

NGHIÊN CỨU PHÁT TRIỂN HỆ THỐNG ĐO LƯỜNG NƯỚC THÔNG MINH SỬ DỤNG GIAO THỨC TRUYỀN THÔNG LORA

*Nguyễn Văn Mạnh¹, Trần Xuân Mạnh², Nguyễn Hoài Giang¹,
Đặng Khánh Hòa¹, Quách Thị Hạnh¹
Email: nvmanh8@hou.edu.vn*

Ngày tòa soạn nhận được bài báo: 05/12/2024

Ngày phản biện đánh giá: 12/06/2025

Ngày bài báo được duyệt đăng: 23/06/2025

DOI: 10.59266/houjs.2025.587

Tóm tắt: Để giải quyết các thách thức về chi phí, hiệu quả vận hành và khả năng mở rộng trong việc giám sát nước, nghiên cứu này phát triển và kiểm nghiệm một hệ thống đo lường thông minh đầu-cuối. Giải pháp này kết hợp hai công nghệ trụ cột: mạng diện rộng công suất thấp (LoRaWAN) cho việc thu thập dữ liệu từ xa và Trí tuệ nhân tạo (AI) để phân tích và cảnh báo sớm. Kiến trúc của hệ thống bao gồm ba thành phần cốt lõi: (1) thiết bị end-node được thiết kế để có thể trang bị thêm (retrofit) trên các đồng hồ cơ hiện hữu mà không cần thay đổi kết cấu; (2) hạ tầng truyền thông LoRaWAN tiết kiệm năng lượng cho việc thu thập dữ liệu diện rộng; và (3) nền tảng phân tích dữ liệu ứng dụng AI để giám sát và đưa ra cảnh báo sớm về các hiện tượng bất thường, điển hình là rò rỉ. Quá trình thử nghiệm trong điều kiện đô thị thực tế cho thấy hệ thống có độ tin cậy cao, với sai số đo lường chỉ dưới 1% và khả năng duy trì kết nối LoRaWAN ổn định ở khoảng cách 1,2 km trong môi trường có vật cản. Mô hình AI dựa trên thuật toán Isolation Forest đã xác định thành công trên 90% các tình huống rò rỉ mô phỏng, đồng thời giữ tỷ lệ dương tính giả ở mức tối thiểu. Các kết quả này khẳng định tính khả thi và hiệu quả của giải pháp IoT được đề xuất, mở ra tiềm năng cho việc hiện đại hóa quy trình quản lý, tối ưu hóa hiệu suất vận hành và giảm thiểu thất thoát nước sạch trong thực tiễn.

Từ khóa: mạng LoRaWAN, công tơ nước thông minh, chuyển đổi số ngành cấp nước, trí tuệ nhân tạo (AI), phát hiện bất thường, Internet of Things (IoT), quản lý tài nguyên nước

I. Đặt vấn đề

Trên phạm vi toàn cầu, ngành cấp nước đang đối mặt với hai trở ngại chính là thất thoát nước không doanh thu (Non-

Revenue Water - NRW) và sự thiếu hiệu quả trong công tác vận hành. Nguyên nhân cốt lõi của những vấn đề này nằm ở những giới hạn của các phương pháp đo

¹ Trường Đại học Mở Hà Nội

² Học viên cao học, Trường Đại học Mở Hà Nội

lượng truyền thông (Ghane & cộng sự, 2023; Khairullah & cộng sự, 2025). Việc phụ thuộc vào việc ghi chỉ số thủ công từ đồng hồ cơ học không cung cấp được dữ liệu theo thời gian thực, gây ra sự trì hoãn nghiêm trọng trong việc xác định các vấn đề như rò rỉ hoặc gian lận, từ đó dẫn đến những tổn thất tài chính không nhỏ

Sự phát triển của Internet vạn vật (IoT) và các công nghệ Mạng diện rộng công suất thấp (LPWAN) đã mang lại giải pháp tiềm năng (Al-Fuqaha & cộng sự, 2015; Raza & cộng sự, 2017; Sinha & cộng sự, 2017). Trong đó, LoRaWAN đã được chứng minh hiệu quả cho các ứng dụng đo lường thông minh nhờ tính linh hoạt trong triển khai trên băng tần không cần cấp phép (Augustin & cộng sự, 2016; Adelantado & cộng sự, 2017; Colombo & cộng sự, 2022; Haxhibeqiri & cộng sự, 2018; Terrasson & Begriche, 2019).

Tuy nhiên, thách thức chính vẫn là việc phát triển một giải pháp hiệu quả về chi phí để nâng cấp các công tơ cơ hiện hữu, đồng thời khai thác Trí tuệ Nhân tạo (AI) để phân tích và phát hiện sớm các bất thường từ dữ liệu (Chandola & cộng sự, 2009; Cook & cộng sự, 2023; Brentan & cộng sự, 2017; Ebisi & Nikolakakos, 2021; Fernandes & cộng sự, 2019).

