

TMDI
JOURNAL

วารสารการจัดการเทคโนโลยี และนวัตกรรมดิจิทัล

Journal of Technology Management
and Digital Innovation

ปีที่ 3 ฉบับที่ 1 มกราคม-มิถุนายน 2569
Vol.3 No.1 January-June 2026

Faculty of Business Administration and Information Technology
Rajamangala University of Technology Suvarnabhumi

<https://ph05.tci-thaijo.org/index.php/TMDI>

วารสารการจัดการเทคโนโลยีและนวัตกรรมดิจิทัล

Journal of Technology Management and Digital Innovation

ที่ปรึกษา

ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. สาลินันท์ บุญมี
อาจารย์ธนธร จงศิริรัฐศักดิ์
อาจารย์อโณทัย ทิพนเนตร

บรรณาธิการ

ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. แสงทอง บุญยัง

รองบรรณาธิการ

ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. สุวิทย์ สมสุภาพรุ่งยศ

ผู้ทรงคุณวุฒิพิจารณาบทความ (ภายนอก)

รองศาสตราจารย์ ดร. พงษ์พิสิฐ วุฒิติษฐ์โชติ	มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ
รองศาสตราจารย์ ดร. แหวดดา เตชาทวิวรรณ	มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ
รองศาสตราจารย์ ดร. สุรรัตน์ อินทร์หม้อ	มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลธัญบุรี
รองศาสตราจารย์ ดร. โอฬาริก สุรินตะ	มหาวิทยาลัยมหาสารคาม
รองศาสตราจารย์กฤติยา รุ่งสม	มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลธัญบุรี
รองศาสตราจารย์วสันต์ กันอ้า	มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลธัญบุรี
ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. สุธาสินี จิตต์อนันต์	มหาวิทยาลัยนเรศวร
ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. เกรียงศักดิ์ เตมีย	มหาวิทยาลัยนเรศวร
ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. สัญญา เครือหงษ์	มหาวิทยาลัยนเรศวร
ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. ฐิติชัย รักบำรุง	มหาวิทยาลัยบูรพา
ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. นคร ละลอกน้ำ	มหาวิทยาลัยบูรพา
ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. วีระพันธ์ พานิชย์	มหาวิทยาลัยบูรพา
ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. อาจณรงค์ มโนสุทธิฤทธิ์	มหาวิทยาลัยบูรพา
ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. ฉัตรตระกูล สมบัติธีระ	มหาวิทยาลัยมหาสารคาม
ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. วุฒิชัย วิเชียรไชย	มหาวิทยาลัยมหาสารคาม
ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. ผุสดี บุญรอด	มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ
ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. มณเฑียร รัตนศิริวงศ์วุฒิ	มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ
ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. ศักดิ์ชาย ตั้งวรรณวิทย์	มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ
ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. จีราวดี พุ่มเจริญ	มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลธัญบุรี

ผู้ช่วยศาสตราจารย์สุกัญญา เจริญกิจชนลาภ	มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลสุวรรณภูมิ
ผู้ช่วยศาสตราจารย์สุมนา บุชบก	มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลสุวรรณภูมิ
ผู้ช่วยศาสตราจารย์อดิศักดิ์ สารธรรม	มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลสุวรรณภูมิ
ผู้ช่วยศาสตราจารย์อนุทิตา เล็กเพชร	มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลสุวรรณภูมิ
ผู้ช่วยศาสตราจารย์นันทยา ตันติตลธเนศ	มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลสุวรรณภูมิ
ดร. ชนิตา แก้วเพชร	มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลสุวรรณภูมิ
ดร. วชิร เพ็ชรวงษ์	มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลสุวรรณภูมิ

คณะกรรมการดำเนินงาน

ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. สาลินันท์ บุญมี
 ผู้ช่วยศาสตราจารย์อดิศักดิ์ สารธรรม
 ผู้ช่วยศาสตราจารย์รัชเมศวร์ ตันวินกุล
 ผู้ช่วยศาสตราจารย์ชุติมา กลั่นไพฑูรย์
 ผู้ช่วยศาสตราจารย์นันทยา ตันติตลธเนศ
 ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ปริญญา นาโท
 อาจารย์ณัฐภัสสร เกียรติพิรติกุล

ฝ่ายประสานงาน

อาจารย์จารุณี ทองอร่าม
 อาจารย์ณัฐจิณี คงไกรฤกษ์

จัดทำโดย

กองบรรณาธิการวารสารการจัดการเทคโนโลยีและนวัตกรรมดิจิทัล
 คณะบริหารธุรกิจและเทคโนโลยีสารสนเทศ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลสุวรรณภูมิ
 เลขที่ 19 ถนนอุทอง ตำบลท่าवासูกกรี อำเภอมโนรมย์ จังหวัดพระนครศรีอยุธยา 13000
 โทรศัพท์ 06 5841 3319 E-mail : tmdijournal@rmutsb.ac.th
 Website : <https://ph05.tci-thaijo.org/index.php/TMDI>

วัตถุประสงค์

1. เพื่อเป็นสื่อกลางในการเผยแพร่ผลงานวิชาการและผลงานวิจัยด้านการจัดการเทคโนโลยีและนวัตกรรมดิจิทัลและสาขาที่เกี่ยวข้อง ของนักศึกษา อาจารย์ นักวิจัย และนักวิชาการทั่วไป
2. เพื่อพัฒนาศักยภาพทางวิชาการของบุคลากรทั้งภายในและภายนอกมหาวิทยาลัย ตลอดจนแลกเปลี่ยนเรียนรู้ทางวิชาการและงานวิจัยด้านการจัดการเทคโนโลยีและนวัตกรรมดิจิทัลและสาขาที่เกี่ยวข้อง

กำหนดการเผยแพร่

- 2 ฉบับต่อปี ฉบับที่ 1 มกราคม – มิถุนายน
ฉบับที่ 2 กรกฎาคม – ธันวาคม

ขอบเขต

วารสารการจัดการเทคโนโลยีและนวัตกรรมดิจิทัล มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลสุวรรณภูมิ ครอบคลุมบทความวิชาการด้านวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี ได้แก่ เทคโนโลยีสารสนเทศ (Information Technology) เทคโนโลยีดิจิทัล (Digital Technology) วิทยาการคอมพิวเตอร์ (Computer Science) ภูมิสารสนเทศ (Geo-Informatics) สารสนเทศศาสตร์และการจัดการ (Information Science and Management) คอมพิวเตอร์ศึกษา (Computer Education) การจัดการโลจิสติกส์ดิจิทัล (Digital Logistic Management) สื่อดิจิทัล (Digital Media) เทคโนโลยีการศึกษา (Education Technology) และอื่น ๆ ที่เกี่ยวข้อง

ประเภทบทความที่รับ

- บทความวิจัย (Research Article)
- บทความปริทัศน์ (Review Article)
- บทความวิชาการ (Academic Article)

การพิจารณาคุณภาพบทความ

บทความที่ส่งมาพิจารณาลงตีพิมพ์จะต้องไม่เคยเผยแพร่ในวารสารใดมาก่อน และไม่อยู่ในระหว่างการพิจารณาของวารสารอื่น ทุกบทความที่ได้รับการตีพิมพ์ต้องผ่านการกลั่นกรองจากผู้ทรงคุณวุฒิในสาขาที่เกี่ยวข้อง อย่างน้อย 3 ท่าน โดยผู้ทรงคุณวุฒิที่ประเมินบทความไม่ทราบชื่อผู้แต่งและผู้แต่งไม่ทราบชื่อผู้ทรงคุณวุฒิ (Double-blinded peer review)

บทบรรณาธิการ

วารสารการจัดการเทคโนโลยีและนวัตกรรมดิจิทัล (TMDI Journal) คณะบริหารธุรกิจและเทคโนโลยีสารสนเทศ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลสุวรรณภูมิ เป็นวารสารวิชาการด้านวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี จัดทำขึ้นปีละ 2 ฉบับ ในรูปแบบออนไลน์ เพื่อใช้เป็นแหล่งเผยแพร่บทความปริทรรศน์ บทความวิชาการ บทความวิจัยทางด้านการจัดการเทคโนโลยีและนวัตกรรมดิจิทัล หรือด้านอื่น ๆ ที่เกี่ยวข้อง โดยการสนับสนุนจากคณาจารย์สาขาวิชาระบบสารสนเทศและคอมพิวเตอร์ธุรกิจ คณะบริหารธุรกิจและเทคโนโลยีสารสนเทศ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลสุวรรณภูมิและคณาจารย์จากสถาบันการศึกษาอื่น ๆ ที่เกี่ยวข้อง

วารสารการจัดการเทคโนโลยีและนวัตกรรมดิจิทัลรับพิจารณาตีพิมพ์บทความวิชาการด้าน วิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี ได้แก่ เทคโนโลยีสารสนเทศ (Information Technology) เทคโนโลยีดิจิทัล (Digital Technology) วิทยาการคอมพิวเตอร์ (Computer Science) ภูมิสารสนเทศ (Geo-Informatics) สารสนเทศศาสตร์และการจัดการ (Information Science and Management) คอมพิวเตอร์ศึกษา (Computer Education) การจัดการโลจิสติกส์ดิจิทัล (Digital Logistic Management) สื่อดิจิทัล (Digital Media) เทคโนโลยีการศึกษา (Education Technology) และอื่น ๆ ที่เกี่ยวข้อง

การตีพิมพ์เผยแพร่วารสารฉบับนี้เป็นปีที่ 3 ฉบับที่ 1 มกราคม - มิถุนายน 2569 ประกอบด้วย บทความวิจัยจำนวน 3 บทความ ข้อความหรือความคิดเห็นจากบทความวิจัยแต่ละเรื่องที่น่าสนใจในวารสาร ฉบับนี้ เป็นความเห็นจากผู้เขียนหรือผู้วิจัยเจ้าของบทความ ไม่ใช่ความคิดเห็นของกองบรรณาธิการ และไม่ใช้ ความรับผิดชอบของกองบรรณาธิการ กองบรรณาธิการมีหน้าที่เพียงพิจารณาจัดพิมพ์และเผยแพร่เพื่อเป็น สื่อกลางในการถ่ายทอดองค์ความรู้สู่สังคมเท่านั้น

กองบรรณาธิการวารสารการจัดการเทคโนโลยีและนวัตกรรมดิจิทัล คณะบริหารธุรกิจและเทคโนโลยีสารสนเทศ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลสุวรรณภูมิ หวังเป็นอย่างยิ่งว่าบุคลากรทั้งในสถานศึกษาและ สถานประกอบการตลอดจนผู้สนใจโดยทั่วไปจะได้รับประโยชน์จากวารสารฉบับนี้

ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. แสงทอง บุญยิ่ง
บรรณาธิการ

สารบัญ

บทความ

หน้า

การพัฒนาระบบบริหารจัดการและติดตามสถานะเอกสารอิเล็กทรอนิกส์แบบเรียลไทม์ 1

ด้วย QR Code และ Line Lift : กรณีศึกษาโรงพยาบาลอ่างทอง

Development of a Real-Time Electronic Document Management and Status Tracking System

Using QR Codes and the LINE LIFF Platform: A Case Study of Ang Thong Hospital

ภาณุวัฒน์ พลีผล ,นันทยา ดันติตลธเนศ และ ณัฐภััสสร เกียรติพิริติกุล

From IoT to the Internet of Behaviors (IoB): A Systematic Review of AIoT-Driven 17

Smart Nudging in Precision Health and Sustainability

Nuth Otanasap

การพัฒนาระบบจัดการสื่อประชาสัมพันธ์สำหรับจอสมาร์ททีวี ภายใน กฟก.1 36

Smart TV Public Relations Media Management System – PEA Central 1

วุฒิพงษ์ บรรจงศิริ ,ศุภณัฐ แก่นแก้ว

การพัฒนาระบบบริหารจัดการและติดตามสถานะเอกสารอิเล็กทรอนิกส์แบบเรียลไทม์ ด้วย QR Code และ Line Lift : กรณีศึกษาโรงพยาบาลอ่างทอง

Development of a Real-Time Electronic Document Management and Status Tracking System Using QR Codes and the LINE LIFF Platform: A Case Study of Ang Thong Hospital

ภาณุวัฒน์ ผลิผล¹, นันทิยา ตันติลลธเนศ² และ ณัฐภัสสร เกียรติพิริตกุล^{*3}

¹ สาขาวิชาเทคโนโลยีธุรกิจดิจิทัล คณะบริหารธุรกิจและเทคโนโลยีสารสนเทศ

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลสุวรรณภูมิ, bookphanuwatwarz@gmail.com

^{2,3} คณะบริหารธุรกิจและเทคโนโลยีสารสนเทศ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลสุวรรณภูมิ, nantiya.t@rmutsb.ac.th, natpassorn.k@rmutsb.ac.th

วันที่รับบทความ 12 พฤษภาคม 2569

วันแก้ไขบทความ 8 มิถุนายน 2569

วันตอบรับบทความ 23 มิถุนายน 2569

บทคัดย่อ

การวิจัยครั้งนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อ 1) พัฒนาระบบบริหารจัดการและติดตามสถานะเอกสารอิเล็กทรอนิกส์แบบเรียลไทม์โดยประยุกต์ใช้เทคโนโลยี QR Code และ LINE LIFF 2) ประเมินประสิทธิภาพของระบบที่พัฒนาขึ้นโดยผู้เชี่ยวชาญ และ 3) ประเมินประสิทธิภาพการใช้งานของระบบจากผู้ใช้งานจริง โดยใช้กระบวนการพัฒนาระบบตามวงจรการพัฒนาระบบ (System Development Life Cycle: SDLC) ประกอบด้วยการวิเคราะห์ความต้องการ การออกแบบการพัฒนา การทดสอบ และการนำระบบไปใช้งานจริง กลุ่มตัวอย่างประกอบด้วยผู้เชี่ยวชาญด้านเทคโนโลยีสารสนเทศจำนวน 3 คน เพื่อประเมินคุณภาพของระบบ และผู้ใช้งานจริง จำนวน 30 คน เพื่อประเมินประสิทธิภาพการใช้งานเครื่องมือที่ใช้ในการวิจัย ได้แก่ ระบบ EDE ที่พัฒนาขึ้น และแบบประเมินประสิทธิภาพระบบแบบมาตราส่วนประมาณค่า 5 ระดับ ซึ่งผ่านการตรวจสอบความตรงเชิงเนื้อหาและความเชื่อมั่นของเครื่องมือ วิเคราะห์ข้อมูลด้วยค่าเฉลี่ยและส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน

