

УДК 621.396:004.8

DOI: 10.31673/2412-9070.2023.020309

Н. В. РУДЕНКО¹, канд. техн. наук, доцент;Л. В. ДАКОВА¹, канд. техн. наук, доцент;С. Ю. ДАКОВ², канд. техн. наук, доцент;І. І. ПАРХОМЕНКО², канд. техн. наук, доцент;Н. В. БЛАЖЕННИЙ¹, ст. викладач,¹ Державний університет телекомунікацій, Київ² Київський національний університет імені Тараса Шевченка

ДОСЛІДЖЕННЯ МОБІЛЬНОГО ШИРОКОСМУГОВОГО ЗВ'ЯЗКУ ІЗ ЗАСТОСУВАННЯМ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ

Умови сьогодення заставляють думати про те, яким буде мобільний зв'язок 6-го покоління (6G) з упродовженням та розгортанням технологій 5-го покоління (5G). У статті розглянуто шлях розвитку 6G і подальше зростання технологій. Досліджено найсучасніші технології 5G і зазначено необхідність вивчення 6G. Беручи до уваги поточний і новий розвиток безпроводового зв'язку, передбачено, що 6G охоплюватиме три основні аспекти, а саме: мобільний ультраширокий зв'язок, суперінтернет речей (IoT) і штучний інтелект (ШІ). Терагерцевий (ТГц) зв'язок можна використовувати для підтримання мобільного ультраширокопосмугового зв'язку, симбіотичне радіо та супутниковий зв'язок можна використовувати для досягнення суперінтернету речей, а методи машинного навчання є перспективними кандидатами для ШІ.

Розглянуто ідею алгоритму глибокого навчання, яка полягає в тому, щоб нагадувати процес сприйняття в мозку за допомогою глибокої нейронної мережі.

Зазвичай глибока нейронна мережа становить три рівні — вхідний рівень, прихований рівень та вихідний рівень. Зокрема, вхідний рівень забезпечує вхідні порти для інформації про стан середовища, яку спостерігає агент навчання, прихований шар виокремлює характеристики вхідної інформації, а вихідний шар ухвалює рішення щодо класифікацій або регресій. Мінімальним елементом глибокої нейронної мережі є нейрон, який відповідає за оброблення та передавання інформації між різними нейронами/шарами.

Для кожної технології надано базовий принцип, ключові завдання, а також найсучасніші підходи та рішення.

Ключові слова: зв'язок; штучний інтелект; мобільний ультраширокий зв'язок; мобільний зв'язок 6-го покоління; симбіотичне радіо; супутниковий зв'язок; штучний інтелект; машинне навчання.

Вступ

Останнім часом різні організації починають дослідження 6G. Наприклад, Міжнародний союз електрозв'язку (МСЕ) заснував нову фокус-групу МСЕ для мережі 2030, яка має на меті скеровувати глобальну спільноту інформаційно-комунікаційних технологій (ІКТ) у вивченні можливостей мережі до і після 2030 року. Це означає, що тривають масштабні дослідження 6G. Щоб прокласти шлях до 6G, пропонуємо у цій статті бачення та ключові основи технології 6G.

5G далекий від відповідності вимогам у майбутньому через такі три недоліки. По-перше, нові програми в майбутньому, зокрема голографія, можуть потребувати швидкості передавання даних до терабіт на секунду, що приблизно на три порядки вище, ніж швидкість передавання даних 5G. По-друге, у зв'язку з експоненціальним зростанням і розширенням кількості пристроїв Інтернету речей у майбутньому необхідно терміново поліпшити як можливості підімкнення, так і покриття 5G IoT. По-третє, поточні конфігурації/оптимізації мережі зазвичай досягаються вручну. Ручні конфігурації/оптимізації мережі більше неприйнятні для

безпроводової мережі в майбутньому, яка, безсумнівно, є надвеликою та має складні багатовимірні динамічні профілі з погляду, наприклад, вимог користувача, радіоресурсу, навантаження на трафік і топології мережі. У результаті очікується, що 6G забезпечить відповідні вирішення для подолання цих недоліків. Зокрема, визначено, що 6G охоплює три основні аспекти, а саме: мобільний надширокопосмуговий зв'язок, суперінтернет речей (IoT) і штучний інтелект (ШІ) (рис. 1). Мобільний надширокопосмуговий зв'язок може забезпечити безпроводове передавання терабіт на секунду, суперінтернет речей може покращити можливості підімкнення та покриття поточного IoT, а ШІ може налаштувати/оптимізувати безпроводову мережу в майбутньому інтелектуальним способом [1].

