

СЕКЦІЯ 2. ІНФОРМАЦІЙНІ СИСТЕМИ ТА ТЕХНОЛОГІЇ, КІБЕРБЕЗПЕКА

Абубакар Садік Абдулхамед

(Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя, Україна)

КЛАСИЧНІ МЕТОДИ РЕГУЛЯРИЗАЦІЇ МАШИННОГО НАВЧАННЯ В ПОРІВНЯННІ З РЕГУЛЯРИЗАЦІЄЮ В НАВЧАННІ З ПІДКРІПЛЕННЯМ.

Abubakar Sadiq Abdulhameed

CLASSICAL MACHINE LEARNING REGULARISATION TECHNIQUES IN JUXTAPOSITION TO REGULARISATION IN REINFORCEMENT LEARNING.

Методи регуляризації постійно використовуються в контрольованому навчанні, враховуючи лінійну регресію як тематичне дослідження, використання ласо та гребневої регуляризації з політикою лінійної регресії є досить широким, настільки, що деякі випадки використання регуляризованої лінійної регресії тепер називаються «ласо та гребінь». алгоритми регресії [1]. Переобладнання є основною причиною, чому використання регуляризації є обов'язковим під час побудови моделі лінійної регресії для максимізації оптимальності. Навпаки, використання методів регуляризації в навчанні з підкріпленням є новим, що є ексцентричним, враховуючи, що переобладнання є проблемою, яка неочевидно присутня в навчанні з підкріпленням. У цьому документі представлені регуляризовані аналоги стандартної ітерації наближеного значення та алгоритмів ітерації наближеної політики, які були розроблені та використовуються наразі.

Статистичний аналіз показує, що ці методи мають майже оптимальну швидкість збіжності вибірки та складності кінцевої вибірки для оцінки функції значення в навчанні з підкріпленням. Регуляризовані оператори Беллмана також можуть бути використані замість ітерації наближеного значення та ітерації наближеної політики, концепція регуляризації, підсилення процесу прийняття рішень Маркова, і ці запропоновані методи коротко розглядаються в наступних розділах, стандартні проблеми переобладнання визначені та параметризовані, відповідно до моделі лінійної регресії та навчального завдання з підкріпленням [2]. На завершення представлено методіку використання регуляризації в обох випадках.

Навіть найменш складні моделі в машинному навчанні, такі як моделі лінійної чи логістичної регресії, можуть переобладнати дані. Надмірна підгонка зазвичай відбувається в результаті високовимірних даних, з відносно низьким навчальним прикладом, у деяких випадках надзвичайно високовимірних векторів ознак, лінійний алгоритм навчання може побудувати модель, яка призначає ненульові значення більшості вимірів у векторі параметрів, намагаючись знайти складні відповідності між доступними функціями, щоб ідеально передбачити мітки навчальних прикладів. Складні моделі, згідно зі статистичними результатами та ймовірністю, погано передбачають мітки непотрібних прикладів, оскільки моделі намагаються ідеально передбачити мітки всіх навчальних прикладів, що, відповідно, вивчає особливості навчального набору [3].

Регуляризація як концепція досить поширена в машинному навчанні, з широким спектром методів, розроблених за останні роки, багато алгоритмів навчання з

підкріпленням використовують певний вид регуляризації ентропії з різними мотиваційними факторами, включаючи дослідження та надійність. Методи ітерації політики та значення використовуються в таких схемах, як оптимізація політики довірчого регіону, схема ітерації політики, де жадібний крок карається штрафом за Кульбаком-Лейблером між двома послідовними політиками, а регуляризація ентропії Шеннона є прикладом схеми ітерації значення [4]. У цій статті ми представляємо регуляризований марковський процес прийняття рішень та інші відповідні алгоритмічні схеми.

Література

- 1.Тібшірані, Роберт. "Регресійне скорочення та виділення за допомогою ласо". Журнал Королівського статистичного товариства. Серія Б (методична). Wiley. С. 267–88, 1996.
- 2.Абубакар Садік Абдулхамед та Сергій Лупенко, «Потенціали навчання з підкріпленням у сучасних сценаріях», Вісник ТНТУ, С. 1-3, 2022 р.
- 3.Андрій Бурков «The Hundred-Page Machine Learning Book», 2019. URL: <https://themlbook.com/>
4. Дж. Белов, Дмитро І.; Армстронг, Рональд Д. «Розподіл розбіжності Кульбака-Лейблера з додатками». Британський журнал математичної та статистичної психології, стор. 291–309, квітень 2011 р.