Nghiên cứu này giải quyết bài toán trên bằng cách đề xuất một hệ thống hoàn chỉnh, bao gồm: (1) một thiết bị thu thập dữ liệu (end-node) không xâm lấn, (2) hạ tầng truyền thông LoRaWAN ổn định (Ahmed & cộng sự, 2022; Pasolini & cộng sự, 2018), và (3) một nền tảng phần mềm ứng dụng Học máy để phân tích các mẫu tiêu thụ bất thường (Hundman & cộng sự, 2018; Liu & cộng sự, 2008). Giải pháp hướng tới tính chính xác, chi phí hợp lý và khả năng mở rộng, góp phần thúc đẩy

chuyển đổi số ngành nước (Ghane & cộng sự, 2023; Shrouf & cộng sự, 2014)

II. Cơ sở lý thuyết

2.1. Công nghệ LoRaWAN

LoRaWAN (Long Range Wide Area Network) là một giao thức mạng LPWAN được thiết kế chuyên biệt cho các ứng dụng IoT yêu cầu ba yếu tố cốt lõi: tầm xa, công suất thấp và tuổi thọ pin dài (Augustin & cộng sự, 2016; Mekki & cộng sự, 2019).

2.1.1. Kiến trúc và Lớp vật lý (PHY)

Về mặt kiến trúc, LoRaWAN vận hành theo mô hình hình sao của các ngôi sao (star-of-stars), một cấu trúc liên kết bốn thành phần: thiết bị cuối (End-Nodes), trạm chuyển tiếp (Gateways), máy chủ mạng (Network Server) và máy chủ ứng dụng (Application Server). Tại lớp vật lý (PHY), công nghệ này dựa trên kỹ thuật điều chế CSS (Chirp Spread Spectrum), một phương pháp trải phổ độc quyền được phát triển bởi Semtech (LoRa Alliance, 2015). Kỹ thuật này cho phép tín hiệu được giải mã ngay cả khi nằm dưới mức nhiễu nền, mang lại hai ưu điểm vượt trội: khả năng truyền thông ở khoảng cách rất xa (vài km trong đô thị, trên 10 km ở nông thôn) và khả năng kháng nhiễu tuyệt vời (Ahmed & cộng sự, 2022; Augustin & cộng sự, 2016).

LoRaWAN hoạt động trên các băng tần ISM (Industrial, Scientific and Medical) không cần cấp phép, ví dụ như 920-923 MHz tại Châu Á, bao gồm Việt Nam (Adelantado & cộng sự, 2017; LoRa Alliance, 2020). Tốc độ dữ liệu có thể thay đổi tùy thuộc vào Hệ số trải phổ (Spreading Factor - SF) và băng thông kênh, dao động từ vài trăm bps đến vài chục kbps (Bảng 1). Việc lựa chọn SF là một sự đánh đổi trực tiếp giữa tốc độ dữ liệu và phạm vi phủ sóng (Ahmed & cộng sự, 2022).

Bảng 1. Tốc độ dữ liệu (bps) tham khảo của LoRaWAN theo cấu hình (Adelantado & cộng sự, 2017; LoRa Alliance, 2015)

Cấu hình	863MHz - 870 MHz	902MHz - 928 MHz
SF12 với 125 kHz	250	Chưa cấp phép
SF11 với 125 kHz	440	Chưa cấp phép
SF10 với 125 kHz	980	980
SF9 với 125 kHz	1760	1760
SF8 với 125 kHz	3125	3125
SF7 với 125 kHz	5470	5470
SF7 với 250 kHz	11.000	Chưa cấp phép
50 kbps	50.000	Chưa cấp phép

2.1.2. Lớp MAC và Các lớp thiết bị

Giao thức MAC của LoRaWAN định nghĩa ba lớp thiết bị (Class) nhằm cân bằng giữa độ trễ truyền thông và tuổi thọ pin (Adelantado & cộng sự, 2017):

Class A (mặc định): Tối ưu hóa năng lượng. Thiết bị chỉ mở hai cửa sổ nhận (downlink) ngắn ngay sau mỗi lần truyền dữ liệu (uplink). Chế độ này phù hợp cho các cảm biến không yêu cầu tương tác thường xuyên (Adelantado & cộng sự, 2017; Augustin & cộng sự, 2016).

Class B: Bổ sung các cửa sổ nhận được đồng bộ hóa bằng tín hiệu beacon từ gateway, cho phép downlink với độ trễ xác định, phù hợp các ứng dụng cần điều khiển định kỳ (Adelantado & cộng sự, 2017; Choi & cộng sự, 2022).

Class C: Cung cấp downlink với độ trễ thấp nhất bằng cách mở liên tục cửa sổ nhận (trừ khi đang truyền), nhưng tiêu thụ năng lượng cao nhất. Lớp này lý tưởng cho các thiết bị truyền động (actuators) cần phản hồi tức thời (Adelantado & cộng sự, 2017)

2.1.3. An ninh

LoRaWAN tích hợp các cơ chế bảo mật mạnh mẽ từ các thiết bị đầu cuối đến các thiết bị đầu cuối (end-2-end security)

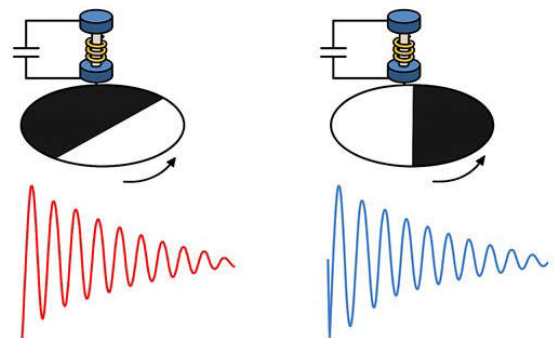
và ở cấp độ mạng (Adelantado & cộng sự, 2017; Zoppi & cộng sự, 2020). Giao thức sử dụng mã hóa AES-128 cho cả tầng mạng và tầng ứng với các khóa phiên riêng biệt là Network Session Key (NwkSKey) và Application Session Key (AppSKey) (LoRa Alliance, 2020; Zoppi & cộng sự, 2020).

