

ВИДІЛЕННЯ СИГНАЛІВ НА ФОНІ ЗАВАД МЕТОДАМИ СРД

І. О. Дроздовський^{1, а}, О. В. Пивовар^{1, б}

¹Національний технічний університет України
«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»,
Фізико-технічний інститут

Анотація

Здійснений огляд методів сліпого розділення джерел та програмно реалізовано два з них. Розглядаються методи сліпого розподілу сигналу, як інструмент для виділення завад. Порівнюється розбірливість розділених сигналів методами ІСА та РСА, порівнюється розбірливість при різних значеннях відношення сигналу до завади в нерозділених сигналах.

Ключові слова: сліпе розділення джерел, завада, ІСА, РСА

Вступ

З кожним днем з'являється все більше новітніх методів обробки сигналів, які основані на статистичній незалежності та не потребують початкової інформації про сигнали. Ці методи можуть розділяти сигнали окремо один від одного або від завад, за низького відношення сигналу до завади. Використання таких методів членами розвідки може нести загрозу для сторони захисту, бо можливе виділення сигналу за менших відношень сигналу до завади.

У зв'язку з їх появою необхідним є аналіз та порівняння стійкості сигналів на фоні різних завад при обробці цими методами. В цій роботі розглядається частина новітніх методів обробки сигналів, а саме методи сліпого розділення сигналів. Реалізуємо два основних алгоритми обробки сигналів, які можуть бути використані при обробці перехопленого сигналу та порівняємо стійкість сигналів при зашумленні.

1. Проблема коктейльної вечірки, як основна ціль СРД

Розглянемо задачу, які вирішують методи сліпого розподілу джерел (СРД). Класичним прикладом СРД виступає поділ безлічі спостережень на складові, які лежать в основі (статистично незалежних) джерел сигналів, що називається проблемою коктейльної вечірки, тобто виділення окремо кожного сигналу з їх суміші. Дана проблема показана на рис. 1. Якщо кожен з голосів J , що ви можете почути на вечірці реєструють N мікрофонів, результатом буде матриця, що складена з безлічі N векторів, кожен з яких представляє собою (зважену) лінійну суперпозицію голосів J . Для дискретної безлічі M вибірок, ми можемо позначити джерела за допомогою $J \times M$ матриці, Z , і N записуємо як $N \times M$ матриця X . Тому Z перетворюється в матрицю спостережень X (через поширення звукових хвиль в кімнаті) шляхом

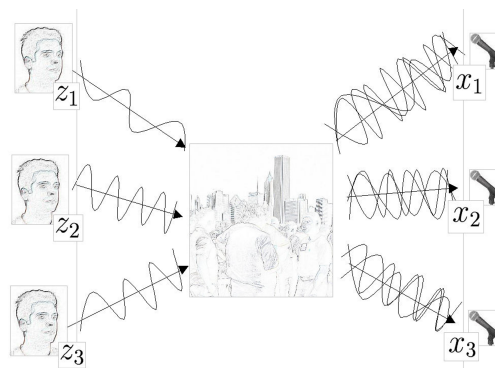


Рис. 1. Проблема коктейльної вечірки

множення на матрицю змішування, розмірності $N \times J$ так, що:

$$X^T = AZ^T \quad (1)$$

Рис. 1 ілюструє цю парадигму, де звукові хвилі $J = 3$ незалежних динаміків (z_1, z_2 і z_3 , зліва) накладаються (в центрі) і записуються у вигляді трьох векторів змішаних джерел, в яких мало відрізняються фази і значення на трьох просторово розділених, але в іншому ідентичних, мікрофонів.

Для того, щоб виділити голос з ансамблю голосів в переповненому залі, ми повинні виконати певний тип СРД, щоб відновити вихідні джерела з суміші, яку спостерігають. Математично, ми хочемо знайти матрицю W розшарування, яке при множенні на запис X^T проводить оцінку Y^T джерел Z^T . Тому W являє собою набір ваги, що відповідає (близько) A^{-1} . Одним з ключових способів для виконання СРД, відомий як незалежний аналіз компонентів (ІСА), де ми скористалися перевагами (як припущення) лінійної незалежності між джерелами [1, 2].

Отже, методи СРД можуть підвищити загрозу захищеності як при зашумленні інформації активними засобами захисту, так і при використанні пасивних

^аivandrozdovskiy@gmail.com

^бaleksandr.pivovarov@gmail.com

методів, зменшивши мінімальний для виділення поріг відношення сигналу до завади.