Зв'язок терагерц (ТГц) можна використовувати для підтримання мобільного ультраширокопосмугового зв'язку, симбіотичний радіозв'язок і супутниковий зв'язок можна використовувати для досягнення суперінтернету речей, а методи машинного навчання є перспективними кандидатами на ШІ. Для кожної технології надаємо основні

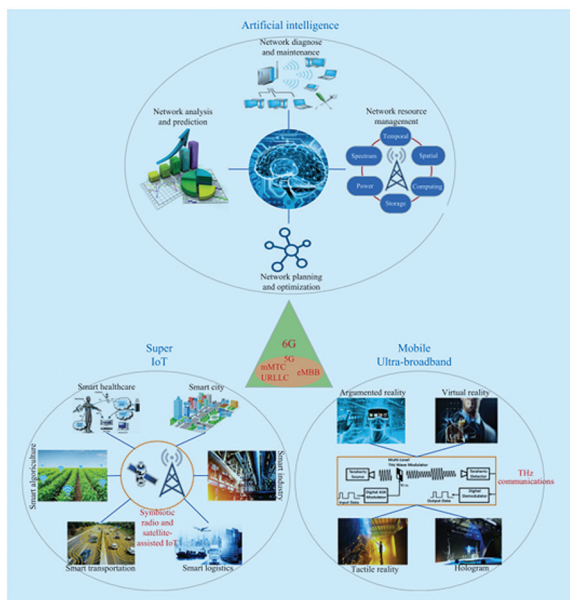


Рис. 1. Типові випадки використання в концепціях 6G, які охоплюють три аспекти: мобільний надширокопasmовий зв'язок, суперінтернет речей та ШІ

принципи, ключові проблеми, а також найсучасніші підходи та розв'язання зазначеної проблеми.

Основна частина

Низька частотна смуга спектра має кращу властивість поширення для підтримання широкого покриття, але досягає низької швидкості передавання через відносно вузьку ширину смуги. З дедалі зростаючими вимогами до високої швидкості передавання даних, 5G пропонується використовувати міліметровий хвильовий діапазон (mmWave), який здатний забезпечити нові смуги частот порядку кількох гігагерц. Проте mmWave діапазон все ще далекий від задоволення вимог щодо пропускної здатності 6G. Для подальшого збільшення смуги пропускання та швидкості передавання даних передбачається, що 6G використовуватиме терагерцевий діапазон (ТГц), в якому доступна смуга пропускання теоретично на три порядки вища, ніж у міліметровому діапазоні [2].

Нещодавно технологія на основі графену стала багатообіцяючим кандидатом для генерації ТГц-сигналів завдяки надзвичайним електрооптичним властивостям графену. Згенеровані ТГц-сигнали можна розділити на дві категорії: імпульсний сигнал і неперервний сигнал. Зокрема, імпульсний сигнал широко досліджується в сучасній літературі з ТГц-зв'язку, оскільки він може бути згенерований за допомогою розумного розміру та складності передавача/антени. На відміну від цього, генерація неперервного сигналу має більш суворі вимоги до розміру та складності передавача/антени і, отже, потребує додаткових досліджень для полегшення зв'язку ТГц у майбутньому.

ТГц-сигнали страждають від високих втрат на шляху вільного простору, які виникають як через втрати під час поширення, так і через втрати молекулярного поглинання. Зокрема, втрати на поширення спричинені розширенням електромагнітної хвилі в просторі та зростають квадратично з робочою частотою та відстанню між двома вузлами зв'язку на основі закону Фріса. Втрата молекулярного поглинання спричинена тим фактом, що часткова енергія ТГц-сигналів перетворюється на внутрішню кінетичну енергію молекули в повітрі, і в ній домінує відсоток молекул водяної пари [3]. Втрати на шляху ТГц-зв'язку для різних відстаней і на різних частотах, втрати на шляху вільного простору можуть легко перевищувати 80 дБ, коли відстань d зв'язку становить лише 1 м. Інакше кажучи, діапазон ТГц може підтримувати безпроводовий зв'язок лише на короткі відстані (порядку метрів і нижчих), а не на середні та великі відстані.