ระบบที่พัฒนาขึ้นได้รับการทดลองใช้งานจริงเป็นระยะเวลา 1 เดือน ภายในแผนกเทคโนโลยีสารสนเทศและการสื่อสารของโรงพยาบาลอ่างทอง โดยสามารถรองรับการลงทะเบียนเอกสาร การสร้าง QR Code การบันทึกประวัติการดำเนินงาน และการติดตามสถานะเอกสารแบบเรียลไทม์ผ่าน LINE LIFF ได้อย่างต่อเนื่อง ผลการประเมินจากผู้เชี่ยวชาญด้านเทคโนโลยีสารสนเทศ จำนวน 3 คน พบว่า ระบบมีประสิทธิภาพโดยรวมอยู่ในระดับมาก ($\bar{x} = 4.47$, S.D. = 0.49) ขณะที่ผลการประเมินจากผู้ใช้งานจริงพบว่า ประสิทธิภาพของระบบโดยรวมอยู่ในระดับมาก ($\bar{x} = 4.41$, S.D. = 0.35)

ผลการวิจัยแสดงให้เห็นว่า ระบบ EDE ที่พัฒนาขึ้นสามารถประยุกต์ใช้ในการบริหารจัดการเอกสารของหน่วยงานภาครัฐและหน่วยงานด้านสาธารณสุขได้อย่างมีประสิทธิภาพ และสามารถต่อยอดเพื่อรองรับการบริหารจัดการเอกสารดิจิทัลในองค์กรอื่นที่มีกระบวนการทำงานในลักษณะเดียวกันได้

คำสำคัญ: ระบบบริหารจัดการเอกสารอิเล็กทรอนิกส์, QR Code, LINE LIFF, การติดตามสถานะเอกสารแบบเรียลไทม์, ระบบแลกเปลี่ยนเอกสารอิเล็กทรอนิกส์ (EDE)

ABSTRACT

This research aimed to (1) develop a real-time electronic document management and status tracking system using QR Code technology and the LINE Front-end Framework (LINE LIFF), (2) evaluate the performance of the developed system by information technology experts, and (3) evaluate the system performance from the perspective of end users. The research employed the System Development Life Cycle (SDLC), which consists of requirement analysis, system design, system development, system testing, and system implementation. The participants included three information technology experts who evaluated the system performance and thirty end users who evaluated the system usability. The research instruments consisted of the developed Electronic Document Exchange (EDE) system, an expert evaluation form, and a user evaluation questionnaire based on a five-point Likert scale. The instruments were validated for content validity and reliability. Data were analyzed using the mean and standard deviation.

The developed system was implemented and tested for one month in the Information and Communication Technology (ICT) Department of Ang Thong Hospital. The system supports document registration, QR Code generation, audit trail recording, and real-time document status tracking through the LINE LIFF platform. The evaluation by the information technology experts indicated that the overall system performance was at a high level ($\bar{x} = 4.47$, S.D. = 0.49). Likewise, the evaluation by the end users revealed that the overall system performance was also at a high level ($\bar{x} = 4.41$, S.D. = 0.35).

The findings demonstrate that the developed EDE system effectively enhances electronic document management and real-time document tracking within the organization. The system enables users to monitor document status conveniently and efficiently while improving operational transparency and supporting document traceability. Furthermore, the developed system can be applied to other public organizations and healthcare institutions with similar document management processes and can be further extended to support future digital document management initiatives.

Keywords: Electronic Document Management System; QR Code; LINE Front-end Framework (LINE LIFF); Real-Time Document Tracking; Electronic Document Exchange (EDE)

1. บทนำ

การเปลี่ยนผ่านสู่ยุคดิจิทัล (Digital Transformation) ส่งผลให้หน่วยงานภาครัฐและหน่วยงานด้านสาธารณสุขนำเทคโนโลยีสารสนเทศมาประยุกต์ใช้เพื่อยกระดับประสิทธิภาพการดำเนินงาน การบริหารจัดการข้อมูล และการให้บริการประชาชน โดยมุ่งเน้นการดำเนินงานที่รวดเร็ว โปร่งใส ตรวจสอบได้ และเชื่อมโยงข้อมูลระหว่างหน่วยงานตามแนวนโยบายรัฐบาลดิจิทัล (Digital Government) ซึ่งส่งเสริมให้หน่วยงานภาครัฐลดการใช้เอกสารกระดาษ (Paper-based Process) และพัฒนาระบบงานอิเล็กทรอนิกส์เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพในการปฏิบัติงาน (สำนักงานพัฒนารัฐบาลดิจิทัล, 2566; OECD, 2020)

การบริหารจัดการเอกสารถือเป็นกระบวนการสำคัญขององค์กร โดยเฉพาะหน่วยงานด้านสาธารณสุขที่มีการรับ ส่ง และจัดเก็บเอกสารจำนวนมากในแต่ละวัน ไม่ว่าจะเป็นหนังสือราชการ เอกสารด้านการบริหาร เอกสารจัดซื้อจัดจ้าง และเอกสารสนับสนุนการปฏิบัติงาน หากกระบวนการจัดการเอกสารยังอาศัยการดำเนินงานในรูปแบบกระดาษ จะส่งผลให้เกิดความล่าช้า ความซ้ำซ้อน การสูญหายของเอกสาร และยากต่อการตรวจสอบย้อนหลัง ส่งผลกระทบต่อประสิทธิภาพการดำเนินงานและคุณภาพการให้บริการขององค์กร (Alalwan et al., 2020; Toshendra Sharma, 2024)

แนวคิดระบบบริหารจัดการเอกสารอิเล็กทรอนิกส์ (Electronic Document Management System: EDMS) จึงได้รับความนิยมอย่างแพร่หลาย เนื่องจากสามารถสนับสนุนการจัดเก็บ สืบค้น ติดตาม และบริหารวงจรชีวิตของเอกสาร (Document Life Cycle) ได้อย่างเป็นระบบ พร้อมทั้งรองรับการตรวจสอบย้อนหลัง (Audit Trail) และการติดตามสถานะของเอกสาร (Document Tracking) ซึ่งช่วยเพิ่มประสิทธิภาพในการบริหารจัดการข้อมูล ลดข้อผิดพลาดจากการปฏิบัติงาน และสนับสนุนการดำเนินงานแบบไร้กระดาษ (Paperless Organization) (Cecilia Lane, 2568; Toshendra Sharma, 2024)

โรงพยาบาลอ่างทองเป็นหน่วยงานที่มีการดำเนินงานด้านเอกสารระหว่างหน่วยงานภายในเป็นจำนวนมาก โดยเฉพาะแผนกเทคโนโลยีสารสนเทศและการสื่อสาร (ICT) ซึ่งทำหน้าที่สนับสนุนการดำเนินงานของทุกหน่วยงานภายในโรงพยาบาล จากการศึกษาสภาพการดำเนินงานพบว่า กระบวนการรับ-ส่งเอกสารยังคงอาศัยการลงทะเบียนด้วยวิธีการเดิมและการติดตามสถานะโดยการสอบถามหรือค้นหาเอกสารด้วยตนเอง ทำให้ไม่สามารถตรวจสอบตำแหน่งและสถานะปัจจุบันของเอกสารได้อย่างชัดเจน ส่งผลให้เกิดความล่าช้าในการดำเนินงาน การสูญหายของเอกสาร และเพิ่มภาระในการติดตามเอกสารของเจ้าหน้าที่ ซึ่งส่งผลกระทบต่อประสิทธิภาพการดำเนินงานโดยรวมขององค์กร

ปัจจุบันเทคโนโลยี QR Code ได้รับการนำมาใช้ในการเชื่อมโยงข้อมูลระหว่างเอกสารและระบบสารสนเทศอย่างแพร่หลาย เนื่องจากสามารถเข้าถึงข้อมูลได้อย่างรวดเร็วผ่านอุปกรณ์เคลื่อนที่ อีกทั้งแพลตฟอร์ม LINE Front-end Framework (LINE LIFF) ยังช่วยให้สามารถพัฒนาเว็บแอปพลิเคชันที่ทำงานร่วมกับแอปพลิเคชัน LINE ได้อย่างมีประสิทธิภาพ ทำให้ผู้ใช้งานสามารถติดตามสถานะเอกสารได้ทุกที่ทุกเวลา ลดขั้นตอนการปฏิบัติงาน และเพิ่มความสะดวกในการเข้าถึงข้อมูล (Jirawatee, 2564; ณัฐดนัย เนียมทอง, 2561)

จากปัญหาและความต้องการดังกล่าว ผู้วิจัยจึงพัฒนาระบบบริหารจัดการและติดตามสถานะเอกสารอิเล็กทรอนิกส์ (Electronic Document Exchange: EDE) สำหรับโรงพยาบาลอ่างทอง โดยประยุกต์ใช้เทคโนโลยี QR Code ร่วมกับ LINE LIFF เพื่อรองรับการลงทะเบียนเอกสาร การสร้างรหัสประจำเอกสาร การติดตามสถานะเอกสารแบบเรียลไทม์ และการบันทึกประวัติการดำเนินงาน (Audit Trail) ระบบดังกล่าวได้รับการพัฒนาตามวงจรการพัฒนาแบบวงจรชีวิต (System Development Life Cycle: SDLC) เพื่อให้สามารถตอบสนองต่อปัญหาการบริหารจัดการเอกสารขององค์กรได้อย่างมีประสิทธิภาพ และสนับสนุนการดำเนินงานตามแนวทางองค์กรดิจิทัลในอนาคต (Rawipol Wajanavisit, 2567)

2. วัตถุประสงค์ของการวิจัย

2.1 เพื่อพัฒนาระบบบริหารจัดการและติดตามสถานะเอกสารอิเล็กทรอนิกส์แบบเรียลไทม์ โดยประยุกต์ใช้เทคโนโลยี QR Code และ LINE LIFF สำหรับโรงพยาบาลอ่างทอง

2.2 เพื่อประเมินประสิทธิภาพของระบบที่พัฒนาขึ้นโดยผู้เชี่ยวชาญด้านเทคโนโลยีสารสนเทศ

2.3 เพื่อประเมินประสิทธิภาพการใช้งานและความพึงพอใจของผู้ใช้งานที่มีต่อระบบ

3. ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

3.1 แนวคิดระบบ

ระบบจัดการเอกสารอิเล็กทรอนิกส์ (EDMS) คือเทคโนโลยีและกระบวนการที่นำมาใช้ในการบริหารจัดการ จัดเก็บ สืบค้น และติดตามวงจรชีวิตของเอกสาร (Document Life Cycle) ภายในองค์กรอย่างเป็นระบบและมีประสิทธิภาพ เพื่อลดข้อจำกัดและปัญหาที่เกิดจากการบริหารจัดการเอกสารในรูปแบบกระดาษ (Paper-based) ตลอดจนสนับสนุนการก้าวเข้าสู่การปรับเปลี่ยนกระบวนการทำงานแบบไร้กระดาษ (Paperless) ซึ่งช่วยเพิ่มความรวดเร็วในการปฏิบัติงานและลดต้นทุนการบริหารจัดการข้อมูล Cecilia Lane (2568)

ในการพัฒนาระบบ EDE (Electronic Document Exchange) ผู้จัดทำได้นำหลักการของ EDMS มาประยุกต์ใช้เป็นสถาปัตยกรรมโครงสร้างหลักในการออกแบบระบบและฐานข้อมูลกลาง (Centralized Database) โดยมุ่งเน้นการพัฒนา ระบบให้สามารถบันทึกประวัติและแสดงไทม์ไลน์ (Timeline) การเดินทางของเอกสารทางกายภาพในแต่ละขั้นตอนได้อย่างเป็นระบบ การบูรณาการแนวคิดดังกล่าวช่วยให้ผู้ปฏิบัติงานสามารถตรวจสอบสถานะการดำเนินงานของเอกสารแต่ละฉบับได้แบบทันทีทันใด (Real-time) และรองรับการสืบค้นข้อมูลย้อนหลัง (Traceability) ซึ่งตอบสนองต่อบริบทการทำงานที่ต้องการของแผนก ICT โรงพยาบาลอ่างทอง

3.2 ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

1. ทฤษฎีระบบติดตามเอกสาร

ระบบติดตามเอกสาร (Document Tracking System: DTS) เป็นระบบซอฟต์แวร์ที่มีความสำคัญอย่างยิ่งต่อการบริหารจัดการข้อมูลในองค์กรยุคใหม่ โดยมีแกนหลักคือการติดตามเหตุการณ์และสถานะของไฟล์เอกสาร (File Events) เพื่อให้องค์กรสามารถรับรู้ได้ว่า "ใครเป็นผู้เข้าถึงหรือแก้ไขเอกสาร และดำเนินการเมื่อใด" (Who accesses or edits files and when) แนวคิดนี้ไม่เพียงแต่ช่วยยกระดับความปลอดภัยของข้อมูล แต่ยังช่วยสนับสนุนการปฏิบัติตามกฎระเบียบและมาตรฐาน (Compliance) ขององค์กรได้อย่างมีประสิทธิภาพ Toshendra Sharma (2024) ระบุถึงคุณลักษณะสำคัญและประโยชน์ของระบบติดตามเอกสารไว้ว่า ระบบที่ดีต้องประกอบด้วย การบันทึกประวัติการเข้าถึง (Access Logs) ซึ่งเป็นการบันทึกรายละเอียดของผู้ใช้งานพร้อมการประทับเวลา (Timestamps) เพื่อสร้างเส้นเวลา (Timeline) ที่ชัดเจนของการดำเนินการต่าง ๆ และ การบันทึกประวัติการตรวจสอบไฟล์ (File Audit Logs) ที่เก็บบันทึกทุกปฏิสัมพันธ์ที่เกิดขึ้นกับเอกสาร เพื่อให้ง่ายต่อการตรวจสอบย้อนหลัง (Audit) กระบวนการเหล่านี้ช่วยลดข้อผิดพลาดของมนุษย์ (Human Error) เพิ่มความโปร่งใส (Transparency) และช่วยปรับปรุงขั้นตอนการทำงาน (Workflow)

