

ПІДХОДИ ДО СТРАТЕГІЧНОГО ЗАБУВАННЯ: ДОСЛІДЖЕННЯ ТА ПОРІВНЯЛЬНИЙ АНАЛІЗ

Бондарчук А.С.

Науковий керівник – к.т.н., ст. викл. Дейнеко А.О.

Харківський національний університет радіоелектроніки
(61166, Харків, пр. Науки, 14, каф. ШІ, тел. (057) 702-13-37)

e-mail: antonina.bondarchuk@nure.ua

This work is dedicated to researching the modern concept of strategic forgetting. Nowadays, in the technological century, the AI systems grow faster and faster, learn more and more information day by day. Actually, there is no such huge memory space for storing all information needed for all-knowing systems. Even if scientists discover some, will it be efficient? Therefore, even despite a variety of disadvantages and problems, this is a huge importance of discovering the reason why forgetting is totally needful and what is the best way to filter an input information to make the system forget strategically.

Сьогодні, в еру так званої четвертої технологічної революції, все більших обертів набирає розвиток та розробка інтелектуальних методологій, методів, алгоритмів, підходів та систем загалом. На даному етапі розвитку, доки спеціалісти у галузі даних (Data Scientists) працюють над вдосконаленням підходів до навчання, нам слід замислитися над тим, що для систем із штучним інтелектом не менш важливо відсіювати необхідну інформацію для якомога ефективнішого її використання.

Забування – процес повністю протилежний запам'ятовуванню; втрата можливості відтворення та впізнання раніше відомого матеріалу. Тимчасове забування фізіологи пояснюють гальмуванням тимчасових нервових зв'язків, а повне забування – їх розпадом. Отже, для того, щоб зробити певний висновок або переказати історію, людина фільтрує інформацію, узагальнює її, щоб потім сприймати нову її порцію.

Однак, як слід забувати інтелектуальним системам? Яких концепцій слід притримуватися при виборі підходу до стратегічного забування? Подібно людині, системі зі штучним інтелектом слід зберігати необхідну інформацію та ту, яка може бути корисною.

Тож, однією з головних проблем є виділення факторів, які б впливали на ефективний процес відсіювання інформації. Вони можуть бути виражені у вигляді специфічних функцій, позначок або операцій над даними.

Іншою і не менш важливою проблемою є, так зване, «катастрофічне забування», яке стосується здебільшого глибинного навчання. Спеціалісти вже працюють над створенням штучної нейронної мережі, яка зможе адаптувати свої знання у відповідності до нової інформації без забування того, що було вивчено до цього. Однак, поки що, інтелектуальні системи вимушені забувати раніше здобуті навички та знання.

Перенавчання (overfitting) є ще однією проблемою на шляху до створення системи із можливістю стратегічно вірного забування. Перенавчання полягає в тому, що система зі штучним інтелектом зберігає надто деталізовані дані з попереднього досвіду, перешкоджаючи її можливості узагальнювати та передбачати майбутні події. Для того, щоб спростувати вищеперераховані недоліки, наразі виділяють досить небагато підходів до забування, деякі з них будуть представлені нижче.

Підхід на основі методу ковзного вікна, яке має апріорі заданий розмір та пропускає крізь себе інформацію, що поступає в онлайн-режимі. Сенс полягає в тому, що система працює за принципом FIFO-черги, тобто при надходженні нової одиниці даних (input vector) остання видаляється з пам'яті. Відповідно, такого типу алгоритми потребують значних покращень та можливості обробки даних у режимі реального часу.

Підхід із застосуванням еволюційних алгоритмів використовує ідеї природного відбору, селекцій та мутацій. Таким чином, дані не просто видаляються, а проходять етап кросоверу та/або мутації, тобто у будь-якому разі враховуються при винесенні кінцевого результату.

Системи із використанням мереж LSTM (Long Short Term Memory), різновидом рекурентних нейронних мереж (RNN), створені з метою визначити, що система повинна тримати у пам'яті, а що видаляти та на що звернути увагу. Такого типу мережі були розроблені для боротьби з довгостроковою залежністю RNN. Основна недосконалість таких мереж – складність, як визначення даних, на які слід звернути увагу та зберегти на більший термін, так і прогнозування в умовах нестачі інформації.

Алгоритм Elastic Weight Consolidation (EWC), базується на імітації синаптичних зв'язків. Подібно до людського устрою нейронних зв'язків, алгоритм наділяє «синапси» відповідними вагами, які збільшують своє значення при повторенні інформації, захищаючись від видалення.

Теорія «вузького місця» (Bottleneck Theory) пропонує адаптувати дані у два етапи: наближення та компресія. Під час наближення мережа відмічає навчальні дані, а під час стиснення – пропускає нову інформацію через фільтр відмічених даних, слідкуючи тільки за найбільш вираженими характеристиками (attributes, features).

Отже, підбиваючи підсумок, слід зазначити, що забування – надважлива можливість, яку необхідно використовувати для створення систем нового рівня якості вже зараз. Хоча розробка такого продукту потребує великої кількості ресурсів, це є необхідною умовою майбутнього.

Література:

1. Fratto N. Machine Un-Learning: Why Forgetting Might Be the Key to AI [Електронний ресурс] / Natalie Fratto. – 2018. – Режим доступу до ресурсу: <https://hackernoon.com/machine-un-learning-why-forgetting-might-be-the-key-to-ai-406445177a80>.