Для боротьби з обмеженням відстані досліджуються різні методи, зокрема дизайн фізичного рівня, беручи до уваги ультрамасивний зв'язок МІМО, рефлекторні масиви та інтелектуальні поверхні. Крім того, молекулярне поглинання викликає піки на кривих втрат на шляху, що формує вікна пропускання, тобто сегменти смуги пропускання. Для відстані d менш як 1 м на вплив молекулярного поглинання не можна зважати, а вікно пропускання становить майже 10 ТГц. На відстані понад 1 м вплив молекулярного поглинання стає значним, а вікна пропускання звужуються (рис. 2).

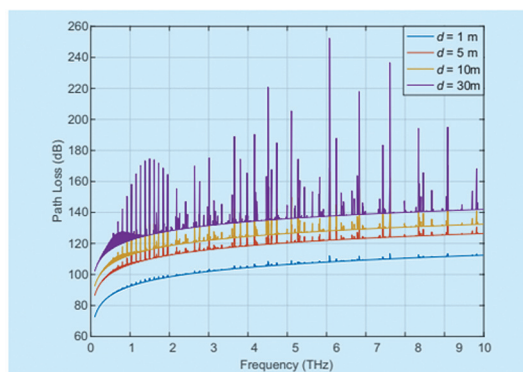


Рис. 2. Втрати на шляху в ТГц-діапазоні

Молекулярний шум поглинання створюється вібрувальними молекулами, які перевипромінюють частину своєї поглиненої енергії. Оскільки різні молекули можуть виробляти різну кількість шуму поглинання, шум молекулярного поглинання визначається як типами, так і кількістю молекул, які відчуває промінь ТГц-хвилі. Варто зазначити, що молекулярний шум поглинання забарвлений, оскільки різні типи молекул мають різний резонанс частоти та властивості поглинання. Крім того, проводяться експерименти з вимірювання та аналізу пропускної здатності ТГц-каналу [4].

Надширококутний безпроводовий зв'язок: ТГц-діапазон може задовольнити вимоги до надвисокої швидкості передавання даних. Типові сценарії мають малі комірки з надвисокою швидкістю передавання даних, безпроводові персональні мережі. У невеликих ТГц-стілниках точка доступу (ТД) може підтримувати програми, які потребують великої пропускної здатності, такі як віртуальна/доповнена реальність і голографічний пульт дистанційного керування як для статичних, так і для мобільних користувачів у межах невеликого покриття (порядку метрів). Тим часом ТГц-діапазон є привабливим ресурсом спектра для задоволення вимог щодо пропускної здатності переднього/зворотного каналів ТД замість проводового рішення, особливо коли проводове рішення є неможливим або вартість його розгортання є неприйнятно високою. У безпроводовій персональній локальній мережі можна встановити зв'язки Tbps між пристроями, розміщеними в безпосередній близькості, у ТГц-діапазоні. Отже, передавання вмісту між двома близькими пристроями та локальні ігри можуть відбуватися майже в реальному часі.

Безпека безпроводового зв'язку зазвичай стосується можливості захисту від прослуховування та завад [5].

Симбіотичне радіо може підтримувати більшу кількість підімкнених IoT-пристроїв, які працюють на стільниковому зв'язку, а супутникові IoT-зв'язки можуть забезпечити розширене покриття для IoT-пристроїв [6].

Симбіотична радіостанція забезпечує одночасне передавання стільникових даних і передавання даних Інтернету речей завдяки спільному використанню стільникового спектра. Зокрема, симбіотичне радіо інтегрує стільниковий зв'язок і зв'язок із зворотним розсіюванням, які підтримують відповідно передавання стільникових даних і передавання даних IoT. Примітно, що симбіотичне радіо має дві основні переваги перед 5G IoT. По-перше, передавання даних IoT базується на наявному стільниковому радіосигналі та зменшує вимоги до виділеного ресурсу спектра. По-друге, вартість пристроїв IoT низька, оскільки симбіотична радіостанція не використовує активні радіочастотні (РЧ) компоненти в передавачі IoT. Незважаючи на те, що симбіотичне радіо походить від навколишнього зв'язку зворотного розсіювання, вони певною мірою відрізняються. Зокрема, ані користувач стільникового зв'язку, ані стільникова ТД не знають про наявність пристрою IoT у комунікаційній технології зворотного розсіювання навколишнього середовища. Отже, як стільниковий зв'язок, так і передавання Інтернету речей заважають одне одному через відсутність взаємодії. Навпаки, у симбіотичному радіо як стільниковий зв'язок, так і передавання Інтернету речей

можуть бути спроектовані спільно для досягнення взаємовигідної продуктивності.