2. Основні методи СРД

Методів, які вирішують проблему коктейльної вечірки, дуже багато, називають їх методами СРД. Термін СРД являє собою загальну назву для різних методів, які прагнуть розкрити незалежні джерела сигналів з набору спостережень, які складаються з лінійних сумішей первинних джерел. Розглянемо $X_{j \times n}$ матриці J спостережень випадкових векторів, $N \times J$ матриця змішування Z , то J (передбачається) вихідні вектори таким чином, що:

$$X^T = AZ^T$$

До методів так званого сліпого розподілу сигналів (в англійському варіанті BSS – Blind Source Separation) відносять ряд статистичних алгоритмів обробки вихідних даних. Оскільки сам термін є англійським, то і набір основних його різновидів теж англійським. Це, перш за все, такі методи, як: PCA (Principal Component Analysis) – Метод головних компонент; ICA (Independent Component Analysis) – Аналіз незалежних компонент; FA (Factor Analysis) – Аналіз; SVD (Singular Value Decomposition) – Сингулярна декомпозиція; NMF (Non-negative Matrix Factorization) – Ненегативна матрична факторизація; RA (Random Projection) – Метод довільних проєкцій; LCCD (Low Complexity Coding and Decoding) – Кодування / декодування низькою складністю [1].

Деякі з методів засновані на припущенні статистичної некорильованості джерел сигналів. Для інших методів виявляється зв'язок різних джерел не між собою, а з деякими факторами, що впливають на ці джерела. Для одних методів розкладання ведеться по ортогональним складовим, а для інших ця умова не є обов'язковим [3, 4]. Основними методами цього сімейства виділяють метод головних компонент (PCA) та методу аналізу незалежних компонент (ICA). Метод головних компонент використовує дисперсію та розкладає джерела на ортогональні вектори, в методі аналізу незалежних компонент використовуються статистики вищих порядків та розкладання джерел не обов'язково відбувається по ортогональних векторах. Вони представляють два напрямки СРД.

3. Програмно реалізовані методи обробки

3.1. Реалізовані методи

Звичайно, хоч методів і багато, але кожен метод СРД необхідно дослідити на виділення сигналу на фоні шуму, але в рамках цієї роботи було реалізовано два основних методи СРД. А саме, метод головних компонент (PCA) та одну з модифікацій методу аналізу незалежних компонент алгоритм з фіксованою точкою (fixed-point algorithm або FastICA). За допомогою реалізованого алгоритму цих методів було проведено порівняння виділення сигналу при різних завадах різними.

Метод головних компонент. Дані зазнають декореляції з використанням дисперсії в якості метрики. Проекціями на ці осі, або базисні вектори, є незалежними і, в іншому сенсі, ортогональними (скалярний добуток базисні вектори, а також крос-кореляції проєкцій близькі до нуля). Основна ідея в застосуванні PCA до набору даних, щоб знайти вектори компонент y_1, y_2, \dots, y_N , що пояснюють максимальну кількість дисперсії можливо за допомогою N лінійно перетворених компонентів.

Напрямок першого головного компонента v_1 знайдений шляхом пропускання над даними і спроба максимізувати значення

$$v_1 = \operatorname{argmax}_{\|v\|=1} E(v_1^T X)^2,$$

де v_1 довжини M в даних X . Таким чином, даний перший основний компонент є проєкція на напрямок, в якому дисперсія проєкції максимізується. Кожен з решти $N - 1$ основних компонент знайдених шляхом повторення цього процесу в останньому ортогональному підпросторі (що зменшує в розмірності на одиницю для кожного нового компонента, що ми відкриваємо). Основні компоненти потім задаються як

$$y_i = v_i^T X (i = 1, \dots, N),$$

проєкція X на кожен v_i . Це перетворення стовпців матриці X на v_i^T , щоб отримати y_i також відоме як дискретне (Karhunen-Loève) перетворення[5].

Метод аналізу незалежних компонент алгоритм з фіксованою точкою. Істотна відмінність між ICA і PCA є те, що PCA використовує дисперсію, а не статистики вищого порядку (наприклад, четвертий момент, ексцесу) в якості метрики, щоб відокремити сигнал від шуму. Незалежність між виступами на власних векторів СВД накладається, вимагаючи, щоб ці вектори базису будуть ортогональними. Підпростір, утворене з ICA не обов'язково ортогональне і кути між осями проєкції залежить від точного характеру даних, що використовуються для розрахунку джерел. Той факт, що PCA накладає ортогональність означає, що дані були декорельовані (проєкції на власні вектори мають нульову коваріацію). Це набагато слабша форма незалежності, ніж введені ICA. Багато ICA методів обмежують процедуру оцінки таким чином, що вона завжди дає некорельовані оцінки незалежних компонентів. Це зменшує число вільних параметрів, і спрощує завдання.