2. ทฤษฎีคิวอาร์โค้ด (Quick Response Code: QR Code)

ณัฐนัย เนียมทอง (2561) ได้กล่าวไว้ คิวอาร์โค้ด (QR Code) ย่อมาจากคำว่า Quick Response ซึ่งมีความหมายถึง "การตอบสนองที่รวดเร็ว" เป็นเทคโนโลยีสัญลักษณ์รหัสบาร์โค้ดแบบสองมิติ (2D Barcode) ที่ถูกพัฒนาต่อยอดมาจากบาร์โค้ดแบบเส้นมิติเดียว (1D Barcode) ลักษณะโครงสร้างทางกายภาพของคิวอาร์โค้ดประกอบด้วยโมดูลจุดสีดำที่จัดเรียงตัวกันอย่างไม่มีระเบียบทั้งในแนวดิ่งและแนวนอนอยู่ภายในกรอบพื้นที่สี่เหลี่ยมสีขาว โดยรหัสเหล่านี้ทำหน้าที่

เสมือนรหัสลับสำหรับแทนที่ข้อมูล (Data Placeholder) การจะเข้าถึงข้อมูลที่ถูกเข้ารหัสไว้ได้นั้น จำเป็นต้องอาศัยอุปกรณ์ที่รองรับการอ่านรหัส เช่น กล้องถ่ายรูปบนสมาร์ตโฟน ร่วมกับแอปพลิเคชันสำหรับถอดรหัส (QR Code Reader) เมื่อทำการสแกน ระบบจะแปลงสัญลักษณ์ภาพเหล่านั้นกลับมาเป็นข้อมูลดิจิทัลให้ผู้ใช้งานสามารถเข้าถึงและนำไปใช้งานต่อได้อย่างรวดเร็ว

3. การประยุกต์ใช้เทคโนโลยี LINE Front-end Framework (LIFF) สำหรับการสแกนเอกสาร

Jirawatee (2564) ได้กล่าวไว้ เทคโนโลยี LINE Front-end Framework (LIFF) เป็นแพลตฟอร์มที่เปิดโอกาสให้นักพัฒนาสามารถนำเว็บแอปพลิเคชันมาทำงานร่วมกับแอปพลิเคชัน LINE ได้อย่างไร้รอยต่อ (Seamless Integration) โดยหนึ่งในชุดเครื่องมือทางเทคนิคที่สำคัญและถูกนำมาประยุกต์ใช้ในโครงการนี้ คือความสามารถในการอ่านและถอดรหัสคิวอาร์โค้ด (QR Code Reader) ผ่านชุดคำสั่งประมวลผล `liff.scanCodeV2()` ชุดคำสั่ง `liff.scanCodeV2()` ถูกพัฒนาขึ้นเพื่อยกระดับขีดความสามารถในการสแกนคิวอาร์โค้ดให้ครอบคลุมทุกระบบปฏิบัติการทั้งบนอุปกรณ์สมาร์ตโฟน Android, iOS (เวอร์ชัน 14.3 ขึ้นไป) รวมถึงการใช้งานผ่านเบราว์เซอร์ภายนอก (External Browser) ที่รองรับเทคโนโลยี WebRTC ฟังก์ชันดังกล่าวทำงานในรูปแบบอะซิงโครนัส (Asynchronous) ซึ่งเมื่อระบบทำการสแกนเสร็จสิ้น จะทำการส่งคืนค่าผลลัพธ์ (Promise Result) เป็นข้อมูลตัวอักษรเพื่อนำไปประมวลผลต่อได้ทันที นอกจากนี้ระบบไม่เพียงแต่รองรับการเปิดกล้องเพื่อสแกนแบบทันทีทันใด (Real-time Scanning) แต่ยังรองรับการเลือกรูปภาพคิวอาร์โค้ดจากคลังภาพ (Gallery) ในตัวเครื่องเพื่อนำมาถอดรหัสได้อีกด้วย

3.3 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

นรากร พลหาญ (2568) ได้วิจัยเรื่องการพัฒนาเว็บแอปพลิเคชันสำหรับการกำกับติดตามหนังสือราชการด้วยระบบบาร์โค้ดมีวัตถุประสงค์เพื่อพัฒนาและประเมินผลเว็บแอปพลิเคชันสำหรับการกำกับ ติดตามหนังสือราชการโดยใช้บาร์โค้ดกลุ่มตัวอย่างที่ใช้ในการประเมินประสิทธิภาพของระบบเป็นผู้เชี่ยวชาญด้านสารสนเทศจำนวน 5 ท่าน และผู้เชี่ยวชาญด้านการบริหารงานสารบรรณ 5 ท่าน กลุ่มตัวอย่างที่เป็นบุคลากรสายสนับสนุนวิชาการที่ปฏิบัติงานในหน่วยงานราชการแห่งหนึ่งในจังหวัดนครพนมใช้กลุ่มตัวอย่างทั้งหมด จำนวน 45 คนเครื่องมือที่ใช้ในการวิจัย เป็นแบบประเมินประสิทธิภาพของระบบ แบบประเมินความพึงพอใจในการทำงานของระบบ ครอบคลุมและการออกแบบให้เหมาะสมกับการใช้งาน ผู้ใช้งานให้ข้อเสนอแนะว่าเว็บแอปพลิเคชันสามารถช่วยจัดเก็บข้อมูล และสามารถค้นหาได้รวดเร็ว ทำให้การให้บริการรวมถึงการบริหารงานเอกสารสามารถทำได้โดยสะดวก ตรวจสอบสถานะของเอกสารได้ทุกที่ทุกเวลา เป็นการช่วยเพิ่มประสิทธิภาพในการติดตาม ตรวจสอบและลดข้อผิดพลาดที่เกิดจากการบริหารจัดการเอกสาร

ไตรสิทธิ์ ชื่นปิติกุล (2567) ได้วิจัยเรื่องการพัฒนาเว็บแอปพลิเคชันสำหรับติดตามเอกสาร ณ ศูนย์บริการผลิตภัณฑ์สุขภาพเบ็ดเสร็จ ในสำนักงานสาธารณสุขจังหวัดนครปฐมการวิจัยครั้งนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อพัฒนาเว็บแอปพลิเคชันเพื่อติดตามเอกสารในศูนย์บริการผลิตภัณฑ์สุขภาพเบ็ดเสร็จของสำนักงานสาธารณสุขจังหวัดนครปฐม เพื่อให้สามารถติดตามและแสดงสถานะการดำเนินงานให้กับผู้มารับบริการได้ และสามารถดำเนินการได้สอดคล้องกับระบบเดิม วิธีการ: การศึกษาใช้ภาษาพีเอชพี (PHP) เอชทีเอ็มแอล (HTML) จาวาสคริปต์ (JavaScript) และใช้ฐานข้อมูลเชิงสัมพันธ์ PostgreSQL ในการพัฒนาระบบให้สามารถบันทึกข้อมูลสำหรับติดต่อกับผู้มารับบริการ สามารถค้นหาสถานะการดำเนินงาน และทำให้เจ้าหน้าที่สามารถปรับสถานะของขั้นตอนกระบวนการได้ เว็บแอปพลิเคชันเริ่มใช้งานเมื่อ พ.ศ. 2563 การศึกษาใช้แบบสอบถามประเมินความพึงพอใจต่อแอปที่พัฒนาขึ้นใน 2 กลุ่มเป้าหมาย คือ กลุ่มผู้มารับบริการ จำนวน 346 ราย และกลุ่มเจ้าหน้าที่ จำนวน 15 ราย สรุป: การพัฒนาระบบดังกล่าว สามารถดำเนินการได้ตามวัตถุประสงค์สอดคล้องกับการทำงานด้วยกระบวนการเดิมของเจ้าหน้าที่ สามารถลดการสอบถามทางโทรศัพท์หรือการมาติดต่อกับตนเองเพื่อติดตามสถานะการดำเนินงาน ผู้รับบริการและเจ้าหน้าที่ จึงมีความพึงพอใจต่อระบบที่พัฒนาขึ้น

อุไรวรรณ อินทร์แหยม (2565) ได้วิจัยเรื่องการเพิ่มประสิทธิภาพการติดตามเอกสารด้วยเทคโนโลยีเว็บปัจจุบัน การติดต่อซื้อขายภายในองค์กร และภายนอกองค์กร จำเป็นจะต้องมีเอกสารการซื้อขาย เพื่อเป็นลายลักษณ์อักษร ระหว่างผู้ซื้อ-ผู้ขาย สำหรับการซื้อ-การขายภายในองค์กรจำเป็นต้องมีการตรวจสอบรายละเอียดของเอกสารการซื้อขาย หลายขั้นตอน ซึ่งเสี่ยงต่อการสูญหายของเอกสาร ขาดผู้รับผิดชอบในการติดตามเอกสาร สำหรับหน่วยงานราชการที่ทีม วิจัยได้ร่วมกันดำเนินโครงการวิจัยนี้ ก็ประสบปัญหาดังกล่าวทางผู้วิจัยจึงเกิดแนวคิดในการจัดทำเว็บไซต์เพื่อใช้ติดตาม เอกสารด้วยเทคโนโลยีเว็บภายในองค์กร

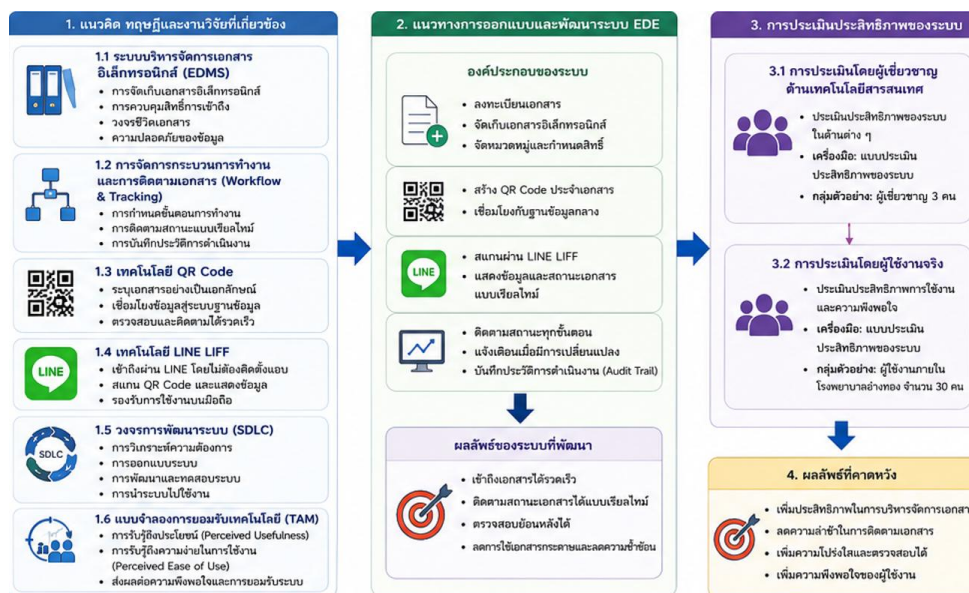
หนึ่งฤทัย เทพสิงห์ (2564) ได้วิจัยเรื่องระบบติดตามเอกสารการคุมงบประมาณและแจ้งเตือนวันยืมเงิน ทดรองจ่ายคณะวิทยาศาสตร์การแพทย์ มหาวิทยาลัยพะเยา ระบบติดตามเอกสารการคุมงบประมาณ และแจ้งเตือนวันยืม เงินทดรองจ่าย นับเป็นสิ่งที่ช่วยอำนวยความสะดวกให้กับทั้งผู้ปฏิบัติงาน และผู้ติดต่อกับงาน การศึกษาค้นคว้าจึงมี วัตถุประสงค์เพื่อ 1) สร้างระบบสำหรับติดตามเอกสารการคุมงบประมาณ การแจ้งเตือนวันยืมเงินทดรองจ่าย 2) ศึกษา ระดับความพึงพอใจต่อประสิทธิภาพการทำงานของระบบ 3) ศึกษาประสิทธิภาพและความคิดเห็นเกี่ยวกับระบบ จำแนกตามอายุ และระดับการศึกษาต่อประสิทธิภาพการใช้ระบบทำการศึกษาในบุคลากรที่ปฏิบัติงานจริงของคณะ วิทยาศาสตร์การแพทย์ มหาวิทยาลัยพะเยา จำนวน 75 คน โดยให้ทดลองใช้ระบบที่สร้างขึ้น แล้วทำแบบสอบถาม ประมาณค่า 5 ระดับ ประเมินประสิทธิภาพของระบบ ผลการศึกษาพบว่า 1) ด้านการสร้างระบบติดตามเอกสารการคุม งบประมาณ การแจ้งเตือนวันยืมเงินทดรองจ่าย สามารถทำให้การติดตาม สืบค้นข้อมูลเอกสารจากเว็บไซต์ สะดวก รวดเร็ว มีประสิทธิภาพ และลดปัญหาเอกสารสูญหาย 2) ระดับความพึงพอใจต่อ ประสิทธิภาพการทำงานของระบบอยู่ในระดับมาก 3) ช่วงอายุ และระดับการศึกษาไม่มีผลต่อประสิทธิภาพของการใช้ระบบจากการศึกษาสามารถสรุปได้ว่า ระบบสำหรับติดตามเอกสารการคุมงบประมาณ การแจ้งเตือนวันยืมเงินทดรองจ่าย ที่จัดทำขึ้นนี้สามารถใช้งานได้จริง และมีประสิทธิภาพ

อภิชัย อังศุลธร (2564) ได้วิจัยเรื่องการพัฒนากระบวนการรับฝากพัสดุของพนักงานต้อนรับส่วนหน้าด้วย QR-Code โครงการพัฒนากระบวนการรับฝากพัสดุของพนักงานต้อนรับส่วนหน้ามีวัตถุประสงค์เพื่อ 1) ศึกษา กระบวนการจัดเก็บและบันทึกข้อมูลการรับฝากพัสดุของพนักงานต้อนรับส่วนหน้า 2) นำเทคโนโลยี QR-Code มาพัฒนา ระบบการจัดเก็บข้อมูล การรับฝากพัสดุของพนักงานต้อนรับส่วนหน้า จากการพัฒนาระบบการรับฝากพัสดุ ทำให้พนักงาน ต้อนรับส่วนหน้าสามารถลดข้อผิดพลาดในการทำงานเกี่ยวกับการจัดเก็บข้อมูลและการรับฝากพัสดุ และสามารถเข้าถึง ข้อมูลการรับฝากพัสดุของแผนกต้อนรับส่วนหน้าได้ง่าย และรวดเร็วยิ่งขึ้น