Розглянемо сценарій, за якого постійний користувач передає радіосигнал висхідної лінії зв'язку на базову станцію (БС) стільникового зв'язку, тоді як пристрій IoT використовує комунікаційну технологію зворотного розсіювання навколишнього середовища для доставляння своїх даних до точки доступу IoT. Зокрема, пристрій IoT спочатку модулює свої дані на основі отриманого стільникового радіосигналу, а потім відбиває модульований сигнал до ТД IoT [7]. Залежно від того, чи використовує точка доступу IoT інфраструктуру стільникової ТД чи ні, мережні топології симбіотичного радіо можна приблизно поділити на дві категорії (рис. 3).

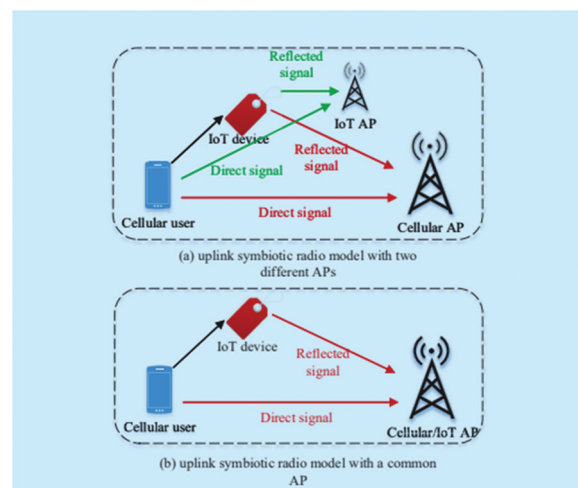


Рис. 3. Типові мережні топології симбіотичного радіо

Зрозуміло, що як стільникова ТД, так і IoT ТД можуть одночасно отримувати два сигнали, тобто прямий сигнал від користувача стільникового зв'язку та відбитий сигнал від пристрою IoT. Зокрема, стільникові дані містяться як у прямому сигналі, так і у відбитому сигналі, а дані IoT містяться лише у відбитому сигналі. Виокремленням потрібних даних із отриманих сигналів у стільниковій ТД та IoT ТД завершується як передавання стільникових даних, так і передавання даних IoT. До основних проблем щодо реалізації симбіотичного радіо належать конструкція сигналу передавання (наприклад, живлення та формування променя) у стільникового користувача, конструкція модуляції на пристрої IoT, алгоритм виявлення даних у кожній ТД. Зокрема, для дизайну сигналу передавання на стільниковому користувачеві, інтуїтивно, через регулювання потужності та формування променя на стільниковому користувачеві, здобута потужність прямого сигналу та відбитого сигналу на кожній ТД сильно відрізняється через різну продуктивність передавання стільникових даних і даних IoT.

Отже, важливо правильно спроектувати потужність і формування променя сигналу передавання від користувача стільникового зв'язку, щоб

збалансувати продуктивність передавання даних стільникового зв'язку та Інтернету речей. Для проєктів модуляції в тегу було проведено велику роботу над зв'язком навколишнього зворотного розсіювання для підтримання ключа амплітудного зсуву (ASK), ключа зсуву частоти (FSK), ключа зсуву фази (PSK) і квадратурної амплітудної модуляції (QAM). Спільним проєктуванням цих схем модуляції на пристрої IoT і сигналу передавання на стільниковому користувачеві можна одночасно підвищити продуктивність передавання даних як стільникового зв'язку, так і IoT, порівняно з тими, що застосовуються у зв'язку зворотного розсіювання навколишнього середовища [8].