3.2. Програма для обробки сигналів

На основі методів, що описані вище, була створена програма для розділення аудіосигналів на мові програмування *Python*. На вхід цієї програми подається аудіо доріжки, що виступають в ролі джерел. Дані доріжки повинні мати розширення .wav, частоту дискретизації 44100 кГц та розрядність в 16 біт. Далі ми змішуємо сигнали помноживши їх на матрицю змішування. За допомогою таких бібліотек, як *sklearn*, *scipy*, *numpy* та *math* реалізовуємо обрані методи. Та отримуємо на виході аудіофайли з вже

розділеними кожним з методів сигналами, що мають параметри аналогічні як в початкових.

4. Обробка результатів

Для обробки було вибрано три види шуму: білий, рожевий, коричневий та набір аудіокниг з різними дикторами. Сигнали попарно подавалися на вхід програми та змішувались. Далі проходили обробку кожним з методів. В результаті було одержано набір сумішей та вже розділених сигналів. За допомогою групи експертів ми оцінили розбірливість суміші та розділених кожним методом сигналів. Оцінка проводилась за допомогою групи експертів з п'яти чоловік. Кожен експерт прослуховував суміші сигналів та записував слова, які він почув. Слова перевірялись та фіксувались кількість правильно почутих слів для кожної суміші, далі обчислювалось середнє значення правильно почутих слів кожним експертом для кожної суміші. Оцінка проводилась для суміші з кожною з вище зазначених завад та для таких значень відношення сигналу до завади: 13, 17, 28, 40 та 60 дБ. Спочатку проводилась оцінка всіх сумішей, що мали відношення сигналу до завади в 60 дБ, а далі за спаданням. В таблиці 1 наведені середні значення кількості правильно почутих групою експертів слів змішаного сигналу при різних значеннях відношення сигналу до шуму для різних завад. Всього було 43 слова в сигналах, результат обробки яких наведений в таблиці 1.

Табл. 1. Розбірливість сигналів

Послаблення (дБ)	14	17	28	40	60
Білий шум	7	5	0	0	0
Рожевий шум	3	0	0	0	0
Коричневий шум	29	26	5	0	0

Після цього, за аналогічною схемою, була проведена оцінка розділених сигналів для двох методів обробки. При оцінці розбірливості розділених сигналів, для всіх випадків, експерти змогли правильно почути всі слова, різниця була тільки в тому, що при обробці методом ІСА розділені сигнали мали менший рівень енергії від початкового (в середньому на 59 дБ), але жоден з експертів не почув шуму на

виділеному сигналі, а при РСА присутній не значний рівень шуму і в моменти пауз між словами він підсилюється, але це не зменшило розбірливість слів.

Висновки

Отже, кожен з методів відмінно розділяє сигнали при заданих рівнях сигналу до завади. Розбірливість розділених сигналів однакова для кожного методу та за різних завад. Коричневий шум найгірше маскує сигнал з мовленням диктора, слова диктора можна було розібрати при 28 дБ відношення сигналу до завади, а найкраще – рожевий шум, вже при 13 дБ відношення сигналу до завади експерти майже нічого не змогли почути правильно, але при цьому, на розділеному сигналі вони почули всі слова правильно. Сигнал виділений за допомогою обробки ІСА вимагає додаткового підсилення, бо на виході він втрачає енергію відносно початкового, але жоден з експертів не почув шуму при прослуховуванні виділеного сигналу, метод РСА залишає шум певного рівня на виділених сигналах, який посилюється в моменти пауз між словами, але всі слова були почуті правильно. Тому, обидва методи можуть нести загрозу для сторони захисту.

Перелік використаних джерел

1. G. Clifford D. BLIND SOURCE SEPARATION: Principal & Independent Component Analysis. — Biomedical Signal and Image Processing, 2008.
2. Belakhindi Mahantesh. Blind Source Separation for Cocktail Party Problem // www.pathpartnertech.com. — 2016.
3. Аджемов С.С. Кучумов А.А. Савостьянов Д.В. Слепое разделение сигналов на основе сдвиговых статистик // TComm. — 2009. — № 1. — С. 16–19.
4. A. Cichocki. Blind Signal Processing Methods for Analyzing Multichannel Brain Signals // International Journal of Bioelectromagnetism. — 2004. — no. 1. — P. 6.
5. Bingham E Hyvärinen A. A fast fixed-point algorithm for independent component analysis of complex valued signals // Int J Neural Syst. — 2000. — no. 1. — P. 1–8.