3.4 กรอบแนวคิดการวิจัย (Conceptual Framework)

จากการศึกษาทฤษฎี แนวคิด และงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง พบว่า การพัฒนาระบบบริหารจัดการและติดตามสถานะ เอกสารอิเล็กทรอนิกส์ให้มีประสิทธิภาพ จำเป็นต้องอาศัยการบูรณาการองค์ความรู้หลายด้านร่วมกัน ได้แก่ แนวคิดระบบ บริหารจัดการเอกสารอิเล็กทรอนิกส์ (Electronic Document Management System: EDMS) แนวคิดการจัดการ กระบวนการทำงานและการติดตามเอกสาร (Workflow Management and Document Tracking) เทคโนโลยี QR Code เทคโนโลยี LINE Front-end Framework (LINE LIFF) วงจรการพัฒนากระบวนการ (System Development Life Cycle: SDLC) และแบบจำลองการยอมรับเทคโนโลยี (Technology Acceptance Model: TAM) ผู้วิจัยได้นำองค์ความรู้ ดังกล่าวมาสังเคราะห์และประยุกต์ใช้เป็นกรอบแนวคิดในการออกแบบและพัฒนาระบบ โดยกำหนดให้แนวคิดและทฤษฎี ที่เกี่ยวข้องเป็นพื้นฐานในการวิเคราะห์ความต้องการ ออกแบบระบบ พัฒนาระบบ และประเมินประสิทธิภาพของระบบ เพื่อให้ระบบที่พัฒนาขึ้นสามารถตอบสนองต่อปัญหาการบริหารจัดการเอกสารของโรงพยาบาลอ่างทองได้อย่างมี ประสิทธิภาพ ทั้งในด้านการลงทะเบียนเอกสาร การติดตามสถานะแบบเรียลไทม์ การตรวจสอบย้อนหลัง และการเพิ่ม

ประสิทธิภาพในการดำเนินงานขององค์กร จากการสังเคราะห์องค์ความรู้ดังกล่าว สามารถสรุปเป็นกรอบแนวคิดการวิจัย ดังแสดงในภาพที่ 1



ภาพที่ 1 กรอบแนวคิดการวิจัย (Conceptual Framwork)

จากภาพที่ 1 กรอบแนวคิดการวิจัย แสดงให้เห็นความสัมพันธ์ขององค์ความรู้ที่ใช้เป็นพื้นฐานในการพัฒนาระบบ เริ่มจากการศึกษาทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง ซึ่งประกอบด้วยระบบบริหารจัดการเอกสารอิเล็กทรอนิกส์ (EDMS) การจัดการกระบวนการทำงานและการติดตามเอกสาร เทคโนโลยี QR Code เทคโนโลยี LINE LIFF วงจรการพัฒนาแบบ (SDLC) และแบบจำลองการยอมรับเทคโนโลยี (TAM) เพื่อนำมาใช้ในการออกแบบและพัฒนาระบบบริหารจัดการและติดตามสถานะเอกสารอิเล็กทรอนิกส์แบบเรียลไทม์ จากนั้นจึงนำระบบไปประเมินประสิทธิภาพโดยผู้เชี่ยวชาญและผู้ใช้งานจริง เพื่อนำผลการประเมินมาวิเคราะห์ประสิทธิภาพของระบบและความเหมาะสมในการนำไปประยุกต์ใช้ภายในองค์กร

4. วิธีดำเนินการวิจัย/ระเบียบวิธีวิจัย/Research Methodology

4.1 ประเภทการวิจัย

การวิจัยนี้เป็นการวิจัยและพัฒนา (Research and Development: R&D) มีวัตถุประสงค์เพื่อพัฒนาระบบบริหารจัดการและติดตามสถานะเอกสารอิเล็กทรอนิกส์แบบเรียลไทม์ โดยประยุกต์ใช้เทคโนโลยี QR Code และ LINE LIFF และประเมินประสิทธิภาพของระบบที่พัฒนาขึ้นในสภาพแวดล้อมจริง โดยใช้แนวคิดวงจรการพัฒนาแบบ (System Development Life Cycle: SDLC) เป็นกรอบในการดำเนินงาน

4.2 ประชากรและกลุ่มตัวอย่าง

ประชากร ได้แก่ บุคลากรของโรงพยาบาลอ่างทองที่เกี่ยวข้องกับการจัดการเอกสารภายในองค์กร

กลุ่มตัวอย่างแบ่งออกเป็น 2 กลุ่ม ดังนี้

กลุ่มผู้เชี่ยวชาญ (Expert Evaluation) จำนวน 3 คน ได้มาโดยการเลือกแบบเจาะจง (Purposive Sampling) โดยมีเกณฑ์คัดเลือก ได้แก่ มีประสบการณ์ด้านเทคโนโลยีสารสนเทศหรือระบบงานเอกสารไม่น้อยกว่า 3 ปี มีหน้าที่เกี่ยวข้องกับการพัฒนาหรือดูแลระบบสารสนเทศในองค์กร

กลุ่มผู้ใช้งานระบบ (User Evaluation) จำนวน 30 คน ได้มาโดยการเลือกแบบสะดวก (Convenience Sampling) จากบุคลากรที่มีหน้าที่เกี่ยวข้องกับการรับ-ส่งเอกสาร เช่น เจ้าหน้าที่ธุรการ และเจ้าหน้าที่แผนกต่าง ๆ ภายในโรงพยาบาล

4.3 เครื่องมือที่ใช้ในการวิจัย

เครื่องมือที่ใช้ในการวิจัยประกอบด้วย

1. ระบบ EDE (Electronic Document Exchange System) ที่ผู้วิจัยพัฒนาขึ้น โดยมีฟังก์ชันหลัก ได้แก่
 - การลงทะเบียนเอกสาร
 - การสร้าง QR Code สำหรับเอกสาร
 - การติดตามสถานะเอกสารแบบเรียลไทม์
 - การบันทึกประวัติการดำเนินงาน
2. แบบประเมินประสิทธิภาพของระบบ เป็นแบบสอบถามแบบมาตราส่วนประมาณค่า (Likert Scale) 5 ระดับ โดยแบ่งออกเป็น 4 ด้าน ได้แก่
 - ด้านการออกแบบระบบ (System Design)
 - ด้านการใช้งาน (Usability)
 - ด้านการติดตามสถานะเอกสาร (Tracking Function)
 - ด้านความปลอดภัยของระบบ (Security)

4.4 การตรวจสอบคุณภาพเครื่องมือ

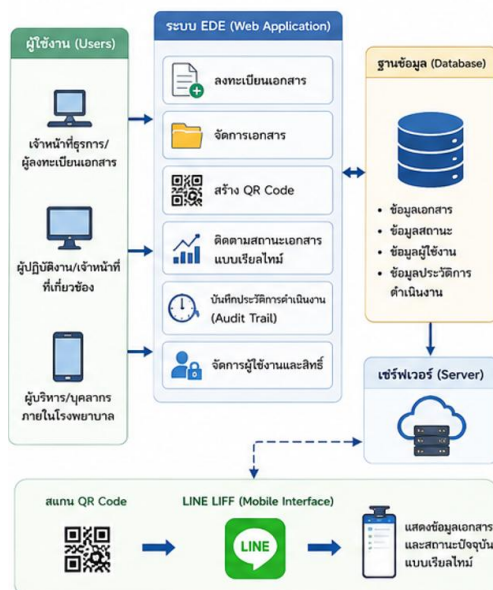
ผู้วิจัยได้ดำเนินการตรวจสอบคุณภาพของเครื่องมือดังนี้

1. ความตรงเชิงเนื้อหา (Content Validity) นำแบบประเมินให้ผู้เชี่ยวชาญจำนวน 3 ท่านตรวจสอบความเหมาะสมของข้อคำถาม และคำนวณค่าดัชนีความสอดคล้อง (Index of Item-Objective Congruence: IOC) โดยกำหนดเกณฑ์ไม่ต่ำกว่า 0.50 ผลการประเมินพบว่า ค่า IOC อยู่ระหว่าง 0.67–1.00 แสดงว่าแบบประเมินมีความสอดคล้องกับวัตถุประสงค์ของการวิจัย

2. ความเชื่อมั่นของเครื่องมือ (Reliability) นำแบบสอบถามไปทดลองใช้ (Try-out) กับกลุ่มตัวอย่างที่มีลักษณะใกล้เคียง จำนวน 30 คน และวิเคราะห์ค่าความเชื่อมั่นด้วยวิธีสัมประสิทธิ์แอลฟาของครอนบาค (Cronbach's Alpha) ผลการวิเคราะห์พบว่า ได้ค่าเท่ากับ 0.89 ซึ่งอยู่ในระดับสูง แสดงว่าเครื่องมือมีความน่าเชื่อถือ

4.5 ขั้นตอนการดำเนินการวิจัย

การดำเนินการวิจัยครั้งนี้แบ่งออกเป็น 3 ระยะ ได้แก่ ระยะการพัฒนาระบบ ระยะการทดลองใช้งาน และระยะการประเมินผลระบบ โดยในระยะเวลาการพัฒนาระบบ ผู้วิจัยใช้วงจรการพัฒนากระบวนการ (System Development Life Cycle: SDLC) เป็นกรอบในการออกแบบและพัฒนาระบบ ทั้งนี้ โครงสร้างการทำงานของระบบที่พัฒนาขึ้นแสดงดังภาพที่ 2



ภาพที่ 2 สถาปัตยกรรมระบบ (System Architecture)

จากภาพที่ 2 สถาปัตยกรรมของระบบ แสดงองค์ประกอบหลักของระบบบริหารจัดการและติดตามสถานะเอกสารอิเล็กทรอนิกส์ (EDE) ที่พัฒนาขึ้น ซึ่งประกอบด้วยผู้ใช้งาน ระบบเว็บแอปพลิเคชัน ฐานข้อมูล และแพลตฟอร์ม LINE LIFF ที่เชื่อมโยงการทำงานร่วมกับเทคโนโลยี QR Code เพื่อรองรับการลงทะเบียนเอกสาร การจัดการข้อมูล การติดตามสถานะแบบเรียลไทม์ และการบันทึกประวัติการดำเนินงาน (Audit Trail) โดยสถาปัตยกรรมดังกล่าวเป็นพื้นฐานของการพัฒนาระบบตามวงจรการพัฒนาระบบ (SDLC) ที่ใช้ในการวิจัยครั้งนี้

ระยะที่ 1 การพัฒนาระบบ ผู้วิจัยดำเนินการพัฒนาระบบตามแนวคิด SDLC ประกอบด้วยขั้นตอนดังนี้

1. การวิเคราะห์ความต้องการของระบบ (Requirement Analysis)
2. การออกแบบระบบ (System Design)
3. การพัฒนาระบบ (System Development)
4. การทดสอบระบบ (System Testing)
5. การติดตั้งระบบ (Deployment)

เมื่อการพัฒนาระบบตามวงจรการพัฒนาระบบ (SDLC) แล้วเสร็จ ผู้วิจัยได้นำระบบที่พัฒนาขึ้นไปทดลองใช้งานจริงโดยขั้นตอนการทำงานของระบบตั้งแต่การรับเอกสาร การลงทะเบียน การสร้าง QR Code การส่งต่อเอกสาร การติดตามสถานะ และการบันทึกประวัติการดำเนินงาน สามารถสรุปได้ดังภาพที่ 3



ภาพที่ 3 แผนภาพกระบวนการทำงานของระบบ (Workflow Diagram)

จากภาพที่ 3 แสดงลำดับการทำงานของระบบตั้งแต่การรับเอกสารเข้าสู่ระบบ การลงทะเบียนเอกสาร การสร้างรหัส QR Code การส่งต่อเอกสารให้ผู้รับผิดชอบ การปรับปรุงสถานะการดำเนินงาน การติดตามสถานะผ่าน LINE LIFF และการบันทึกประวัติการดำเนินงาน (Audit Trail) ซึ่งทำให้ผู้ใช้งานสามารถตรวจสอบสถานะของเอกสารได้แบบเรียลไทม์ และสามารถตรวจสอบย้อนหลังได้ตลอดกระบวนการดำเนินงาน

ระยะที่ 2 การทดลองใช้งานระบบ

นาระบบ EDE ที่พัฒนาขึ้นไปทดลองใช้งานจริงในแผนก ICT ของโรงพยาบาลอ่างทอง โดยให้กลุ่มผู้ใช้งานทดลองใช้ระบบในสถานการณ์จริง เช่น การลงทะเบียนเอกสาร การสแกน QR Code และการติดตามสถานะเอกสาร

ระยะที่ 3 การประเมินผลระบบ

หลังจากการทดลองใช้งาน ผู้วิจัยได้ให้กลุ่มผู้เชี่ยวชาญและกลุ่มผู้ใช้งานทำการประเมินประสิทธิภาพของระบบผ่านแบบสอบถามที่กำหนด เพื่อสะท้อนผลการใช้งานในมิติที่หลากหลาย

4.6 การเก็บรวบรวมข้อมูล

ผู้วิจัยดำเนินการเก็บรวบรวมข้อมูลโดยมีขั้นตอนดังนี้

1. ชี้แจงวัตถุประสงค์และวิธีการใช้งานระบบแก่กลุ่มตัวอย่าง
2. ให้กลุ่มตัวอย่างทดลองใช้งานระบบในสถานการณ์จริง
3. แจกแบบสอบถามเพื่อประเมินประสิทธิภาพของระบบ
4. รวบรวมแบบสอบถามเพื่อนำไปวิเคราะห์ข้อมูล

4.7 การวิเคราะห์ข้อมูล

การวิเคราะห์ข้อมูลใช้สถิติเชิงพรรณนา (Descriptive Statistics) ได้แก่ ค่าเฉลี่ย (Mean) ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน (Standard Deviation: S.D.)