Для виявлення стільникових даних у стільникової точці доступу (оскільки і прямий сигнал, і відбитий сигнал містять стільникові дані) стільникова ТД може спільно виявляти стільникові дані в обох сигналах для поліпшення продуктивності виявлення. Для виявлення даних IoT у точці доступу IoT (оскільки дані IoT містяться лише у відбитому сигналі, який є набагато слабшим, ніж прямий сигнал), виявлення даних IoT може бути здебільшого прямим сигналом. Щоб розв'язати цю проблему, точка доступу IoT може застосувати техніку послідовного пригнічення завад, щоб усунути завади прямого сигналу та покращити продуктивність виявлення даних IoT. Крім того, сучасна література продемонструвала, що можливо об'єднати користувача стільникового зв'язку з пристроєм IoT і реалізувати одночасно передавання даних як стільникового зв'язку, так і IoT. Відкрита проблема полягає в тому, як ще збільшити кількість підтримуваних пристроїв IoT, об'єднавши користувача стільникового зв'язку з кількома пристроями та реалізувавши одночасне передавання даних [10]. Хоча існує низка досліджень зв'язку зворотного розсіювання навколишнього середовища, результати цих досліджень не беруть до уваги спільний дизайн між передаванням/виявленням даних стільникового зв'язку та Інтернету речей [9]. Це робить результати в таких працях неоптимальними для симбіотичного радіо з погляду продуктивності передавання даних у стільниковому зв'язку та IoT (наприклад, пропускна здатність і кількість підтримуваних пристроїв IoT). Тому потрібні додаткові дослідження, щоб підвищити продуктивність симбіотичного радіо в майбутньому.

3GPP ініціалізує стандарти супутникового зв'язку, щоб допомогти майбутньому наземному зв'язку. Крім того, у ці роки багато комерційних компаній зосереджені на розробленні виділених супутників для майбутнього IoT, наприклад Iridium, GlobalStar та ORBCOMM. Таким чином, зв'язок IoT за допомогою супутника буде, безсумнівно, доступним.

Загальну структуру супутникової системи зв'язку IoT ілюструє рис. 4. Для передавання даних від пристроїв IoT до базових мереж супутники на великій висоті спочатку збирають дані з пристроїв IoT, а потім передають дані на супутникову антену, яку розміщено на землі та підімкнено до базових мереж через проводове або безпроводове з'єднання. Однією з типових топологій для передавання даних між пристроями IoT і супутниками є прямий режим. У цьому режимі пристрої IoT безпосередньо передають дані на супутники. Основною особливістю прямого режиму є те, що оскільки відстань від пристроїв IoT до супутників велика, то потужність передавання пристроїв IoT має бути високою.

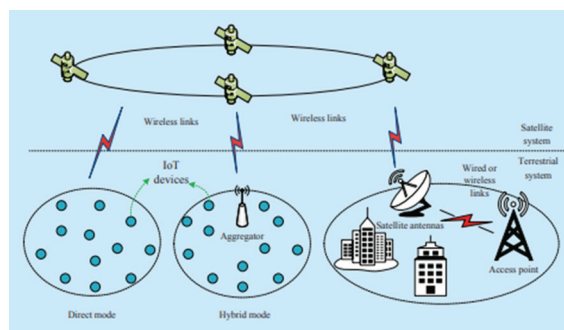


Рис. 4. Супутниковий зв'язок IoT для віддалених районів

Зосередимось на двох потужних алгоритмах машинного навчання для штучного інтелекту, тобто глибокому навчанні та навчанні з підкріпленням, хоча загальні алгоритми машинного навчання також охоплюють, наприклад, машину опорних векторів і статистичний висновок. Насправді, обидва алгоритми широко використовувалися в розвитку зображень/мов у комп'ютерній сфері (наприклад, AlphaGO), а також показали свою перспективну здатність у безпроводовому зв'язку. Зауважимо, що деякі виробники передового обладнання (наприклад, Huawei) зарезервували спеціальні інтерфейси у своїх мобільних продуктах для майбутнього 5G.

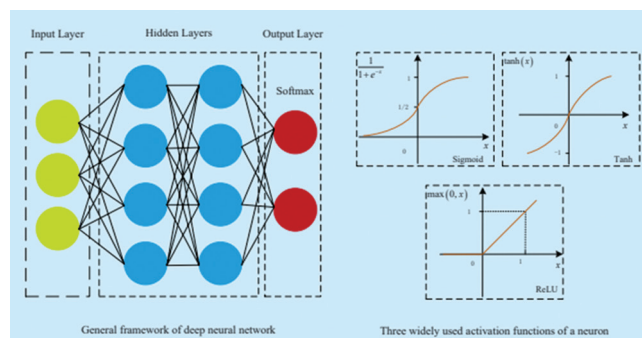


Рис. 5. Загальна структура глибокого навчання

Ключова ідея алгоритму глибокого навчання (рис. 5) полягає в тому, щоб нагадувати процес сприйняття в мозку за допомогою глибокої нейронної мережі. Зазвичай глибока нейронна мере-

жа має три рівні, тобто вхідний рівень, прихований рівень та вихідний рівень. Зокрема, вхідний рівень забезпечує вхідні порти для інформації про стан середовища, яку спостерігає агент навчання, прихований шар виокремлює характеристики вхідної інформації, а вихідний шар ухвалює рішення щодо класифікацій або регресій. Мінімальним елементом глибокої нейронної мережі є нейрон, який відповідає за оброблення та передавання інформації між різними нейронами/шарами з функцією активації $\sigma(\cdot)$. Загалом функції активації є нелінійними, наприклад, сигмоїдна функція, функція \tanh і функція випрямлених лінійних одиниць.

