

ПОРІВНЯННЯ МЕТОДІВ МАШИННОГО НАВЧАННЯ ДЛЯ АВТОМАТИЧНОЇ КЛАСИФІКАЦІЇ МОДУЛЯЦІЙ ЗМІШАНИХ СИГНАЛІВ

Семенов В. Ю., доктор фізико-математичних наук
Київський Академічний Університет
American University Kyiv
vasyl.semenov@auk.edu.ua

Анотація. У роботі розглянуто автоматичну класифікацію адитивних сумішей сигналів з амплітудно-фазовою модуляцією. На основі різних видів ознак сигналів застосовані методи багатомірної логістичної регресії, згорткових нейромереж, Гаусівських змішаних моделей та “найближчих сусідів”. Встановлено точності класифікації для різних методів та дані рекомендації щодо їх використання.

Ключові слова: Автоматична класифікація видів модуляції; згорткові нейронні мережі; Гаусова змішана модель.

Проблема автоматичної класифікації типу модуляції (Automatic modulation classification, AMC) є важливою частиною обробки сигналів з невідомими характеристиками [1-2]. У системах зв'язку радіосигнали модулюються відповідно до можливостей передавача, враховуючи також спотворення сигналу, що виникають у каналі передачі. Хоча сучасні методи кодування з виправленням помилок працюють на межі теоретичної межі Шеннона, пропускну здатність каналу можна подвоїти, використовуючи технології, у яких кілька переданих сигналів займають одну і ту ж смугу частот. У той час як у сучасній літературі приділяється багато уваги AMC для сигналів, де в кожній смузі передається один сигнал [1-2], менше (або взагалі не приділяється) уваги виявленню модуляції, коли два або більше сигналів передаються в одній смузі [3].

Тому у цьому дослідженні ми розглядаємо багатокласову класифікацію адитивних сумішей сигналів, які належать до одного з п'яти типів модуляції: бінарна фазова маніпуляція (BPSK), четверична фазова маніпуляція (QPSK), 8PSK (фазова маніпуляція з 8-точковим сузір'ям), 8QAM (квадратурна амплітудна модуляція з 8-точковим сузір'ям) та 16QAM (квадратурна амплітудна модуляція з 16-точковим сузір'ям).

Розглянуті методи класифікації включають: мультиноміальну регресію (multinomial regression, MNR), згорткові нейронні мережі (convolutional neural networks, CNN), використання моделі гаусових сумішей (Gaussian mixture models, GMM) та метод найближчих сусідів (nearest neighbor).

Модель адитивної суміші сигналів має наступний вигляд. Розглянемо суму сигналів $z_p(t)$, $p = 1, 2$ від двох різних джерел:

$$z(t) = z_1(t) + z_2(t) + w(t),$$

де сигнали $z_p(t)$, $p = 1, 2$ мають наступний вигляд:

$$z_p(t) = a_p e^{j(\phi_p + \omega_p t)} \sum_{n=-\infty}^{\infty} s_p(n) h(t - nT - \tau_p),$$

де $s_p(n)$, $p=1,2$ є символьними послідовностями; T є символьним періодом; a_p , ϕ_p , τ_p , ω_p – відповідно амплітуди, фази, часові зсуви, носійні частоти змішаних сигналів; $h(t)$ є імпульсною характеристикою каналу; $w(t)$ – фоновий шум. Сигнали $z_p(n)$, $p=1,2$ мають однакову модуляцію і завдання полягає у визначенні цього типу модуляції на основі змішаного сигналу $z(t)$.

За винятком згорткових нейромереж, які працюють безпосередньо з формою сигналу, для інших розглянутих методів класифікації у якості ознак використано кумулянти високих порядків [3], які для сигналу z визначаються через статистичні моменти $M_{pq} = E\{z^{p-q}(z^*)^q\}$. Наприклад, кумулянти C_{42} та C_{63} обчислюються наступним чином:

$$C_{42} = M_{42} - |M_{20}|^2 - 2M_{21}^2,$$

$$C_{63} = M_{63} - 9M_{42}M_{21} + 12M_{21}^3 - 3M_{43}M_{20} - 3M_{41}M_{22} + 18M_{20}M_{21}M_{22}.$$

За результатами експериментальної перевірки на 20000 сигналах з різними видами модуляції та рівнем фонових шуму від 0 до 15 дБ, отримано точності класифікації, наведені у таблиці 1.

Таблиця 1.

	BPSK	QPSK	8PSK	8QAM	16QAM	Середня точність
Nearest Neighbour	97%	62%	74%	69%	55%	72%
GMM	98%	75%	83%	80%	78%	83%
Multinomial regression	98%	76%	84%	81%	75%	83%
CNN	100%	92%	94%	83%	78%	89%

З таблиці 1 видно, що найкраща точність класифікації досягається за допомогою методу згорткових нейронних мереж (CNN). Це можна пояснити здатністю глибоких нейромереж віднаходити приховані закономірності у структурі досліджуваних сигналів. У той же час, методи MNR і GMM мають теж прийнятну точність оцінювання (близько 83%) і теж можуть бути практично застосовані з огляду на їх просту програмну або апаратну реалізацію.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

- [1] Huynh-The, T., Ngo, D. T., Zhang, W., & Kim, D. S. (2021). Automatic modulation classification: A deep architecture survey. *IEEE Access*, 51, 142950–142971.
- [2] O'Shea, T. J., Roy, T., & Clancy, T. C. (2018). Over-the-air deep learning based radio signal classification. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 12, 168–179.
- [3] Semenov, V., Omelchenko, P., & Kruhlyk, O. (2019). Method for the detection of Carrier-in-Carrier signals based on fourth order cumulants. In Dh. Nagamalai (Ed.), *Computer Science and Information Technology*, 25–32.

Vasyl Semenov

Comparison of machine learning methods for the automatic modulation classification of mixed signals.

Abstract. The paper addresses the automatic classification of additive mixtures of signals with amplitude-phase modulation. Based on various signal features, methods such as multinomial logistic regression, convolutional neural networks, Gaussian mixture models, and the nearest neighbor approach have been applied. The classification accuracies for different methods have been established, and recommendations for their use are provided.

Keywords: automatic modulation classification, convolutional neural networks, Gaussian mixture models.