2.2. Nguyên lý phát hiện vòng quay trên công tơ cơ

Để chuyển đổi số liệu từ công tơ cơ mà không cần can thiệp cơ khí, nghiên cứu khảo sát hai phương pháp cảm biến không tiếp xúc phổ biến.

2.2.1. Cảm biến LC (Inductance-Capacitance)

Giải pháp áp dụng cho các công tơ có kim hoặc đĩa chỉ thị làm bằng kim loại. Một mạch cảm biến LC tạo ra một điện từ cảm ứng lên nhau. Khi phần kim loại của kim/đĩa quay đi vào vùng ảnh hưởng của cảm biến, nó gây ra dòng điện xoáy (eddy current), làm thay đổi đặc tính dao động của mạch (giảm biên độ hoặc thay đổi tần số) so với khi phần phi kim loại đi qua (Kot, 2014). Bằng cách phát hiện sự thay đổi định kỳ này, hệ thống có thể đếm chính xác số vòng quay.

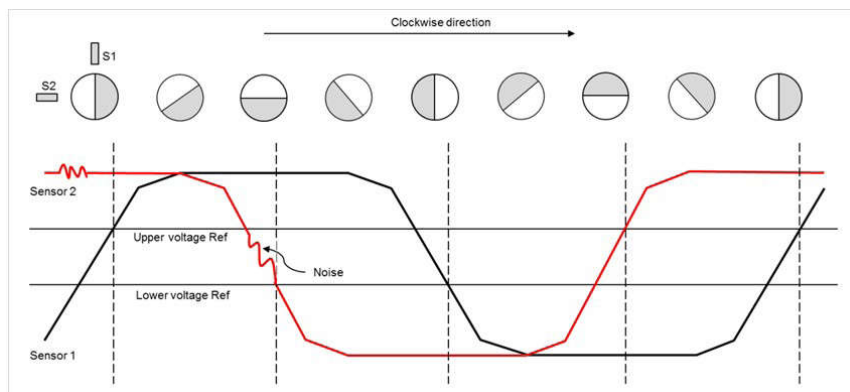


Hình 1. Minh họa sự khác biệt tín hiệu cảm biến LC khi phát hiện phần kim loại (đường màu đỏ, biên độ giảm nhanh hơn) và phi kim loại (đường màu xanh) của bộ phận quay (Kot, 2014).

2.2.2. Cảm biến từ (Magnetic Sensor)

Phương pháp này phù hợp cho các công tơ thế hệ mới hơn có sử dụng đĩa quay gắn nam châm vĩnh cửu. Một cảm biến hiệu ứng Hall hoặc cảm biến từ trở (như TMAG5253 của Texas Instruments) được đặt gần đường di

chuyển của nam châm. Khi nam châm đi qua, cảm biến sẽ phát hiện sự dao động và biến đổi đột ngột của từ trường và phản hồi lại tín hiệu điện tương ứng. Cảm biến TMAG5253 có dải đo rộng và băng thông cao, cho phép phát hiện chính xác vị trí và tốc độ quay ngay cả ở tốc độ cao (Texas Instruments, n.d.).



Hình 2. Mô phỏng hoạt động của cảm biến từ: Nam châm trên đĩa quay của công tơ đi qua cảm biến và tạo ra tín hiệu điện.

2.3. Xử lý bất thường dữ liệu

Dữ liệu theo thời gian về tiêu thụ nước là nguồn thông tin cực kỳ quan trọng để phát hiện các sự kiện bất thường như rò rỉ, vỡ đường ống, hoặc các hành vi sử dụng nước lãng phí (Brentan & cộng sự, 2017; Khairullah & cộng sự, 2025). Các kỹ thuật AI, đặc biệt là học máy không giám sát, cung cấp công cụ mạnh mẽ để phân tích các chuỗi thời gian này (Chandola & cộng sự, 2009). Báo cáo tập trung vào thuật toán Isolation Forest.

Trong nghiên cứu này, thuật toán Isolation Forest được lựa chọn làm nền tảng cho việc phát hiện điểm dị biệt (outliers) (Liu & cộng sự, 2008) nhờ hiệu suất cao trong các bài toán không giám sát. Nguyên lý hoạt động của thuật toán này dựa trên nhận định rằng các điểm dữ liệu bất thường có xu hướng dễ 'cô lập' hơn so với các điểm dữ liệu thông thường

(Ebisi & Nikolakakos, 2021; Liu & cộng sự, 2008). Bằng cách xây dựng một quần thể cây quyết định ngẫu nhiên, thuật toán có thể xác định các điểm dị biệt, bởi chúng thường yêu cầu một đường dẫn ngắn hơn (ít lần phân nhánh hơn) để được phân tách ra khỏi phần còn lại của tập dữ liệu.

III. Phương pháp nghiên cứu và thiết kế hệ thống

3.1. Thiết kế End-node

Thiết bị end-node, được gắn trực tiếp lên đồng hồ nước hiện hữu, thực hiện hai chức năng chính: thu thập chỉ số và truyền dữ liệu đến gateway.