Припустимо, що вхідним вектором нейрона є $x = (x_0, x_1, x_2, \dots, x_n)T$, а відповідним ваговим вектором є $w = (w_0, w_1, w_2, \dots, w_n)T$. Тоді можемо подати вихід нейрона як $y = \sigma(wx)$. Зрозуміло, що ваговий вектор кожного нейрона відіграє важливу роль у відповідному виході і, отже, сильно пов'язаний із продуктивністю глибокої нейронної мережі. Переважно алгоритм глибокого навчання сегментується на два етапи, тобто навчання в автономному режимі та виконання в режимі онлайн. На стадії автономного навчання позначені дані $(x(L), y(L))$ використовуватимуться для навчання ваг усієї глибокої нейронної мережі мінімізацією певної функції втрат, такої як середньоквадратична та категорійна помилка.

Зокрема, позначені дані можуть надходити або з ручних проєктів, або з комп'ютерного моделювання залежно від практичних ситуацій. Широко застосовним алгоритмом навчання є стохастичний градієнтний спуск через зворотне поширення. Завдяки цьому глибока нейронна мережа може автоматично витягувати характеристики високого рівня з позначених даних, які мають неявну структуру та внутрішні кореляції, і вивчати зв'язок відображення від вхідних даних до вихідних даних. На стадії виконання в режимі онлайн глибока нейронна мережа ухвалює правильні рішення відповідно до стану вхідного середовища, навіть якщо стан середовища не було досліджено на етапі навчання в автономному режимі.

Основна проблема глибокого навчання безпроводового зв'язку полягає в оптимальному проєктуванні глибокої нейронної мережі для різних сценаріїв, щоб ваги глибокої нейронної мережі можна було ефективно навчити на стадії автономного навчання та забезпечити оптимальну продуктивність системи в стадії виконання в режимі онлайн.

Для розроблення топології глибокої нейронної мережі сучасні технології можна грубо поділити на дві категорії, тобто безмодельні та керовані моделлю. Зокрема, термін «модель» можна тлумачити як фактори, що впливають на ухвалення

рішень, так і математичні зв'язки між факторами та ухваленням рішень. У безмодельній структурі суб'єкт ухвалення рішень (або навчальний агент) розглядає наскрізну систему зв'язку як чорний ящик. Типовим прикладом є безпроводовий зв'язок на основі автокодувальника, який кодує вхідні дані у визначений сигнал через глибоку нейронну мережу на боці передавача та відновлює отриманий сигнал через глибоку нейронну мережу на боці приймача. У структурі, керованій моделлю, суб'єкт ухвалення рішень (або навчальний агент) використовує модель знань домену в системах безпроводового зв'язку для покращення продуктивності. Фактично, завдяки прогресу в минулих декодуваннях, було створено багато моделей безпроводового зв'язку, які довели свою ефективність, хоча деякі з них є спрощеними та неточними. Застосовуючи здатність глибокого навчання до моделі знань предметної галузі, глибоке навчання, кероване моделлю, може компенсувати недосконалість моделей знань предметної сфери. Двома репрезентативними прикладами є радіотрансформаторна мережа і OFDM-автокодувальник.

Ключова проблема в навчанні з підкріпленням для безпроводового зв'язку (рис. 6) полягає в тому, як спроектувати оптимальний стан, дію, винагороду в різних сценаріях, щоб досягти оптимальної продуктивності системи.