โดยกำหนดเกณฑ์การแปลผลดังนี้

4.51–5.00	หมายถึง ระดับมากที่สุด
3.51–4.50	หมายถึง ระดับมาก
2.51–3.50	หมายถึง ระดับปานกลาง
1.51–2.50	หมายถึง ระดับน้อย
1.00–1.50	หมายถึง ระดับน้อยที่สุด

5. ผลการวิจัยและอภิปรายผลการวิจัย

5.1 ผลการพัฒนาระบบ

จากการดำเนินการพัฒนาระบบตามวงจรการพัฒนาชีวิตระบบ (System Development Life Cycle: SDLC) ผู้วิจัยได้พัฒนาระบบบริหารจัดการและติดตามสถานะเอกสารอิเล็กทรอนิกส์แบบเรียลไทม์ (Electronic Document Exchange: EDE) สำหรับโรงพยาบาลอ่างทอง โดยระบบได้รับการออกแบบให้รองรับการบริหารจัดการเอกสารตั้งแต่การลงทะเบียนเอกสาร การสร้าง QR Code การติดตามสถานะเอกสารแบบเรียลไทม์ผ่าน LINE LIFF การบันทึกประวัติการดำเนินงาน (Audit Trail) ตลอดจนการกำหนดสิทธิ์การใช้งานของผู้ใช้แต่ละระดับ เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพในการบริหารจัดการเอกสารและอำนวยความสะดวกในการติดตามสถานะเอกสารภายในองค์กร ภาพรวมของหน้าจอระบบที่พัฒนาขึ้นแสดงดังภาพที่ 4



ภาพที่ 4 ภาพรวมหน้าจอระบบบริหารจัดการและติดตามสถานะเอกสารอิเล็กทรอนิกส์ (EDE System)

จากภาพที่ 4 ระบบประกอบด้วยหน้าจอการทำงานหลัก ได้แก่ 1) หน้าเข้าสู่ระบบ (Login) สำหรับตรวจสอบสิทธิ์ผู้ใช้งาน 2) หน้าแดชบอร์ด (Dashboard) สำหรับแสดงข้อมูลสรุปและสถานะของเอกสาร 3) หน้าลงทะเบียนเอกสารและสร้าง QR Code 4) หน้าติดตามสถานะเอกสาร 5) หน้ารายละเอียดและประวัติการดำเนินงาน (Audit Trail) 6) หน้ารายงานและสถิติ และ 7) หน้าการใช้งานผ่าน LINE LIFF สำหรับตรวจสอบสถานะเอกสารผ่านอุปกรณ์เคลื่อนที่ ซึ่งแต่ละส่วนเชื่อมโยงข้อมูลจากฐานข้อมูลกลาง ทำให้สามารถติดตามสถานะเอกสารได้แบบเรียลไทม์และตรวจสอบข้อมูลย้อนหลังได้อย่างมีประสิทธิภาพ

5.2 ผลการประเมินประสิทธิภาพของระบบโดยผู้เชี่ยวชาญ

ก่อนนำระบบไปทดลองใช้งานจริง ผู้วิจัยได้ดำเนินการประเมินประสิทธิภาพของระบบโดยผู้เชี่ยวชาญด้านเทคโนโลยีสารสนเทศ จำนวน 3 คน ซึ่งเป็นผู้มีความรู้และประสบการณ์ด้านการพัฒนา การบริหารจัดการ หรือการดูแลระบบสารสนเทศ เพื่อประเมินความเหมาะสมของระบบในด้านการออกแบบ ความถูกต้องของการทำงาน ความครบถ้วนของฟังก์ชันการทำงาน ความสะดวกในการใช้งาน ประสิทธิภาพของการติดตามสถานะเอกสารแบบเรียลไทม์ ความปลอดภัยของข้อมูล และความเหมาะสมในการนำระบบไปประยุกต์ใช้งานจริง โดยผลการประเมินประสิทธิภาพของระบบแสดงดังตารางที่ 1

ตารางที่ 1 ผลการประเมินประสิทธิภาพของระบบโดยผู้เชี่ยวชาญด้านเทคโนโลยีสารสนเทศ

รายการประเมิน	ค่าเฉลี่ย ($\bar{x}$)	S.D.	ระดับความคิดเห็น
1. ความเหมาะสมของการออกแบบระบบ	4.67	0.58	มากที่สุด
2. ความถูกต้องของการทำงานของระบบ	4.33	0.58	มาก
3. ความครบถ้วนของฟังก์ชันการทำงาน	4.33	0.58	มาก
4. ความสะดวกในการใช้งานระบบ	4.33	0.58	มาก
5. ประสิทธิภาพในการติดตามสถานะเอกสารแบบเรียลไทม์	4.67	0.58	มากที่สุด
6. ความเหมาะสมของการใช้ QR Code และ LINE LIFF	4.67	0.58	มากที่สุด
7. ความปลอดภัยของข้อมูลและการกำหนดสิทธิ์ผู้ใช้งาน	4.00	0.00	มาก
8. ความเหมาะสมในการนำระบบไปใช้งานจริง	4.75	0.50	มากที่สุด
รวม	4.47	0.49	มาก

จากตารางที่ 1 ผลการประเมินประสิทธิภาพของระบบโดยผู้เชี่ยวชาญด้านเทคโนโลยีสารสนเทศ จำนวน 3 คน พบว่า ผู้เชี่ยวชาญมีความคิดเห็นต่อระบบโดยรวมอยู่ในระดับมาก ($\bar{x} = 4.47$, S.D. = 0.49) เมื่อพิจารณาเป็นรายด้าน พบว่า ความเหมาะสมในการนำระบบไปใช้งานจริงมีค่าเฉลี่ยสูงที่สุด ($\bar{x} = 4.75$, S.D. = 0.50) รองลงมา ได้แก่ ความเหมาะสมของการออกแบบระบบ ประสิทธิภาพในการติดตามสถานะเอกสารแบบเรียลไทม์ และความเหมาะสมของการใช้เทคโนโลยี QR Code และ LINE LIFF ($\bar{x} = 4.67$, S.D. = 0.58) ส่วนความถูกต้องของการทำงานของระบบ ความครบถ้วนของฟังก์ชันการทำงาน และความสะดวกในการใช้งานระบบ มีค่าเฉลี่ยเท่ากัน ($\bar{x} = 4.33$, S.D. = 0.58) ขณะที่ด้านความปลอดภัยของข้อมูลและการกำหนดสิทธิ์ผู้ใช้งานมีค่าเฉลี่ย 4.00 (S.D. = 0.00) ซึ่งยังอยู่ในระดับมาก แสดงให้เห็นว่าผู้เชี่ยวชาญเห็นว่าระบบที่พัฒนาขึ้นมีความเหมาะสม สามารถนำไปประยุกต์ใช้งานได้จริง และยังมีโอกาสพัฒนาด้านความปลอดภัยของระบบเพิ่มเติมในอนาคต

5.3 ผลการประเมินประสิทธิภาพของระบบโดยผู้ใช้งาน

การวิจัยครั้งนี้ ผู้วิจัยได้ดำเนินการเก็บรวบรวมข้อมูลจากกลุ่มตัวอย่างผู้ใช้งานระบบจำนวน 30 คน เพื่อนำมาวิเคราะห์ข้อมูลทั่วไปของผู้ตอบแบบสอบถาม และประเมินประสิทธิภาพของระบบ EDE สำหรับลงทะเบียนและติดตามสถานะเอกสารอิเล็กทรอนิกส์โดยผลการวิเคราะห์ข้อมูลทั่วไปของผู้ตอบแบบสอบถามแสดงดังตารางที่ 2

ตารางที่ 2 ข้อมูลทั่วไปของผู้ตอบแบบสอบถาม

รายการ	จำนวน (คน)	ร้อยละ
เพศชาย	12	40.00
เพศหญิง	18	60.00
รวม	30	100.00

จากตารางที่ 2 พบว่า ผู้ตอบแบบสอบถามส่วนใหญ่เป็นเพศหญิง จำนวน 18 คน คิดเป็นร้อยละ 60.00 รองลงมา เป็นเพศชาย จำนวน 12 คน คิดเป็นร้อยละ 40.00 ของกลุ่มตัวอย่างทั้งหมด

ผู้วิจัยได้ดำเนินการวิเคราะห์ผลการประเมินประสิทธิภาพของระบบ EDE จากความคิดเห็นของผู้ใช้งานระบบ โดยแบ่งการประเมินออกเป็น 4 ด้าน ได้แก่ ด้านการออกแบบระบบ ด้านการใช้งานระบบ ด้านการติดตามสถานะเอกสาร และด้านความปลอดภัยของระบบ ดังแสดงในตารางที่ 3

ตารางที่ 3 ผลการประเมินประสิทธิภาพของระบบ EDE

ด้านการประเมิน	ค่าเฉลี่ย ($\bar{x}$)	S.D.	ระดับความคิดเห็น
ด้านการออกแบบระบบ	4.32	0.41	มาก
ด้านการใช้งานระบบ	4.45	0.36	มาก
ด้านการติดตามสถานะเอกสาร	4.65	0.29	มากที่สุด
ด้านความปลอดภัยของระบบ	4.21	0.35	มาก
รวม	4.41	0.35	มาก

จากตารางที่ 3 ผลการประเมินประสิทธิภาพของระบบโดยผู้ใช้งานระบบจำนวน 30 คน พบว่า ผู้ใช้งานระบบมีความคิดเห็นต่อระบบโดยรวมอยู่ในระดับมาก ($\bar{x} = 4.41$, S.D. = 0.35) โดยเฉพาะด้านการติดตามสถานะเอกสารที่มีค่าเฉลี่ยสูงสุด ($\bar{x} = 4.65$) สะท้อนให้เห็นว่าระบบสามารถตอบสนองต่อความต้องการของผู้ใช้งานในบริบทจริงได้อย่างมีประสิทธิภาพ ผลการวิจัยดังกล่าวสามารถอธิบายได้ว่า การนำเทคโนโลยี QR Code มาประยุกต์ใช้ร่วมกับระบบติดตามเอกสาร ช่วยให้ผู้ใช้งานสามารถเข้าถึงข้อมูลและตรวจสอบสถานะเอกสารได้อย่างรวดเร็วและแม่นยำ ซึ่งสอดคล้องกับแนวคิดของระบบจัดการเอกสารอิเล็กทรอนิกส์ (Electronic Document Management System: EDMS) ที่มุ่งเน้นการเพิ่มประสิทธิภาพในการจัดเก็บ ค้นหา และติดตามเอกสารในรูปแบบดิจิทัล (Alalwan et al., 2020)

นอกจากนี้ การพัฒนาระบบให้สามารถใช้งานผ่านแพลตฟอร์ม LINE LIFF ยังช่วยเพิ่มความสะดวกในการเข้าถึงระบบ เนื่องจากเป็นแพลตฟอร์มที่ผู้ใช้งานคุ้นเคย ส่งผลให้การยอมรับเทคโนโลยีของผู้ใช้งานเพิ่มขึ้น ซึ่งสอดคล้องกับแนวคิดการยอมรับเทคโนโลยี (Technology Acceptance Model: TAM) ที่ระบุว่าความง่ายในการใช้งานและการรับรู้ถึงประโยชน์ของระบบมีผลต่อการยอมรับและการใช้งานจริงของผู้ใช้ (Davis, 1989; Venkatesh & Davis, 2000)

ผลการประเมินด้านการใช้งานและการออกแบบระบบอยู่ในระดับมาก แสดงให้เห็นว่าการออกแบบส่วนติดต่อผู้ใช้งาน (User Interface) ที่เหมาะสมมีผลต่อประสิทธิภาพการใช้งานของผู้ใช้ ซึ่งสอดคล้องกับงานวิจัยที่พบว่าการออกแบบระบบที่ใช้งานง่าย (Usability) เป็นปัจจัยสำคัญที่ส่งผลต่อประสิทธิภาพของระบบสารสนเทศ (Nielsen, 1993) ในด้านความปลอดภัยของระบบ แม้ว่าจะมีค่าเฉลี่ยอยู่ในระดับมาก แต่ยังต่ำกว่าด้านอื่นเล็กน้อย อาจเนื่องมาจากผู้ใช้งานยังมีความกังวลเกี่ยวกับการจัดเก็บข้อมูลในระบบดิจิทัล ซึ่งสอดคล้องกับงานวิจัยที่ระบุว่าปัจจัยด้านความปลอดภัยและความเป็นส่วนตัวของข้อมูลมีผลต่อความเชื่อมั่นในการใช้งานระบบสารสนเทศ (Bélanger & Crossler, 2011) ที่สำคัญ การประเมินผลจากกลุ่มผู้ใช้งานจริงจำนวน 30 คน ช่วยให้ผลการวิจัยสะท้อนถึงการใช้งานในสถานการณ์จริงมากขึ้น และเพิ่มความน่าเชื่อถือของผลการวิจัย เมื่อเปรียบเทียบกับผลการประเมินเฉพาะผู้เชี่ยวชาญเพียงอย่างเดียว ซึ่งสอดคล้องกับแนวทางการวิจัยเชิงประยุกต์ที่เน้นการทดสอบระบบในบริบทจริง (Hevner et al., 2004)

6. สรุปผลการวิจัย

การวิจัยครั้งนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อ (1) พัฒนาระบบบริหารจัดการและติดตามสถานะเอกสารอิเล็กทรอนิกส์แบบเรียลไทม์ โดยประยุกต์ใช้เทคโนโลยี QR Code และ LINE LIFF สำหรับโรงพยาบาลอ่างทอง (2) ประเมินประสิทธิภาพของระบบโดยผู้เชี่ยวชาญด้านเทคโนโลยีสารสนเทศ และ (3) ประเมินประสิทธิภาพการใช้งานของระบบจากผู้ใช้งานจริง โดยใช้

แนวคิควงจรการพัฒนากระบวน (System Development Life Cycle: SDLC) เป็นกรอบในการวิเคราะห์ ออกแบบ พัฒนา ทดสอบ และนำระบบไปใช้งานจริง

ผลการวิจัยพบว่า ระบบที่พัฒนาขึ้นสามารถรองรับการลงทะเบียนเอกสาร การสร้าง QR Code การบันทึกประวัติการดำเนินงาน (Audit Trail) และการติดตามสถานะเอกสารแบบเรียลไทม์ผ่าน LINE LIFF ได้อย่างมีประสิทธิภาพ โดยระบบได้รับการทดลองใช้งานจริงเป็นระยะเวลา 1 เดือน ภายในแผนกเทคโนโลยีสารสนเทศและการสื่อสาร (ICT) ของโรงพยาบาลอ่างทอง ซึ่งสามารถรองรับการใช้งานได้อย่างต่อเนื่อง และช่วยให้ผู้ใช้งานสามารถตรวจสอบสถานะของเอกสารได้สะดวก รวดเร็ว และลดขั้นตอนการติดตามเอกสารด้วยวิธีการเดิม