Khối vi điều khiển: Trung tâm xử lý của end-node là vi điều khiển STM32L072CZ, một lựa chọn tối ưu nhờ sự kết hợp giữa hiệu suất tính toán và đặc tính tiêu thụ điện năng cực thấp. Vi điều khiển này quản lý việc đọc cảm biến, xử lý tín hiệu để đếm vòng quay, tính toán lưu

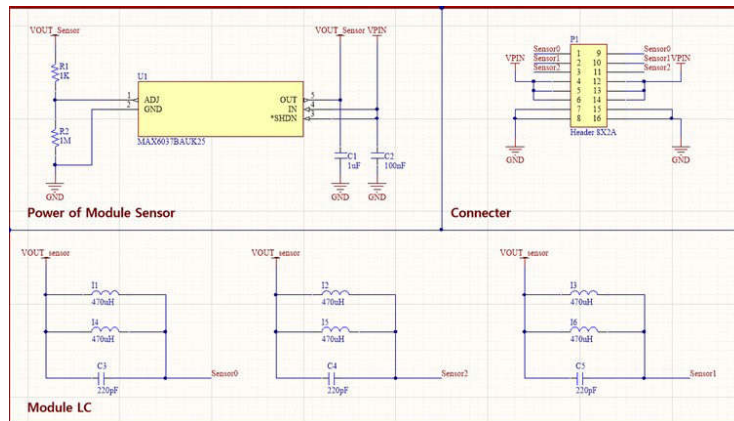
lượng, và điều khiển module LoRaWAN (Ismail & cộng sự, 2021).

Khối cảm biến: Tùy thuộc vào loại công tơ, khối này sử dụng cảm biến LC tự chế tạo hoặc cảm biến từ TMAG5253 (Texas Instruments, n.d.).

Khối truyền thông LoRaWAN: Việc truyền thông không dây được đảm

nhiệm bởi một module LoRaWAN tích hợp chip SX1278, được cấu hình để hoạt động trong dải tần 920-923 MHz, phù hợp với quy định cho các ứng dụng LoRaWAN tại Việt Nam.

Khối nguồn: Sử dụng pin Lithium 3.7V dung lượng 3000mAh kết hợp với mạch ổn áp DC/DC hiệu suất cao để tối ưu hóa thời gian sử dụng pin (Jordan, 2002).



Hình 3. Sơ đồ nguyên lý khối truyền tin của End-node, bao gồm vi điều khiển STM32L, module LoRa SX1278 và các linh kiện phụ trợ.

3.2. Thiết kế Gateway

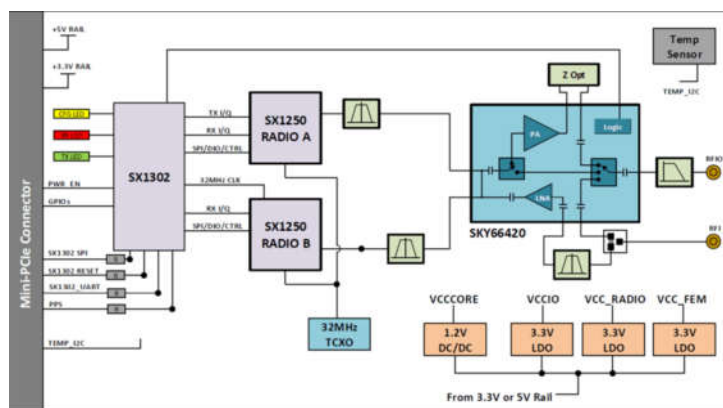
Gateway đóng vai trò cầu nối giữa các end-node và máy chủ mạng.

Nền tảng phần cứng: Ứng dụng một thiết bị nhúng Raspberry Pi 4 Model B làm bộ xử lý chính (Ismail & cộng sự, 2021).

Bộ tập trung LoRa (LoRa Concentrator): Sử dụng module gateway dựa trên IC baseband SX1302 và IC RF

front-end SX1250 của Semtech. Kiến trúc này mang lại hiệu suất cao, giảm đáng kể công suất tiêu thụ và cải thiện độ nhạy thu so với thế hệ SX1301 cũ (Semtech Corporation, n.d.-a, n.d.-b).

Phần mềm Gateway: Cài đặt phần mềm mã nguồn mở Semtech UDP Packet Forwarder để chuyển tiếp các gói tin LoRaWAN nhận được đến Network Server.



Hình 4. Sơ đồ khối của Gateway.

3.3. Nền tảng phần mềm và tích hợp AI

Máy chủ Mạng (Network Server):

Sử dụng nền tảng mã nguồn mở ChirpStack (The Things Network, 2018), có nhiệm vụ quản lý các gateway, end-node, xử lý các gói tin MAC và quản lý bảo mật.

Máy chủ Ứng dụng (Application Server):

Giải mã và lưu trữ dữ liệu tiêu thụ vào cơ sở dữ liệu chuỗi thời gian InfluxDB (Marjani & cộng sự, 2017).

Cung cấp giao diện web để hiển thị dữ liệu lịch sử tiêu thụ cho người quản lý.

Triển khai mô hình AI để phân tích và gửi cảnh báo.

