AI có thể giải quyết tốt vấn đề nhiễu tín hiệu và cũng giảm tiêu thụ năng lượng mạng, đảm bảo an ninh mạng và cải thiện hiệu suất mạng. Ứng dụng của AI trong công nghệ truyền thông không dây được thể hiện trong Hình 3. Sau đây, chúng tôi sẽ giới thiệu chi tiết các trường hợp ứng dụng AI trong các công nghệ truyền thông để thúc đẩy giao tiếp UAV

Dai tan BLE va ZigBee thap

Bluetooth và ZigBee là các công nghệ truyền thông không dây tầm ngắn, chi phí thấp, năng lượng thấp dựa trên IEEE 802.15.1 và 802.15.4, tương ứng. Cả hai công nghệ đều có thể cung cấp dịch vụ tốc độ dữ liệu từ thấp đến trung bình cho các liên kết A2A và A2G cho phạm vi từ 10 đến 100 m [54]. Các dải tần số được chia sẻ giữa Bluetooth, ZigBee, Wi-Fi và các tín hiệu khác gây ra nhiễu không thể tránh khỏi. Để giảm thiểu nhiễu, một thuật toán đánh giá chất lượng kênh dựa trên học tập có giám sát đã được đề xuất trong [55] để dự đoán chất lượng kênh.

Các đơn vị đệ quy được kiểm soát được sử dụng để trích xuất thông tin nhiễu trên mỗi kênh và xác định 20 chan nel hàng đầu để truyền dữ liệu dựa trên các chỉ số cường độ tín hiệu nhận được trong quá khứ của kênh. Ngoài ra, một chức năng tổn thất mới kết hợp mất phân loại và mất xếp hạng đã được đề xuất để cải thiện hiệu suất NN. Kết quả thử nghiệm đã chứng minh rằng mạng được đề xuất có trọng lượng nhẹ và thân thiện với tài nguyên, và phương pháp được đề xuất vượt trội hơn các chương trình chọn kênh như Mặt nạ 19. Độ dài của khoảng thời gian kết nối (CI) và số lượng gói tin được truyền trên mỗi CI ảnh hưởng đến hiệu quả năng lượng và QoS của Bluetooth. CI lớn hơn tương ứng với tuổi thọ mạng dài hơn nhưng có thể ảnh hưởng tiêu cực đến QoS được chỉ định là độ trễ gói. Số lượng gói tin được truyền trên mỗi CI cao hơn tương ứng với QoS cao hơn, nhưng nó tiêu thụ nhiều năng lượng hơn, giảm thời gian sử dụng mạng. Để kéo dài tuổi thọ mạng với QoS được đảm bảo, thuật toán lập lịch Bluetooth dựa trên Q-learning đã được đề xuất trong [56] để điều chỉnh động độ dài của Bluetooth CI và số lượng gói được truyền trên mỗi CI.

Chức năng phần thưởng được thiết kế để thuật toán lập lịch học cách đáp ứng cả hiệu quả năng lượng và chất lượng dịch vụ yêu cầu. Kết quả số cho thấy phương pháp này vượt trội hơn rất nhiều so với các sơ đồ hành động ngẫu nhiên và cố định về tuổi thọ mạng trong khi vẫn đảm bảo QoS và tính ổn định. Đối với ZigBee, điều quan trọng là phải đạt được khả năng khử nhiễu tương tự như Bluetooth để đảm bảo rằng ZigBee được bảo vệ khỏi các cuộc tấn công nhiễu. Để giải mã tín hiệu ZigBee khi có nhiễu, tài liệu [57] đã đề xuất sử dụng NN làm bộ lọc không gian tuyến tính để triệt tiêu nhiễu. NNtraining được tăng tốc bằng cách sử dụng mối quan hệ vốn có của trọng lượng của nó, đảm bảo giao tiếp ZigBee ngay cả khi tín hiệu nhiễu mạnh hơn 20 dB so với tín hiệu ZigBee. LoRaWAN là một công nghệ truyền thông tầm xa, tốc độ dữ liệu thấp và công nghệ truyền thông tầm xa khác có thể truyền tín hiệu trên vài km [58]. Nó phù hợp cho cả truyền thông A2A và A2G. Là một mạng diện rộng công suất thấp (LPWAN), tiêu thụ điện năng thấp và kết nối cao là điều cần thiết cho LoRaWAN. Việc lựa chọn ters tham số truyền dẫn là quyết định đối với mức tiêu thụ năng lượng mạng. Để giảm tiêu thụ năng lượng và cải thiện hiệu suất của mạng LoRa, các giá trị công suất truyền tải cần được tự động điều chỉnh matically theo yêu cầu mạng và điều kiện liên kết. Theo [59], một thuật toán lựa chọn tham số truyền dựa trên EXP3 đã được đề xuất để chọn hệ số lan truyền và công suất truyền tối ưu, có thể giảm đáng kể mức tiêu thụ năng lượng của mạng. Xung đột gói phát sinh từ một số lượng lớn thiết bị truy cập mạng có thể làm giảm hiệu suất truyền thông mạng. Để giải quyết vấn đề này, tài liệu [60] đã đề xuất phương pháp lựa chọn kênh LoRaWAN dựa trên RL phi tập trung nhẹ. Phương pháp này chọn kênh thích hợp dựa trên thông tin xác nhận, có thể tránh xung đột hiệu quả giữa các thiết bị LoRa có độ phức tạp tính toán thấp. Tương tự, tài liệu [61] đề xuất và đánh giá thuật toán gán tham số truyền lớp vật lý LoRaWAN dựa trên DQN kép để chọn công suất và công suất fac lan truyền, có thể đảm bảo ít xung đột hơn và hiệu suất tốt hơn.

Các thông số tối ưu cho cấu hình liên kết Wi-Fi phụ thuộc vào một số yếu tố, bao gồm chất lượng kênh cảm nhận, nhiễu kênh và nhiễu bên ngoài. Để tối đa hóa hiệu suất lớp liên kết, tài liệu [62] đã đề xuất sử dụng hồi quy quy trình Gaussian dựa trên DNN để dự đoán thông lượng lớp liên kết và cách tiếp cận dựa trên kiểm soát dự đoán mô hình để hỗ trợ các tham số cấu hình liên kết tối ưu hóa hiệu suất lớp liên kết tổng thể. So với các cơ chế tation adap thông lượng cao, các phương pháp dựa trên DNN có thể nâng cao đáng kể hiệu suất lớp liên kết. Ngoài ra, DNN cũng được sử dụng để điều khiển cửa sổ tranh chấp của WiFi 6systemin [63], nơi DNN được đào tạo với dữ liệu được tạo ra từ hệ thống mô phỏng WiFi 6. Bằng cách sử dụng các chức năng mất mát, độ chính xác của mô hình trong việc dự đoán thông lượng, độ trễ và tốc độ truyền lại của hệ thống đã được cải thiện và mô hình sau đó được sử dụng để xác định hình tượng con tối ưu của CW trong các điều kiện mạng khác nhau dựa trên kết quả dự đoán. Chiến lược điều khiển Wi-Fi dựa trên DNN này egy đạt được những cải tiến đáng chú ý về thông lượng hệ thống,