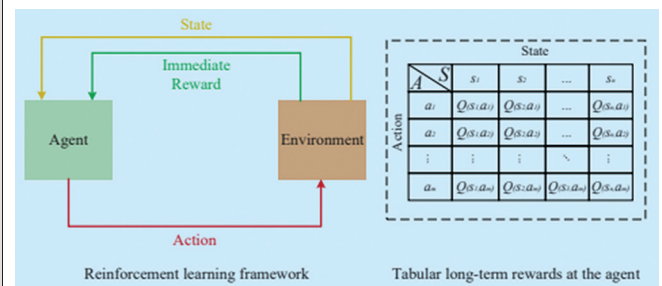


Рис. 6. Загальна структура навчання з підкріпленням

Позначимо s як стан середовища в просторі дій S ; a як дію суб'єкта, що ухвалює рішення (або агента навчання) у просторі дій A ; $r(s, a)$ як негайну винагороду після виконання дії a у стані середовища s ; $ps's'(a)$ як імовірність переходу стану середовища від s до s' після виконання дії a ; і $Q(s, a)$ як довгострокову винагороду після виконання дії a у стані навколишнього середовища s . Тоді можемо визначити $Q(s, a)$ рекурсивним способом: $Q(s, a) = r(s, a) + \eta \sum_s \sum_{a'} ps's'(a)Q(s', a')$, $s' \in S$ $a' \in A$, де $\eta \in [0, 1]$ — коефіцієнт дисконтування, що є дисконтованим впливом майбутньої винагороди; a' — це дія в стані середовища s' . Безперервно взаємодіючи з навколишнім середовищем, суб'єкт, що ухвалює рішення (або навчальний агент), може ітеративно оновлювати довгострокову винагороду кожної (s, a) пари. Загалом суб'єкт, що ухвалює рішення (або навчальний агент), схильний вибирати найкращу

дію з найбільшою довгостроковою винагородою для кожного стану середовища. Якщо суб'єкт, що ухвалює рішення (або навчальний агент), відчув найкращу дію для певного стану навколишнього середовища, він може використати цей досвід для поліпшення довгострокової винагороди, вибравши найкращу дію. Проте імовірно, що агент RL зазнав не найкращої дії для стану навколишнього середовища. Отже, суб'єкт, який ухвалює рішення (або навчальний агент), має дослідити найкращу дію. Щоб збалансувати використання досвіду та пошук найкращих дій, суб'єкт ухвалення рішень (або навчальний агент) приймає ϵ -жадібний алгоритм для вибору дії для кожного стану середовища. Зокрема, для даного стану s суб'єкт ухвалення рішень (або навчальний агент) вибирає дію $a^* = \operatorname{argmax}_{a \in A} Q(s, a)$ з імовірністю $1-\epsilon$ і випадковим чином виконує дію в просторі дій з імовірністю ϵ . У порівнянні зі звичайними алгоритмами оптимізації, зокрема опуклою оптимізацією, навчання з підкріпленням має дві основні переваги. По-перше, алгоритми оптимізації, спрямовані на оптимізацію негайної винагороди в поточному часовому проміжку, навчання з підкріпленням зосереджується на довгостроковій винагороді, включно з негайною винагородою в поточному часовому проміжку та винагородою в майбутньому, що дає змогу розумно прогнозувати майбутнє радіосередовище. По-друге, агент навчання з підкріпленням може автономно вивчати інформацію про радіосередовище, взаємодіючи із середовищем, зменшуючи витрати на сигналізацію.

В останні кілька років навчання з підкріпленням широко використовується для розв'язання проблем ухвалення рішень у безпроводових комунікаціях, зокрема вибір точки доступу, передавання радіотехнологій доступу, спільне використання спектра і планування користувача. Оскільки важко теоретично вивести оптимальний дизайн, зазвичай застосовуються інтуїтивні підходи. Відповідно до сучасного рівня техніки для невеликого простору дій агент із підкріпленням може швидко досліджувати всі пари дій у просторі станів і досягти майже оптимальної продуктивності системи. Для великого простору стан-дія продуктивність навчання з підкріпленням падає, оскільки багато пар стан-дія можуть не досліджуватися агентом навчання з підкріпленням. Нещодавно нова версія навчання з підкріпленням, а саме глибоке навчання з підкріпленням, з'явилася завдяки застосуванню потужних можливостей подання даних глибокої нейронної мережі в навчанні з підкріпленням і показала її багатообіцяючі можливості для адаптації до складного та динамічного радіосередовища з надзвичайно великим простором станів-дій.