Triển khai Mô hình AI:

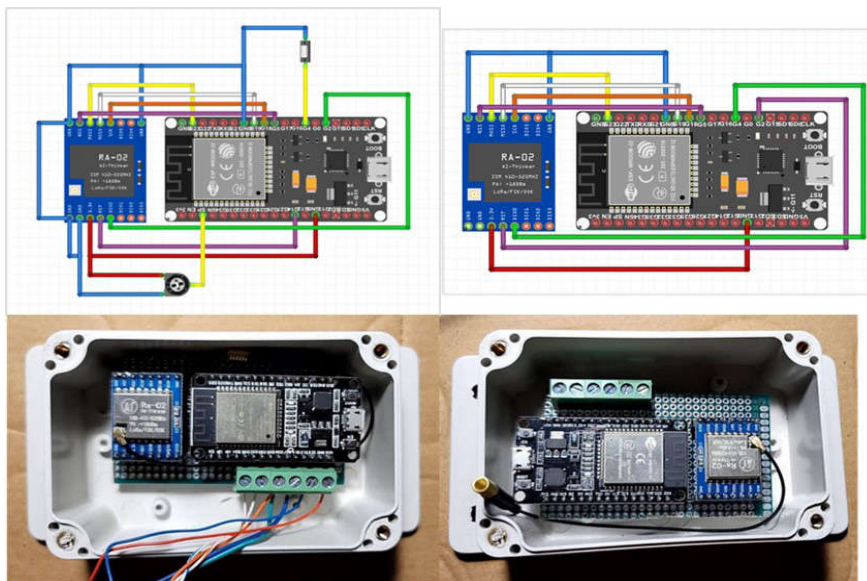
Ghi nhận giá trị nước theo chuỗi thời gian tiêu thụ nước từ các end-node trong giai đoạn 30 ngày.

Huấn luyện mô hình Isolation Forest bằng thư viện của Python (Liu & cộng sự, 2008).

Tích hợp mô hình đã huấn luyện vào Application Server để phân tích dữ liệu và gửi cảnh báo cho khách khi phát hiện bất thường.

IV. Kết quả thực nghiệm và thảo luận

Thử nghiệm được thực hiện tại khuôn viên trường Đại học Mở Hà Nội, một môi trường đô thị điển hình với nhiều tòa nhà và vật cản.



Hình 5. Nguyên mẫu thiết bị End-node thu thập dữ liệu từ công tơ nước

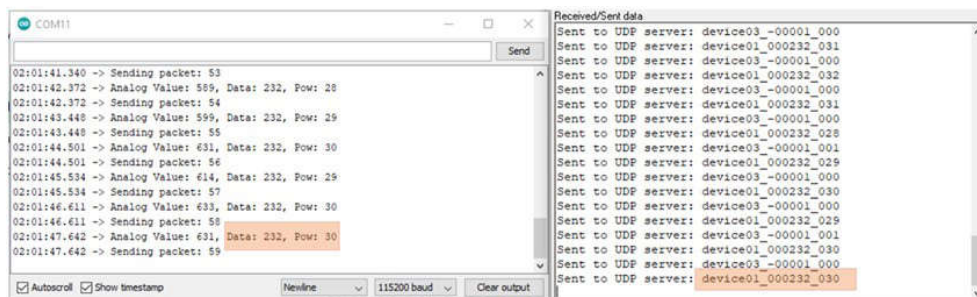
4.1. Đánh giá độ chính xác và tiêu thụ năng lượng của End-node

Để xác thực độ chính xác, dữ liệu từ end-node được đối chiếu với chỉ số ghi nhận thủ công trong suốt 10 ngày. Kết quả phân tích cho thấy một sai số rất nhỏ, chỉ khoảng 0,87% với độ lệch 0,3%.

Về mặt năng lượng, dòng tiêu thụ đo được là 25 mA trong trạng thái hoạt động và giảm xuống còn 8 μ A ở chế độ ngủ sâu. Dựa trên các thông số này, với một viên pin Lithium dung lượng 3000 mAh và tần suất truyền tin 15 phút một lần, thời gian hoạt động của thiết bị được dự phóng đạt 4,6 năm.

4.2. Đánh giá hiệu năng truyền thông LoRaWAN

End-node được lắp ở nhiều nơi dùng để đánh giá chất lượng kết nối ở các khoảng cách khác nhau tới gateway. Kết quả được tổng hợp trong Bảng 2.



Hình 6. Giao diện Network Server hiển thị thông số gói tin nhận được từ End-node

Kết quả cho thấy hệ thống duy trì kết nối rất ổn định ở khoảng cách lên tới 1.2 km, với tỷ lệ mất gói tin dưới 10% (Petäjäjärvi & cộng sự, 2017). Điều này khẳng định LoRaWAN là lựa chọn phù hợp cho việc triển khai mạng đo lường nước thông minh trên quy mô rộng trong khu vực đô thị.

Bảng 2. Kết quả đo lường RSSI, SNR và Tỷ lệ gửi tin thành công theo khoảng cách.