ผลการประเมินโดยผู้เชี่ยวชาญด้านเทคโนโลยีสารสนเทศ จำนวน 3 คน พบว่า ระบบมีประสิทธิภาพโดยรวมอยู่ในระดับมาก ($\bar{x} = 4.47$, S.D. = 0.49) โดยผู้เชี่ยวชาญเห็นว่าระบบมีความเหมาะสมทั้งในด้านการออกแบบระบบ ความครบถ้วนของฟังก์ชันการทำงาน การประยุกต์ใช้เทคโนโลยี QR Code และ LINE LIFF รวมถึงมีความเหมาะสมในการนำไปใช้งานจริงภายในองค์กร

ผลการประเมินจากผู้ใช้งานจริง จำนวน 30 คน พบว่า ประสิทธิภาพของระบบโดยรวมอยู่ในระดับมาก ($\bar{x} = 4.41$, S.D. = 0.35) โดยด้านการติดตามสถานะเอกสารมีค่าเฉลี่ยสูงสุด รองลงมา ได้แก่ ด้านการใช้งานระบบ ด้านการออกแบบระบบ และด้านความปลอดภัยของระบบ ตามลำดับ สะท้อนให้เห็นว่าระบบสามารถตอบสนองความต้องการของผู้ใช้งาน และสนับสนุนการบริหารจัดการเอกสารภายในองค์กรได้อย่างเหมาะสม

โดยสรุป ระบบบริหารจัดการและติดตามสถานะเอกสารอิเล็กทรอนิกส์แบบเรียลไทม์ที่พัฒนาขึ้นสามารถประยุกต์ใช้ในการบริหารจัดการเอกสารของโรงพยาบาลอ่างทองได้อย่างมีประสิทธิภาพ ช่วยเพิ่มความสะดวกในการตรวจสอบสถานะเอกสาร เพิ่มความโปร่งใสในการดำเนินงาน สนับสนุนการตรวจสอบย้อนหลัง และช่วยลดความเสี่ยงจากการติดตามเอกสารด้วยวิธีการแบบเดิม นอกจากนี้ ระบบยังสามารถประยุกต์ใช้กับหน่วยงานภาครัฐหรือองค์กรที่มีลักษณะการดำเนินงานด้านเอกสารในลักษณะเดียวกันได้ โดยในอนาคตสามารถพัฒนาต่อยอดให้รองรับการแจ้งเตือนอัตโนมัติ การใช้ลายมือชื่อดิจิทัล (Digital Signature) และการเชื่อมโยงกับระบบสารสนเทศอื่นขององค์กร เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพในการบริหารจัดการเอกสารดิจิทัลให้ดียิ่งขึ้น

7. กิตติกรรมประกาศ

งานวิจัยฉบับนี้สำเร็จลุล่วงได้ด้วยความรู้และความอนุเคราะห์จากหลายฝ่าย ผู้วิจัยขอขอบพระคุณคณะบริหารธุรกิจและเทคโนโลยีสารสนเทศ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลสุวรรณภูมิ ที่ให้การสนับสนุนด้านวิชาการและอำนวยความสะดวกในการดำเนินงานวิจัย

ขอขอบพระคุณโรงพยาบาลอ่างทองที่ให้ความร่วมมือในการเก็บรวบรวมข้อมูล การทดลองใช้งานระบบ และให้ข้อเสนอแนะที่เป็นประโยชน์ต่อการพัฒนาระบบ EDE สำหรับลงทะเบียนและติดตามสถานะเอกสารอิเล็กทรอนิกส์

นอกจากนี้ ผู้วิจัยขอขอบพระคุณผู้เชี่ยวชาญและผู้ตอบแบบสอบถามทุกท่านที่สละเวลาในการประเมินระบบและให้ข้อคิดเห็นอันเป็นประโยชน์ ซึ่งมีส่วนสำคัญทำให้งานวิจัยครั้งนี้สำเร็จสมบูรณ์ด้วยดี

8. เอกสารอ้างอิง

ณัฐดนัย เนียมทอง. (2561). QR Code ตัวอย่างความสำเร็จของเทคโนโลยี. [ออนไลน์]. เข้าถึงได้จาก: <https://www.scimath.org/article-technology/item/7854-qr-code>

ไตรสิทธิ์ ชื่นปิติกุล. (2567). การพัฒนาเว็บแอปพลิเคชันสำหรับติดตามเอกสาร ณ ศูนย์บริการผลิตภัณฑ์สุขภาพ เบ็ดเสร็จในสำนักงานสาธารณสุขจังหวัดนครปฐม. [ออนไลน์]. เข้าถึงได้จาก: <https://so05.tci-thaijo.org/index.php/pimjournal/article/view/65661>

นรากร พลหาญ. (2568). การพัฒนาเว็บแอปพลิเคชันสำหรับการกำกับติดตามหนังสือราชการด้วยระบบบาร์โค้ด. [ออนไลน์]. เข้าถึงได้จาก: <https://so03.tci-thaijo.org/index.php/oarit/article/view/295704>

สำนักงานพัฒนารัฐบาลดิจิทัล (องค์การมหาชน). (2566). แผนพัฒนารัฐบาลดิจิทัลของประเทศไทย. [ออนไลน์]. เข้าถึงได้จาก: <https://www.dga.or.th>

หนึ่งฤทัย เทพสิงห์. (2564). ระบบติดตามเอกสารการคุมงบประมาณและแจ้งเตือนวันยืมเงินทรองจ่ายคณะ วิทยาศาสตร์ การแพทย์ มหาวิทยาลัยพะเยา. [ออนไลน์]. เข้าถึงได้จาก: <https://so15.tci-thaijo.org/index.php/JOIC/article/view/242>

อภิชัย อังศุภธร. (2564). การพัฒนาระบบการรับฝากพัสดุของพนักงานต้อนรับส่วนหน้าด้วย QR-Code. [ออนไลน์]. เข้าถึงได้จาก: <https://e-research.siam.edu/kb/the-development-of-temporary-deposit-services/>

อุไรวรรณ อินทร์เหยม. (2565). การเพิ่มประสิทธิภาพการติดตามเอกสารด้วยเทคโนโลยีเว็บ. [ออนไลน์]. เข้าถึงได้จาก : <https://ph01.tci-thaijo.org/index.php/rmutt-journal/article/view/240382>

Alalwan, A. A., Dwivedi, Y. K., Rana, N. P., & Williams, M. D. (2020). Examining factors influencing Jordanian customers' intentions and adoption of internet banking: Extending UTAUT2 with risk. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 40, 125–138.

Antonio Jr. Luib Piloton. (2023). Development of Records Tracking Management System with QR Code. [ออนไลน์]. เข้าถึงได้จาก: https://www.researchgate.net/publication/373248024_Development_of_Records_Tracking_Management_System_with_QR_Code

Artem Gurnov. (2024). What is a Gantt chart in project management?. [ออนไลน์]. เข้าถึงได้จาก: <https://www.wrike.com/project-management-guide/faq/what-is-a-gantt-chart-in-project-management/>

Bélanger, F., & Crossler, R. E. (2011). Privacy in the digital age: A review of information privacy research. *MIS Quarterly*, 35(4), 1017–1042.

Cecilia Lane. (2568). รายชื่อซอฟต์แวร์ EDMS ที่ดีที่สุดสำหรับองค์กรในปี 2025 เปรียบเทียบโซลูชันชั้นนำ. [ออนไลน์]. เข้าถึงได้จาก: https://www.larksuite.com/th_th/blog/edms-software-list

Davis, F. D. (1989). Perceived usefulness, perceived ease of use, and user acceptance of information technology. *MIS Quarterly*, 13(3), 319–340.

Dawid Patko. (2025). PHP development explained: Everything you need to know in 2026. [ออนไลน์]. เข้าถึงได้จาก: <https://www.fingoweb.com/blog/php-development-explained-everything-you-need-to-know-in-2026/>

Hevner, A. R., March, S. T., Park, J., & Ram, S. (2004). Design science in information systems research. *MIS Quarterly*, 28(1), 75–105.

Jirawatee. (2564). QR Code Reader ใน LIFF พื้นคินชีพแล้วในชื่อ liff.scanCodeV2() คืออะไร?. [ออนไลน์]. เข้าถึงได้จาก: <https://www.iplandigital.co.th/ecommerce/what-is-line-liff/>

Nielsen, J. (1993). *Usability engineering*. Academic Press.

OECD. (2020). The OECD Digital Government Policy Framework: Six dimensions of a Digital Government. OECD Publishing.

Rawipol Wajanavisit. (2567). เข้าวงการ Tech ไม่ใช่เรื่องยาก! เพียงเข้าใจ SDLC หรือ Software Development Life Cycle. [ออนไลน์]. เข้าถึงได้จาก: <https://blog.skoldio.com/sdlc-software-development-life-cycle-101/>

Safesiri. (2561). Likert Scale คืออะไร? (มาตรวัดของลิเคิร์ท). [ออนไลน์]. เข้าถึงได้จาก: <https://greedisgoods.com/likert-scale-คือ/>

Toshendra Sharma. (2024). Document Tracking System Software: Full Overview. [ออนไลน์]. เข้าถึงได้จาก: <https://www.recordskeeper.ai/document-tracking-system-software/>

Venkatesh, V., & Davis, F. D. (2000). A theoretical extension of the technology acceptance model. *Management Science*, 46(2), 186–204.

Worapong Nijjarunkul. (2567). Xampp คืออะไร การติดตั้งและใช้งาน 2025. [ออนไลน์]. เข้าถึงได้จาก: <https://themevilles.com/what-is-xampp/>

zixzax. (2565). PhpMyAdmin คืออะไร?. [ออนไลน์]. เข้าถึงได้จาก: <https://zixzax69.com/database/what-is-phpmyadmin/>

From IoT to the Internet of Behaviors (IoB): A Systematic Review of AIoT-Driven Smart Nudging in Precision Health and Sustainability

Nuth Otanasap¹

¹ Management of Digital Technology Innovation Program, Faculty of Business Administration, Southeast Asia University 19/1 Petchkasem Road, Nongkhangphlu, Nonghkaem, Bangkok 10160, Thailand

Article Info

Article history:

Received June 25, 2026

Revised July 1, 2026

Accepted July 9, 2026

Keywords:

Internet of Behaviors (IoB)
Digital Nudging
Artificial Intelligence of Things (AIoT)
Precision Health
Environmental Sustainability
Choice Architecture
Just-In-Time Adaptive Interventions (JITAI)
Hypernudging
System 0
Technology Acceptance Model (TAM)

ABSTRACT

The rapid proliferation of the Internet of Things (IoT) and artificial intelligence (AI) has driven a fundamental transition toward the Internet of Behaviors (IoB), shifting passive data collection toward proactive, personalized behavioral interventions. This systematic literature review thoroughly analyzes empirical studies on AIoT-driven smart nudging, with particular emphasis on its revolutionary applications in precision public health and environmental sustainability. In accordance with PRISMA guidelines, a concept-centric framework analysis was used to systematically combine existing literature throughout application domains, underlying AI models, and specific behavioral nudge patterns. This review proposes a "Perception-Cognition-Decision" closed-loop architecture that merges the Technology Acceptance Model (TAM) with Nudge Theory to confront the persistent intention-behavior gap. Thematic findings show the clinical and environmental efficacy of Just-In-Time Adaptive Interventions (JITAI) in chronic disease management and caregiver support, as well as the effectiveness of macro- and micro-level eco-nudging strategies implemented in smart cities, commercial spaces, and online retail platforms to promote green consumerism. Nevertheless, the unprecedented capabilities of the IoB introduce substantial ethical vulnerabilities. This examination systematically analyzes the negative implications of algorithmic hypernudging and manipulative "sludge," and proposes advanced privacy-preserving countermeasures, including federated learning, on-device contextual bandits, and the deployment of AIoT as a pre-conscious "System 0" cognitive firewall to defend user self-governance and agency. Ultimately, this review advocates integrating rigorous net-impact accounting (Energy ROI) and highlights the need for longitudinal validation. Nonetheless, several major limitations should be noted. Many empirical studies in the field rely on short-term intervention periods, which restricts the ability to assess durable habit formation and long-lasting effects. Additionally, there is often a lack of geographic and demographic diversity in study samples, which likely introduces bias and limits the generalizability of findings. By explicitly acknowledging these research constraints, this review clarifies the scope of the evidence and highlights opportunities for future research. The review concludes that future AIoT choice architectures must balance algorithmic efficacy with moral transparency, privacy, and user-centered design to sustainably empower society.

Corresponding Author:

Nuth Otanasap
Management of Digital Technology Innovation Program,
Faculty of Business Administration, Southeast Asia University
19/1 Petchkasem Road, Nongkhangphlu, Nonghkaem, Bangkok 10160, Thailand
Email: nuto@sau.ac.th

1. INTRODUCTION

1.1 Background & Motivation: From IoT to the Internet of Behaviors (IoB)

The proliferation of the Internet of Things (IoT) has fundamentally transformed modern society by connecting tens of billions of physical objects, devices, and sensors to global networks [1]. These linked technologies continuously collect massive volumes of personal and environmental data across almost all aspects of everyday life, creating unprecedented levels of data awareness [1]. However, traditional IoT

frameworks primarily focus on mechanical data acquisition and rule-based automation, lacking the inherent capability to comprehend the psychological reasons behind how and why humans utilize this data [1]. To completely realize the potential of these digital frameworks, there is an essential need to bridge the "information-to-wisdom gap," moving beyond passive sensing to actively comprehend and forecast human actions [1].

This constraint has driven an evolutionary paradigm shift from the Internet of Things (IoT) to the Internet of Behaviors (IoB) [1], [2]. The IoB is defined as an expansive ecosystem that blends technical infrastructure, cutting-edge data analytics, edge computing, and behavioral science [1]. By extending IoT connectivity to encompass human actions, the IoB transforms our previously binary physical and digital domains into a "ternary space" that smoothly bridges the physical, cyber, and human dimensions [1]. Through the lens of behavioral psychology, the IoB aggregates and interprets user-controlled data and digital footprints harvested from IoT sensors and web platforms, analyzing habits and inclinations to understand behavioral intentions [1], [2].

