lucrării |
| RESPINS **fără** refacerea lucrării |
| PREŞEDINTE COMISIE  (nume, prenume, semnătura) | |

Separarea surselor de semnal folosind măști de frecvență

Contents

[1. Introducere 6](#_Toc7719545)

[2. Motivația temei 6](#_Toc7719546)

[3. Tehnologii folosite 6](#_Toc7719547)

[3.1. Python 6](#_Toc7719548)

[3.1.1. Descriere 6](#_Toc7719549)

[3.1.2. Jupyter Notebook 6](#_Toc7719550)

[3.1.3. Pachetul “numPy” 6](#_Toc7719551)

[3.1.4. Pachetul “PyTorch” 6](#_Toc7719552)

[3.1.5. Pachetul “LibROSA” 6](#_Toc7719553)

[3.2. Transformata Fourier 6](#_Toc7719554)

[3.2.1. Semnalele și caracteristicile sunetului 6](#_Toc7719555)

[3.2.2. STFT (short-time frequency tranform) 7](#_Toc7719556)

[3.2.3. Spectrograma 7](#_Toc7719557)

[3.2.4. ISTFT (inverse short-time frequency transform) 7](#_Toc7719558)

[3.3. Articol îndrumător “Low-latency sound source separation using deep neural networks” 7](#_Toc7719559)

[3.3.1. NMF 7](#_Toc7719560)

[3.4. Deep neural networks ( Rețele neuronale profunde) 8](#_Toc7719561)

[4. Descrierea soluției 8](#_Toc7719562)

[4.1. Obiective 8](#_Toc7719563)

[4.2. Implementare 8](#_Toc7719564)

[5. Index figuri 8](#_Toc7719565)

[6. Concluzie 8](#_Toc7719566)

[7. Bibliografie și webografie 8](#_Toc7719567)

# Introducere

# Motivația temei

# Tehnologii folosite

## Python

### Descriere

### Jupyter Notebook

### Pachetul “numPy”

### Pachetul “PyTorch”

### Pachetul “LibROSA”

## Transformata Fourier

Din punct de vedere matematic, transformata Fourier reprezintă operația aplicată asupra unei funcții cu elemente complexe, și returnează tot o funcție cu elemente complexe. Ce este diferit la funcția returnată este că este reorganizată după frecvențele componente.

Analiza Fourier este considerată abecedarul analizei semnalelor.

### Semnalele și caracteristicile sunetului

Semnalul în timp este reprezentat printr-o anumită funcție, care de regulă dă forma de dependență a nivelului sau amplitudinii semnalului în raport cu timpul.

Semnalele pot fi de două feluri, periodice și neperiodice. Cele periodice sunt caracterizate printr-o perioada care se tot repetă în decursul semnalului, iar cele nepriodice nu conțin această perioadă de repetiție.

La rândul lor, semnalele perioduce sunt de două feluri, armonice și nearmonice.

Semnalul audio este un semnal neperiodic, de cele mai multe ori, fiind determinat de sunete neperiodice. Din punct de vedere electric, semnalul audio este reprezentat de variația în timp a tensiunii sau curentului electric.

Sunetul este caracterizat de patru elemente:

* amplitudinea – caracteristica undei sonore percepute ca volum
* frecvența/înălțimea sunetului – numărul de perioade ( T -> s) sau oscilații efectuate

( F -> HZ) într-un timp dat

* intensitatea sunetului/sonoră – este măsurată în decibeli
* timbrul – calitatea de bază a fiecărui sunet, determinat de componenta de armonici

În procesare semnalelor se ține foarte mult cont și sunt controlate frecvența și intensitatea

sunetelor. În tema aleasă toate înregistrările sunt modificate la 16KHz, iar analiza pentru aflarea măștilor de frecvență se bazează pe ideea de „frecvențe în timp”.

### STFT (short-time frequency tranform)

### Spectrograma

### ISTFT (inverse short-time frequency transform)

## Articol îndrumător “Low-latency sound source separation using deep neural networks”

Separarea sursei de semnal la o latență scăzută necesită ca fiecare input, o fereastră audio, să fie procesată la o temporizare cât mai mică, iar outputul să fie generat cât mai repede.

Articolul propune o rețea neuronală profundă, deep neural network (DNN), cu latență scăzută. Această metodă are avantajul de a folosi un context extins „din trecut”, mai apoi generându-se filtre/măști de tipul „soft time frequencies masks”, care mai apoi sunt aplicate peste sunetul mixat, astfel încât să fie oferită o performanță de separare mai bună, comparând cu „NMF baseline”.

### NMF

Separarea surselor poate fi văzută ca o problemă de factorizare a matricei, unde sursa mixtură este modelată ca o matrice care conține reprezentarea spectrogramei aferente.

Spectrogramele sunt de obicei folosite pentru vizualizarea timpului cu variația spectrală

a densității unei înregistrări audio. Semnalele audio pot, astfel, să fie reprezentate în întregime de o matrice cu :

* linii, axa orizontală ( reprezentarea timpul)
* coloane, axa verticală ( reprezentarea frecvențelor)
* valori ale elementelor, care corespund intensitatății sau culorii fiecărui punct din imagine ( indicând amplitudinea unei frecvențe particulare la un anumit moment „t”).

Spectrograma unui semnal x(t) poate fi estimată prin calculul magnitudinii la pătrat a

transformatei Fourier (prezentată anterior la secțiunea TODO), a semnalului x(t), astfel încât x(t) poate fi reconstruit din spectrogramă prin inversa transformatei Fourier (prezentată de asemenea în secțiunea TODO), după procesarea semnalului în domeniu spectral.

## Deep neural networks ( Rețele neuronale profunde)

# Descrierea soluției

## Obiective

## Implementare

# Index figuri

# Concluzie

# Bibliografie și webografie

* „Blind Audio Source Separation Pipeline and Algorithm Evaluation” - Wisam Reid, Kai-Chieh Huang & Doron Roberts-Kedes

(http://cs229.stanford.edu/proj2015/124\_report.pdf)