Khoảng cách (m)	RSSI (dBm)	SNR (dB)	Thành công (%)	Ghi chú
100	-75	9,5	100	Tầm nhìn thẳng
300	-82	7,0	100	Xuyên 1 lớp tường, vật cản ít
500	-90	4,5	99,5	Môi trường đô thị, có vật cản
700	-98	1,0	98	Môi trường đô thị, có vật cản
1000	-105	-2,5	95	Môi trường đô thị, nhiều vật cản
1200	-112	-6,0	90	Tín hiệu bị ảnh hưởng bởi nhiều tòa nhà
1500	-118	-9,5	75	Tín hiệu yếu, kết nối không ổn định

4.3. Đánh giá mô hình phát hiện bất thường

Mô hình Isolation Forest được huấn luyện bằng file dữ liệu 30 ngày và kiểm thử trên một tập dữ liệu 7 ngày

riêng biệt, trong đó có 2 kịch bản rò rỉ được mô phỏng (lưu lượng nước tăng cao và duy trì liên tục vào ban đêm). Kết quả được tổng hợp qua ma trận nhầm lẫn trong Bảng 3.

Bảng 3. Ma trận nhầm lẫn của mô hình Isolation Forest trên tập dữ liệu kiểm thử.

		Dự đoán	
		Bình thường	Bất thường (Rò rỉ)
Thực tế	Bình thường	1650 (TN)	25 (FP)
	Bất thường (Rò rỉ)	10 (FN)	92 (TP)

Từ ma trận nhầm lẫn, hiệu năng được tính toán:

Độ chính xác (Accuracy): 98,0%

Độ nhạy (Recall/True Positive Rate): 90,2%

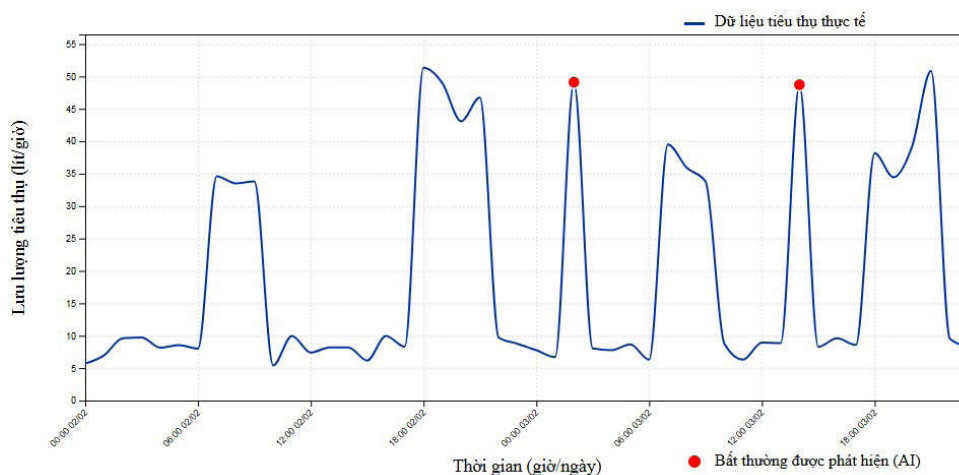
Độ đặc hiệu (Specificity): 98,5%

Độ chính xác dự báo dương (Precision): 78,6%

Với tỷ lệ phát hiện thành công hơn 90% các trường hợp rò rỉ, mô hình

đã chứng minh triển vọng to lớn của AI trong việc xây dựng hệ thống giám sát chủ động và cảnh báo sớm cho mạng lưới cấp nước (Cook & cộng sự, 2023; Ebisi & Nikolakakos, 2021). Mặc dù chỉ số

Precision 78,6% được xem là khả quan đối với một hệ thống cảnh báo ban đầu, việc tối ưu hóa để giảm thiểu các cảnh báo giả vẫn là một mục tiêu cần thực hiện trong tương lai.



Hình 7. Biểu đồ chuỗi thời gian tiêu thụ nước trong hộ gia đình. Đường xanh biểu diễn dữ liệu thực tế được ghi nhận liên tục, trong khi các điểm đỏ thể hiện các bất thường được mô hình AI phát hiện - nghi ngờ là rò rỉ nước.

4.4. Thảo luận

Các kết quả nghiên cứu đã chứng thực tính hiệu quả và khả thi của giải pháp đo nước thông minh được đề xuất. Hệ thống mang lại ưu thế rõ rệt so với phương pháp thủ công, cho phép thu thập dữ liệu tự động và gần thời gian thực, từ đó giúp các nhà cung cấp dịch vụ phát hiện nhanh chóng sự thất thoát nước và tối ưu hóa vận hành (Khairullah & cộng sự, 2025). Một lợi ích kinh tế quan trọng khác đến từ việc sử dụng cảm biến không xâm lấn, giúp loại bỏ chi phí thay thế hàng loạt công tơ cơ hiện hữu. Về nền tảng công nghệ, LoRaWAN không chỉ ưu việt hơn mạng di động về chi phí và thời lượng pin (Augustin & cộng sự, 2016; Sanchez-Gomez & cộng sự, 2017), mà còn mang lại sự tự chủ cao hơn cho các tổ chức trong việc triển khai và quản lý mạng so với các đối thủ LPWAN khác như NB-IoT (Sinha & cộng sự, 2017).