The ultimate goal of the IoB paradigm is to leverage this in-depth understanding to predictably alter, guide, or affect human behavior [1]. Using prescriptive analytics, machine learning, and behavioral economics, IoB systems do not simply collect data; they dynamically shape decision-making via live feedback, personalized nudges, and automated adjustments designed to individual users' contexts [2], [3]. Consequently, understanding this transition from passive IoT monitoring to proactive, AIoT-driven IoB interventions is highly motivated by the need to explore how digital choice architectures can be ethically harnessed to close the intention-behavior gap in critical areas such as precision public health and environmental sustainability.

1.2 Theoretical Foundations: The Evolution of Choice Architecture

To fully understand the potential of the Internet of Behaviors (IoB) in promoting precision health and sustainability, it is necessary to trace the theoretical evolution of choice architecture. Human choice-making is rarely perfectly rational; it is constrained by bounded rationality and relies heavily on heuristics and cognitive biases [4]. Because individuals often default to intuitive, automatic processing (System 1 thinking) rather than deliberate, analytical reasoning (System 2 thinking), the environment in which decisions are presented—the "choice architecture"—profoundly shapes human behavior [5]. Despite these mental limitations, the concept of nudging has evolved through three distinct phases: traditional nudging, digital nudging, and the convergence of smart nudging and hypernudging.

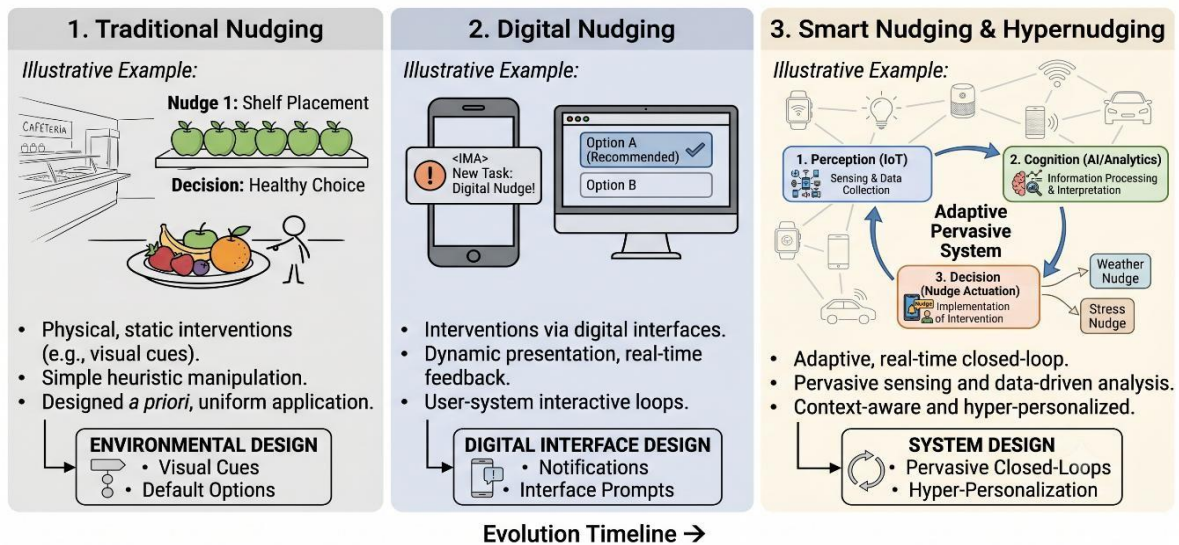


Figure 1. The Evolution of Choice Architecture

Traditional Nudging: The basic concept of traditional nudging was popularized by Thaler and Sunstein (2008) [5], who defined a cue as "any aspect of the choice architecture that alters people's behavior in a predictable way without forbidding any options or significantly changing their economic incentives". Rooted in behavioral economics and libertarian paternalism, traditional nudging asserts that measures must be easy to avoid and non-coercive. For example, placing healthy foods such as fruits at eye level in a cafeteria is a nudge, whereas banning junk food is a mandate. By modifying the physical decision environment—such as simplifying information, using default options, or exploiting social norms—choice architects can carefully

steer individuals toward decisions that improve their health, wealth, and general well-being without restricting their fundamental freedom of choice.

Digital Nudging: As human activity increasingly shifted toward internet platforms and digital devices, the principles of choice architecture were adapted to screen-based environments. Weinmann, Schneider, and vom Brocke (2016) [6] defined digital nudging as "the use of user-interface design elements to guide people's choices or influence users' inputs in online decision environments". In digital choice architectures, designers utilize specific user interface (UI) elements—such as pre-selected default checkboxes, strategically placed warnings, or visual friction—to shape the decision-making process. Despite being effective in applications ranging from e-commerce to privacy settings, early digital nudges were largely static and operated on a "one-size-fits-all" basis. They were typically disconnected from the user's immediate physical context and applied equally across broad populations, ignoring individual idiosyncrasies and real-time behavioral variations.

Smart Nudging & Hypernudging: The combination of Artificial Intelligence (AI), the Internet of Things (IoT), and big data analytics has catalyzed the shift toward dynamic, highly customized interventions, resulting in the emergence of "smart nudging" and "hypernudging." Smart nudging is defined as "digital nudging, where the guidance of user behavior is customized to be relevant to the current situation of each individual user" [7]. Unlike static digital nudges, smart nudges rely on continuous multimodal data collection from wearables, environmental sensors, and mobile devices to understand a user's context in real time (e.g., location, time of day, physical activity levels, and physiological state). Using AI and machine learning, intelligent systems can filter out "impossible" or "unlikely" interventions and dynamically present the most relevant, context-aware suggestions, significantly raising the likelihood of behavioral compliance.

Taking this tailoring a step further, Yeung (2017) [8] introduced the concept of the "hypernudge," characterizing it as an algorithm-driven mode of regulation by design. Hypernudges utilize predictive analytics, continuous big data streams, and machine learning to dynamically and constantly update the choice architecture based on individual behavioral histories and real-time feedback loops. This ability enables the delivery of interventions at the precise moment of consumer vulnerability or receptivity. While these AI-augmented nudges carry great potential for value co-creation and facilitating sustainable or healthy habits [9], their extreme personalization and potential opacity raise serious moral questions regarding human autonomy, manipulation, and the preservation of an individual's sense of agency in the IoB era.

1.3 The Problem Statement: Bridging the Intention-Behavior Gap

Despite rising societal awareness of individual health and environmental conservation, people consistently struggle to align their daily actions with their broader goals. This phenomenon is widely recognized in behavioral science as the "intention-behavior gap" or "action gap," representing the structural disconnect between high cognitive intent and actual behavioral execution. In the context of sustainability, consumers frequently report strong pro-environmental intentions, yet they fail to translate these desires into actual green purchasing or energy-saving conduct due to convenience, ingrained habits, and price barriers. Similarly, in precision health, individuals may cognitively understand the benefits of healthy lifestyle choices—often driven by goals such as elevated educational or occupational performance—but remain entrenched in unhealthy patterns due to environmental friction and a lack of immediate reinforcement.

Traditional intervention methods have largely relied on the "Information Deficit Model," assuming that simply providing users with educational information will automatically result in behavior change. However, this approach is fundamentally flawed because it ignores the complications of people's decision-making and environmental latency. When individuals make choices, the long-term biological or environmental consequences of their actions remain invisible, whereas the instant gratification of an unhealthy or unviable choice is immediate. Furthermore, abstract and lagged feedback—such as receiving a utility bill a week after consuming energy—prevents users from making a cognitive connection between their daily routines and the resulting impact, thereby failing to prompt proactive behavioral adjustments. Consequently, strong habits and automatic routines tend to override conscious intentions, rendering static information and generic training campaigns insufficient for encouraging sustained change.

The emergence of the Artificial Intelligence of Things (AIoT) and the Internet of Behaviors (IoB) provides a catalytic mechanism to bridge this persistent action gap. Through integrating connected sensors, enabling instantaneous data analytics, and applying machine learning, AIoT systems replace static information with dynamic, context-aware feedback loops. In this ecosystem, AI-driven digital nudges—such as customized recommendations, social comparisons, and real-time consumption alerts—are delivered at the exact moment of decision-making to decrease cognitive demand and simplify the choice architecture. This electronic mediation serves as a form of "prosthetic willpower," effectively lowering the activation energy for making an affirmative choice by translating invisible, long-term consequences into immediate, visible digital signals. By automating real-time behavioral verification and providing instant, gamified, or highly bespoke feedback, AIoT

interventions bypass the constraints of human limited rationality and encourage "pragmatic sustainability," in which healthy and eco-friendly actions become the most convenient and intuitive options in a user's daily life.

1.4 Research Questions (RQs)

To systematically investigate the major shift from the Internet of Things (IoT) to the Internet of Behaviors (IoB) and its application regarding closing the intention-behavior gap, this review is guided by a structured set of research questions. As the literature increasingly demonstrates, the effectiveness of AIoT-driven interventions depends not only on their technological sophistication but also on their behavioral alignment and moral governance [10]. Therefore, following the Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses (PRISMA) framework, the following research questions (RQs) have been formulated to capture the technological, behavioral, and normative dimensions of smart nudging:

RQ1: How are Artificial Intelligence (AI) and IoT architectures integrated to deliver context-aware smart nudges?

While traditional digital nudges are static, the IoB relies on dynamic data integration to function effectively. This question explores the technical mechanisms—such as the "Perception-Cognition-Decision" closed-loop model—used to aggregate multimodal sensor data and translate it into real-time, customized interventions [7], [9]. It examines the particular role of machine learning models (e.g., Contextual Bandits, Large Language Models) and edge computing in facilitating the adaptive timing and framing of nudges.

RQ2: How effectively do AIoT-driven smart nudges bridge the intention-behavior gap to promote precision public health and environmental sustainability?

Despite high cognitive intent among individuals to adopt healthy or eco-friendly habits, environmental latency often obstructs the actual execution of behavior [11]. This question intends to evaluate the empirical effectiveness of smart nudging interventions throughout multiple applications—such as energy conservation in commercial spaces, green e-commerce, and instant health monitoring—to determine which nudge patterns (e.g., social proof, default options, gamified feedback) successfully translate conscious intentions into sustained behavioral change [10].

RQ3: What are the ethical consequences of algorithmic hypernudging, and how can emerging frameworks defend user self-governance and privacy?

The continuous, algorithmic optimization of choice architectures, known as hypernudging, introduces unprecedented risks of manipulation, surveillance, and the erosion of human agency [8]. Because AI systems can exploit cognitive vulnerabilities by detecting users' exact moments of susceptibility, this question analyzes the dark side of the IoB [12]. Furthermore, it evaluates proposed technology-based safeguards—such as privacy-preserving on-device learning, user-taught preferences, and "Health Behavioral Security" (System 0) firewalls—that aim to establish an ethical-efficacy frontier in which digital approaches improve well-being without compromising cognitive liberty [12], [13].

Through responding to these research questions, this review intends to synthesize the fragmented, interdisciplinary literature into a consolidated understanding of how AIoT technologies can be responsibly deployed as behavioral choice architectures. Importantly, the synthesized findings also offer concrete implications for concrete applications. Authorities can leverage this information to develop moral guidelines and regulatory systems that ensure AIoT-mediated behavioral interventions safeguard autonomy and privacy. System designers and engineers can use the identified thematic patterns to create more effective, user-centric platforms that steadiness personalization with transparency, while practitioners in the public health and environmental sectors can adopt these research-backed strategies to implement focused interventions that bridge the intention-behavior gap in practice. By presenting these applied pathways, this review enables stakeholders to translate conceptual insights into implementable solutions that address tangible societal challenges.

2. METHODOLOGY

2.1 Search Strategy

To ensure a rigorous, transparent, and replicable synthesis of the literature, this systematic review was conducted in adherence to the Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses (PRISMA) guidelines. Following established recommendations for structured literature reviews in information systems and behavioral sciences, a comprehensive search strategy was designed to identify the empirical intersection of artificial intelligence, networked devices, and choice architecture. Because the transition from

the Internet of Things (IoT) to the Internet of Behaviors (IoB) spans multiple disciplines—ranging from computer science and engineering to psychology and behavioral economics—a multidisciplinary approach to data collection was required.

Consequently, an exhaustive literature search was executed across several premier academic databases known for their extensive coverage of these intersecting fields. The primary databases used were Scopus, Web of Science, and IEEE Xplore, supplemented by searches in the ACM Digital Library and EBSCOHost to capture highly specific human-computer interaction (HCI) and behavioral studies. The search strategy was operationalized by applying specific Boolean operators to combine core conceptual keywords related to the technological infrastructure, the behavioral intervention mechanism, and the targeted application domains. To capture the full spectrum of relevant literature, the primary search string was constructed as follows:

("Internet of Things" OR "IoT" OR "Internet of Behaviors" OR "IoB" OR "Wearables" OR "Smart Environments") AND ("Artificial Intelligence" OR "AI" OR "Machine Learning" OR "Deep Learning") AND ("Nudge Theory" OR "Smart Nudging" OR "Digital Nudging" OR "Hypernudge" OR "Choice Architecture") AND ("Sustainability" OR "Energy Conservation" OR "Health" OR "Precision Health")

This combination ensured that the search retrieved literature focused specifically on the technological mediation of behavior. To maintain quality control and focus on the most recent, state-of-the-art technological developments, the search was restricted to peer-reviewed journal articles and conference proceedings published in English over the last decade. Purely theoretical papers lacking an empirical AIoT implementation or technical papers that did not explicitly measure behavioral outcomes were subsequently filtered out during the screening phases.

2.2 Inclusion and Exclusion Criteria

To maintain a rigorous and highly targeted focus on the intersection of technological mediation and behavioral science, specific inclusion and exclusion criteria were established for the screening process. The overarching objective was to isolate research that effectively bridges the gap between digital infrastructure and human decision-making mechanisms, ensuring the synthesis reflects the capabilities of the Internet of Behaviors (IoB). The primary inclusion criterion required that selected studies include empirical implementations of AI and IoT (AIoT) specifically designed to serve as behavioral nudges or digital choice architectures [14]. Furthermore, to measure the functional effectiveness of these systems, included studies had to report objectively observed or tested behavioral outcomes within the specific domains of precision health, well-being, or environmental protection [15]. As a standard proxy for methodological quality and reliability, inclusion was strictly limited to full-text articles published in peer-reviewed journals and academic conference proceedings [14].