Висновки

У статті надано бачення 6G, які охоплюють три основні аспекти: мобільний надширокосмуговий доступ, суперінтернет речей та III. Для кожного аспекту досліджено ключові технології для його реалізації. Зокрема, ТГц-зв'язок є перспективним кандидатом для підтримання мобільного ультраширокосмугового зв'язку, симбіотичне радіо та супутниковий зв'язок IoT можна використовувати для досягнення суперінтернету речей, а глибоке навчання та навчання з підкріпленням є двома типовими технологіями III. З огляду на опитування щодо цих технологій дослідження кожної технології все ще перебуває на ранній стадії, хоча деякі роботи показали їх перспективні можливості для майбутнього безпроводового зв'язку. Тому для прискорення розвитку кожної технології потрібно провести більш фундаментальну роботу, включно з як теоретичним аналізом, так і апаратним забезпеченням.

Список використаної літератури

1. Підвищення показників якості системи управління послугами мережами майбутнього / В. Б. Толубко, Л. Н. Беркман, Л. П. Крючкова, А. Ю. Ткачов // Наукові записки Укр. наук.-дослід. ін-ту зв'язку. 2018. № 3. С. 5–11.
2. *Ambient Backscatter Communications: A Contemporary Survey* / N. V. Huynh, D. T. Hoang, X. Lu [et al.] // *IEEE Commun. Surveys Tuts.* 2018. Vol. 20, no. 4. 4th Quart. P. 2889–2922.
3. Mao Q., Hu F., Hao Q. *Deep learning for intelligent wireless networks: a comprehensive survey* // *IEEE Commun. Survey Tuts.* 2018. Vol. 20, no. 4. 4th Quart. P. 2595–2621.
4. Vougioukas G., Bletsas A. *Switching frequency techniques for universal ambient backscatter networking* // *IEEE J. Select. Areas Commun.* Feb. 2019. Vol. 37, no. 2. P. 464–477.
5. *Modulation in the air: Backscatter communication over ambient OFDM carrier* / G. Yang, Y.-C. Liang, R. Zhang, Y. Pei // *IEEE Trans. Commun.* Mar. 2018. Vol. 66, no. 3. P. 1219–1233.
6. Yang G., Zhang Q., Liang Y.-C. *Cooperative ambient backscatter communication systems for internet-of-things* // *IEEE Internet of Things.* Apr. 2018. Vol. 5, no. 2. P. 1116–1130.
7. 3GPP TR 22.822. *Study on Using Satellite Access in 5G; Stage 1 (Release 16)*. June 2018.
8. Zhang C., Patras P., Haddadi H. *Deep learning in mobile and wireless networking: a survey* // Available in arXiv:1803.04311 [cs.NI].
9. *Application of machine learning in wireless networks: key techniques and open issues* / Y. Sun, M. Peng, Y. Zhou [et al.] // Available in: arXiv:1811.06776 [cs.NI].

10. *Intelligent wireless communications enabled by cognitive radio and machine learning* / X. Zhou, M. Sun, G. Y. Li, B.-H. F. Juang // *China Commun. Dec. 2018. Vol. 15, no. 12. P. 16–48.*

N. Rudenko, L. Dakova, S. Dakov, I. Parkhomenko, N. Blazhennyi

RESEARCH OF MOBILE BROADBAND COMMUNICATION USING ARTIFICIAL INTELLIGENCE

The current conditions force us to think about what will be the sixth generation (6G) mobile communications with the introduction and deployment of fifth generation (5G) technologies. The path of development of 6G and the further development of technologies will be considered in this article. First, let's get acquainted with modern 5G technologies and point out the need to study 6G. Considering the current and new development of wireless communication, we expect 6G to include three main aspects, namely mobile ultra-wide communication, super internet of things (IoT) and artificial intelligence (AI).

Terahertz (THz) communications can be used to support mobile ultra-broadband, symbiotic radio and satellite communications can be used to achieve the super-internet of things, and machine learning methods are promising candidates for AI.

The idea of a deep learning algorithm is considered, which is to resemble the process of perception in the brain using a deep neural network.

Generally, a deep neural network consists of three layers i.e. input layer, hidden layer and source layer.

In particular, the input layer provides input ports for information about the state of the environment observed by the learning agent, the hidden layer extracts the characteristics of the input information, and the output layer makes decisions regarding classifications or regressions. The minimum element of a deep neural network is a neuron responsible for processing and transmitting information between different neurons/layers.

For each technology, we provide the basic principle, key tasks, as well as the most modern approaches and solutions.

Keywords: communication; artificial intelligence; mobile ultra-wide communication; sixth generation mobile communication; symbiotic radio; satellite communication; artificial intelligence; machine learning.