V. Kết luận và hướng phát triển

Nghiên cứu đã thiết kế, chế tạo và thử nghiệm thành công một hệ thống đo lường nước thông minh hoàn chỉnh, kết hợp công nghệ LoRaWAN và Trí tuệ Nhân tạo. Hệ thống cho phép thu thập dữ liệu tự động từ công tơ cơ với độ chính xác cao, truyền dữ liệu hiệu quả qua mạng không dây tầm xa, và phân tích phát hiện các mẫu tiêu thụ bất thường. Kết quả thực nghiệm ban đầu đã cung cấp cơ sở vững chắc cho tính khả thi và hiệu quả của giải pháp, mang lại tiềm năng lớn trong việc hiện đại hóa công tác quản lý cấp nước, giảm thất thoát và tối ưu chi phí vận hành.

Các hướng phát triển tiếp theo:

Triển khai hệ thống trên quy mô lớn hơn để đánh giá hiệu quả thực tế và độ ổn định trong dài hạn (Haxhibeqiri & cộng sự, 2018).

Nghiên cứu và so sánh các thuật toán AI phức tạp hơn như LSTM hoặc

Autoencoder để nâng cao khả năng phát hiện nhiều loại bất thường tinh vi (Hundman & cộng sự, 2018; Sakurada & Yairi, 2014).

Phát triển giao diện ứng dụng di động hoàn chỉnh cho cả người quản lý và người tiêu dùng cuối.

Tài liệu tham khảo

- [1]. Adelantado, F., Vilajosana, X., Tuset-Peiro, P., Martinez-Bauset, J., & Melia-Segui, J. (2017). Understanding the limits of LoRaWAN. *IEEE Communications Magazine*, 55(9), 34-40.
- [2]. Ahmed, T., Mohammed, A., Zamli, K. Z., & Z'aba, M. R. (2022). A systematic review on LoRaWAN advancement for IoT: Taxonomy, applications, challenges, and future research directions. *Sensors*, 22(12), 4488.
- [3]. Al-Fuqaha, A., Guizani, M., Mohammadi, M., Aledhari, M., & Ayyash, M. (2015). Internet of Things: A survey on enabling technologies, protocols, and applications. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 17(4), 2347-2376.
- [4]. Augustin, A., Yi, J., Clausen, T., & Townsley, W. M. (2016). A study of LoRa: Long range & low power networks for the Internet of Things. *Sensors*, 16(9), 1466.
- [5]. Brentan, B. M., Luvizotto, Jr., E., Herrera, M., Izquierdo, J., Perez-Garcia, R., & Puccini, G. D. (2017). Leak localization in water distribution systems using a novel Shannon entropy-based method. *Entropy*, 19(11), 596.
- [6]. Chandola, V., Banerjee, A., & Kumar, V. (2009). Anomaly detection: A survey. *ACM Computing Surveys*, 41(3), 1-58.
- [7]. Choi, H., Jang, B., & Lee, S. (2022). Performance evaluation of LoRaWAN Class B for smart water grid network. *Sensors*, 22(9), 3537.
- [8]. Colombo, A. R., Lee, G. M., & Rinaldi, S. (2022). LoRaWAN performance evaluation for smart metering infrastructure. *Sensors*, 22(3), 1246.
- [9]. Cook, A. A., Pinto, A., Silver, D., Goel, S., & Simeral, J. D. (2023). Machine learning for anomaly detection in physiological data. *Nature Machine Intelligence*, 5(7), 726-741.
- [10]. Ebisi, N., & Nikolakakos, G. (2021). Machine learning schemes for leak detection in IoT-enabled water transmission system. *Procedia Computer Science*, 184, 920-927.
- [11]. Fernandes, E., José, J., Costa, M., & Rodrigues, J. J. P. C. (2019). A machine learning based approach for detecting non-technical losses in smart grids. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 111, 241-250.
- [12]. Ghane, S. G., Gizaw, Z. T., & Yan, Y. (2023). Smart water metering: A review of advancements in technologies, applications, and challenges. *Measurement Science and Technology*, 34(12), 122001.
- [13]. Haxhibeqiri, J., De Poorter, E., Moerman, I., & Hoebeke, J. (2018). A survey of LoRaWAN for IoT: From technology to application. *Sensors*, 18(11), 3995.
- [14]. Hundman, K., Constantinou, V., Laporte, C., Colwell, I., & Soderstrom, T. (2018). Detecting spacecraft anomalies using LSTMs and nonparametric dynamic thresholding. In *Proceedings of the 24th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery & Data Mining* (pp. 387-395). ACM.
- [15]. Ismail, I., Anuar, N. B., & Karim, L. (2021). Development of IoT based water level monitoring system using Arduino and Raspberry Pi. *Journal of Physics: Conference Series*, 1860(1), 012025.
- [16]. Jordan, M. (2002). *It just got easier to convert lithium-ion battery voltage to 3.3V with this efficient single inductor synchronous buck-boost regulator*. Linear Technology Magazine.
- [17]. Khairullah, E. F., Alghamdi, A. M., Al mojamed, M. M., & Zeadally, S. (2025). LoRaWAN-based smart water management IoT applications: A

- review. *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*.
- [18]. Kot, T. (2014). *LC sensor rotation detection with MSP430™ extended scan interface (ESI)* (Application Report No. SLAA639). Texas Instruments.
 - [19]. Liu, F. T., Ting, K. M., & Zhou, Z.-H. (2008). Isolation forest. In *2008 Eighth IEEE International Conference on Data Mining* (pp. 413-422). IEEE.
 - [20]. LoRa Alliance. (2020). *LoRaWAN® L2 1.0.4 specification (TS001-1.0.4)*.
 - [21]. LoRa Alliance Technical Marketing Workgroup. (2015). *A technical overview of LoRa® and LoRaWAN™*. LoRa Alliance.
 - [22]. Marjani, M., Nasaruddin, F., Gani, A., Karim, A., Hashem, I. A. T., Siddiqua, A., & Yaqoob, I. (2017). Big IoT data analytics: Architecture, opportunities, and open research challenges. *IEEE Access*, 5, 5247-5261.
 - [23]. Mekki, K., Bajic, E., Chaxel, F., & Meyer, F. (2019). A comparative study of LPWAN technologies for large-scale IoT deployment. *ICT Express*, 5(1), 1-7.
 - [24]. Pasolini, G., Picozzi, M., Toppan, P., De Castro, C., & Andrisano, O. (2018). An experimental analysis of LoRaWAN performance for IoT applications. *Wireless Communications and Mobile Computing, 2018*, 1-14.
 - [25]. Petäjäjärvi, J., Mekkanen, K., Pettissalo, S., Takalo-Mattila, J., & Iinatti, J. (2017). Performance of a LoRaWAN network in a smart city environment. In *2017 IEEE International Symposium on Personal, Indoor and Mobile Radio Communications (PIMRC)* (pp. 1-5). IEEE.
 - [26]. Raza, U., Kulkarni, P., & Sooriyabandara, M. (2017). Low power wide area networks: An overview. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 19(2), 855-873.
 - [27]. Sakurada, M., & Yairi, T. (2014). Anomaly detection using autoencoders with nonlinear dimensionality reduction. In *Proceedings of the MLSDA 2014 Workshop on Machine Learning for Sensory Data Analysis* (pp. 4-11). ACM.
 - [28]. Sanchez-Gomez, J., Sanchez-Iborra, R., Ramallo-González, A. P., & Skarmeta, A. F. (2017). Modeling the energy performance of LoRaWAN. *Sensors*, 17(10), 2364.
 - [29]. Sanchez-Iborra, R., Sanchez-Gomez, J., Ballesta-Vinas, J., Cano, M.-D., & Skarmeta, A. F. (2018). Performance evaluation of lora considering scenario conditions. *Sensors*, 18(3), 772.
 - [30]. Semtech Corporation. (n.d.-a). *SX1250 - LoRa Core multi-band sub-GHz RF front end*.
 - [31]. Semtech Corporation. (n.d.-b). *SX1302 LoRa Core digital baseband chip for LoRaWAN gateway*.
 - [32]. Shrouf, F., Ordieres, J., & Miragliotta, G. (2014). Smart factories in Industry 4.0: A review of the concept and of energy management approached in production based on the Internet of Things paradigm. In *2014 IEEE International Conference on Industrial Engineering and Engineering Management* (pp. 697-701). IEEE.
 - [33]. Sinha, R. S., Wei, Y., & Hwang, S.-H. (2017). A survey on LPWA technology: LoRa and NB-IoT. *ICT Express*, 3(1), 14-21.
 - [34]. Terrasson, G., & Begriche, Y. (2019). LoRaWAN gateway placement for smart metering applications. *Procedia Computer Science*, 151, 1143-1148.
 - [35]. Texas Instruments. (n.d.). *TMAG5253 Low-power 3D linear hall effect sensor*.
 - [36]. The Things Network. (2018). *The Things Network*.
 - [37]. Zoppi, T., Ceccarelli, A., Salani, M., & Bondavalli, A. (2020). On the assessment of LoRaWAN security: Vulnerability analysis and practical attacks. *Future Generation Computer Systems*, 113, 139-151.

RESEARCH AND DEVELOPMENT OF A SMART WATER METERING SYSTEM USING LORA COMMUNICATION PROTOCOL

*Nguyen Van Manh³, Tran Xuan Manh⁴, Nguyen Hoai Giang³,
Dang Khanh Hoa³, Quach Thi Hanh³*

Abstract: *This paper details the development of an end-to-end smart water metering system, from its conceptualization through to practical implementation. By integrating LoRaWAN technology with Artificial Intelligence (AI), the system is engineered to rectify the deficiencies inherent in manual meter reading and legacy remote solutions, specifically addressing persistent challenges related to cost, operational efficiency, and scalability. The system's architecture is predicated on three integral components: (1) a non-invasive end-node device designed for retrofitting onto existing mechanical meters without requiring structural modifications; (2) an energy-efficient LoRaWAN communication infrastructure for wide-area data acquisition; and (3) an AI-driven analytics platform for monitoring and issuing early warnings for anomalous events, most notably leakages. Empirical testing in a real-world urban environment validates the system's high fidelity, demonstrating an average measurement error of less than 1% and sustaining reliable LoRaWAN connectivity up to 1.2 km amidst obstructions. Furthermore, the integrated Isolation Forest AI model proved highly efficacious, correctly identifying over 90% of simulated leakage scenarios while maintaining a minimal false positive rate. Collectively, these findings affirm the feasibility and efficacy of the proposed IoT solution, paving the way for modernizing water management protocols, optimizing operational performance, and substantially mitigating water loss in practical applications.*

Keywords: *LoRaWAN network, smart water meter, digital transformation in water supply, Artificial Intelligence (AI), anomaly detection, Internet of Things (IoT), water resource management*

³ Hanoi Open University

⁴ Postgraduate student, Hanoi Open University