Conversely, the exclusion criteria were deliberately designed to eliminate research that remained siloed within a single discipline and failed to address the socio-technical reality of smart nudging. First, purely theoretical economic, legal, or psychological papers that discussed choice architecture or nudge theory but lacked a concrete, tested digital or AIoT implementation were excluded [14]. Second, purely technical computer science, engineering, or IoT papers—such as those focusing exclusively on sensor optimization, network routing, or algorithm-based effectiveness—that lacked a clear behavioral intervention component targeting end users were removed. Finally, in strict adherence to the basic definition of nudging, any interventions that utilized coercive mandates, restricted a user's freedom of choice, or significantly altered economic incentives were excluded, as these constitute traditional regulations or financial incentives rather than true behavioral nudges [5], [16].

2.3 PRISMA & Data Extraction

The selection and evaluation of the relevant literature were conducted in strict adherence to the PRISMA (Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses) guidelines, assuring a transparent, rigorous, and reproducible methodology [17], [18]. The study selection process followed a structured four-phase flow diagram encompassing Identification, Screening, Eligibility, and Inclusion. During the Identification phase, all records retrieved from the initial multidisciplinary database searches were aggregated, and duplicate entries were removed [14]. In the subsequent Screening phase, the titles and abstracts of the remaining unique records were evaluated to filter out literature that was clearly irrelevant to the intersection of behavioral economics, artificial intelligence, and IoT infrastructures [14]. Following this, the Eligibility phase entailed a rigorous full-text assessment of the retained articles by independent reviewers. Studies were evaluated strictly against recognized inclusion and exclusion criteria to ensure they featured empirically implemented AIoT choice architectures instead of purely theoretical or exclusively technical frameworks [14]. The articles that successfully met all criteria constituted the final set of included studies for the review.

To systematically synthesize the findings from the included studies, a concept-centric framework analysis was used for data extraction [19]. A structured concept matrix was developed iteratively, enabling

reviewers to map empirical data across three critical dimensions: the application domain, the underlying AI model, and the behavioral nudge pattern [9], [14]. First, the application domain was coded to understand the contextual situations where smart nudging is actively deployed. This allowed the literature to be categorized into targeted problem contexts such as precision health and well-being, e-commerce and green consumerism, smart cities, and environmental protection [9], [14]. Second, the AI model dimension extracted the specific cognitive technologies and machine learning algorithms that enabled the intervention's "cognition" layer. This involved identifying the computational mechanisms powering personalization, ranging from Contextual Bandits and Reinforcement Learning utilized for dynamic, on-device decision-making amidst unpredictability [12], to Large Language Models (LLMs) and Retrieval-Augmented Generation (RAG) frameworks deployed for context-aware conversational agents and caregiver support [20].

Finally, the nudge pattern was classified to identify the specific behavioral mechanism used by the digital choice architecture to affect human action. Drawing on established taxonomies of digital nudging, the interventions were mapped into apparent categories, including defaults, social proof, dynamic feedback, friction, warnings, and reinforcement [14]. Through comparing these three dimensions—the behavioral context, the algorithmic driver, and the nudge design—the framework analysis provided a comprehensive map of how the Internet of Behaviors (IoB) is currently engineered to close the intention-behavior gap.

3. CONCEPTUALIZING THE AIOT NUDGING ARCHITECTURE

3.1 The "Perception-Cognition-Decision" Closed-Loop

Traditional interventions have depended on a linear logic consisting of passive data collection and generic, static feedback. However, the Internet of Behaviors (IoB) paradigm fundamentally transcends this drawback by constructing a dynamic "Perception-Cognition-Decision" closed-loop model which integrates artificial intelligence with principles from behavioral science [9]. By connecting users' physical behavior with the algorithmic decision-making of the digital world via live data flows, this system constantly adapts choice architectures to the specific needs of the individual within Cyber-Physical-Social Systems (CPSS) [21]. The technical mechanism of this ecosystem operates across three interdependent layers:

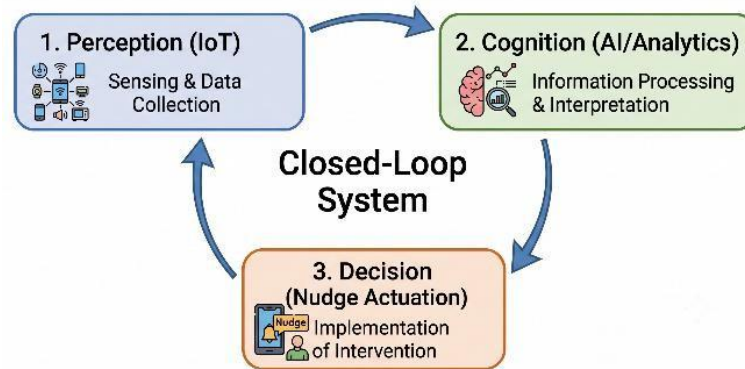


Figure 2. The "Perception-Cognition-Decision" Closed-Loop

Perception (IoT): The perception layer functions as the basic sensory organ of the IoB architecture, connecting the physical and digital worlds by continuously gathering multimodal data streams. This is accomplished through a varied array of connected devices: wearable Internet of Medical Things (IoMT) sensors that record real-time biological signals and biomedical data [22], and smart meters that continuously monitor sub-circuit energy consumption and environmental parameters in commercial spaces [23]. By capturing these multimodal inputs, the perception layer transforms physical actions into structured digital representations, delivering a reliable, objective baseline for focused interventions.

Cognition (AI/Analytics): Obtaining multimodal data is merely the first step; the cognition layer serves as the system's analytical layer, converting raw data to actionable insights that drive behavioral change. To achieve this, the system harnesses advanced Machine Learning (ML) models, including Reinforcement Learning, Large Language Models (LLMs), and Retrieval-Augmented Generation (RAG) frameworks, which are employed to reason about the user's state and context [20]. For instance, in therapeutic and instructional settings, RAG architectures can semantically retrieve relevant behavioral tasks from specialized repositories and dynamically construct personalized prompts based on behavioral outcome predictions generated by IoT edge-classifiers [20]. Additionally, on-device contextual bandits can dynamically learn user preferences over

time to ensure nudges are delivered at ideal moments, avoiding notification fatigue while balancing intervention efficiency with privacy [12].

Decision (Nudge Actuation): The final phase of the closed-loop is the decision layer, where the system actively delivers the targeted signal to the user to optimize the choice architecture. To effectively alter behavior, this actuation relies on multi-modal delivery channels designed to reach the user at the exact moment of decision-making [21]. Visual nudges commonly employ graphical user interfaces (GUIs), such as animated ambient feedback on digital screens, to encourage compliance and shape habits [24]. Auditory nudges leverage voice-based conversational agents and smart speakers (e.g., Alexa) to deliver interactive, timely prompts [25]. Finally, haptic or somatic nudges—such as targeted vibrations delivered via smartwatches—provide subtle, continuous physical feedback to interrupt negative behaviors and regulate digital overload in real time [26]. Together, these actuations close the loop, subsequently feeding the user's new behavioral state back into the perception layer for continuous systemic learning.

3.2 Integrating TAM and Nudge Theory

To fully comprehend why individuals accept and respond to artificial intelligence of things (AIoT) interventions, it is necessary to move beyond isolated conceptual models and adopt a synthesized approach. Historically, research on behavioral change technologies has analyzed cognitive adoption models and behavioral nudges in isolation, resulting in a fragmented understanding of digital choice architecture [27]. However, recent literature emphasizes that integrating the Technology Acceptance Model (TAM) with Nudge Theory yields a holistic, dual-pathway perspective that encompasses both the rational assessment of digital tools and the automatic execution of behavior [10], [27]. At the same time, alternative models and critical perspectives exist. For example, critics have argued that integrating TAM and Nudge Theory risks oversimplifying the socio-technical and affective factors that influence user behavior or obscuring power relations embedded in digital architectures. Competing frameworks such as the Unified Theory of Acceptance and Use of Technology (UTAUT), Self-Determination Theory (SDT), and Fogg's Behavior Model also provide different lenses for interpreting the adoption and impact of digital nudging interventions. Acknowledging these critiques and alternatives highlights the ongoing academic debate and the multidimensional nature of technology-mediated behavior change.

The Technology Acceptance Model (TAM), originally developed by Davis (1989) [28], states that an individual's behavioral intention to adopt a new system is mainly driven by two cognitive evaluations: perceived usefulness (the belief that the technology will improve performance) and perceived ease of use (the belief that the technology requires minimal effort) [27]. In the context of the Internet of Behaviors (IoB), TAM effectively explains the rational, deliberate processing (System 2 thinking) behind a user's initial decision to download a smart home application or wear a health-tracking device [10]. Users must rationally believe that these tools will be beneficial and accessible to them. However, while TAM excels at modeling technological adoption, it is essentially cognitive; it fails to encompass the affective reactions, mental biases, and behavioral inertia that govern real-world actions [27]. Consequently, users may cognitively acknowledge the advantages of a sustainable or healthy technology but fail to act on that knowledge, leaving the intention-behavior gap wide open [27].

To close this gap, Nudge Theory [5] must be integrated to account for the automatic, intuitive, and heuristic-driven (System 1) aspects of human decision-making [9]. Nudge theory uses subtle, non-coercive design cues—such as default settings, timely alerts, and social comparisons—to gently guide user behavior at the moment of decision-making [10], [27]. By uniting these two theories, researchers can construct a complete picture of technology-mediated behavior change. In this integrated framework, perceived usefulness acts as an essential mediating variable: when an AI-driven nudge is personalized, well-timed, and clearly framed, it improves the system's perceived usefulness, which in turn strengthens the user's intention to comply with the nudge [27].

Ultimately, the combination of TAM and Nudge Theory models the phenomenon of "pragmatic sustainability" and health compliance [27]. It demonstrates that users do not change their habits solely out of deep moral obligation or strong academic intent; rather, they change their behavior because the digital environment makes the target action structurally convenient, cognitively effortless, and smoothly integrated into their daily routines [27]. By unifying the rational assessment of utility with the behavioral science of choice architecture, the TAM-Nudge synthesis furnishes a robust, multi-theoretical foundation for designing AIoT interventions that successfully translate conscious intent into sustained, observable action [27].

4. THEMATIC FINDING, I: PRECISION HEALTH & WELL-BEING

4.1 Just-In-Time Adaptive Interventions (JITAI): From Passive Tracking to Proactive Coaching

Historically, the use of wearable Internet of Things (IoT) devices in health management has primarily served as a passive tracking mechanism. In this traditional model, devices continuously collect retrospective physiological and behavioral data—such as walking counts or resting heart rates—without delivering

immediate, actionable feedback to the user [29], [30]. Though passive data collection is valuable for long-term clinical assessment, this lack of personalization and context awareness often diminishes user compliance over time, eventually failing to promote sustained behavioral change [30]. To address these major limitations, the integration of AI with the Internet of Things (AIoT) has catalyzed a paradigm shift toward Just-In-Time Adaptive Interventions (JITAI) [29], [31]. JITAIs represent a highly dynamic framework intended to deliver personalized, context-aware nudges exactly when and where they are most needed, fundamentally transforming digital health from a reactive monitoring tool into an active behavioral coaching system [29], [30].

The core efficacy of a JITAI relies on its ability to utilize real-time, continuous sensing to accurately identify the "golden window" for intervention [31]. By utilizing edge-based machine learning methods to process multimodal data streams—such as heart rate variability, actigraphy, and location semantics—AIoT ecosystems can construct a comprehensive, multidimensional understanding of a user's momentary state [29], [30]. This allows the system to intervene precisely during periods of behavioral vulnerability (e.g., prolonged sedentary behavior or sudden spikes in physiological stress) and during periods of high receptivity, when the user is most capable and willing to act on the prompt [29]. For instance, rather than delivering a generic, scheduled reminder to exercise—which may interrupt a user during a busy meeting and cause notification fatigue—a context-aware JITAI assesses the immediate environment, interruption costs, and prior behavioral trajectories to trigger a cue only when the user is demonstrably available to engage in the target activity [29], [31].

Empirical evidence demonstrates that adopting this active JITAI model significantly improves behavioral outcomes across several precision health domains. In managing sedentary lifestyles, customized smartwatch applications employing decision-tree models enriched with contextual features have successfully improved classification effectiveness for optimal nudging moments, resulting in longer walking bouts with higher average speed compared to non-nudged periods [29]. Similarly, in complex behavioral health settings, for example, monitoring children with Autism Spectrum Disorder (ASD), JITAIs continuously evaluate physiological distress and environmental triggers to offer immediate, tailored recommendations, thereby lessening emotional escalation or health deterioration before it becomes acute [32]. Ultimately, through aligning algorithmic decision-making with users' immediate cognitive and physical context, AIoT-driven JITAIs effectively optimize intervention delivery, reducing users' cognitive burden while increasing the clinical efficacy of digital health tools [29], [31].

4.2 Autism Spectrum Disorder (ASD) and Caregiver Support: Integrating Wearables, Edge-AI, and RAG-LLMs

Autism Spectrum Disorder (ASD) is characterized by highly complex and variable traits, including profound sensory sensitivities, communication barriers, and challenges with affective regulation [32]. Because children with ASD commonly struggle to express emotional discomfort or distress verbally, traditional health assessments which depend heavily on periodic clinical visits and subjective, retrospective caregiver logs are fundamentally inadequate for recording the rapid day-to-day fluctuations in their physiological and behavioral states [32]. To address this monitoring gap, the integration of the Artificial Intelligence of Things (AIoT) has appeared as a game-changing solution, providing caregivers with continuous, objective, and non-intrusive awareness of a child's momentary well-being [32], [33].

Advanced assistive systems now leverage wearable IoT devices to capture high-frequency, multimodal biological signals such as heart rate, blood volume pulse (BVP), oxygen saturation, and galvanic skin response (GSR) or electrodermal activity [20], [32]. Because individuals with ASD are prone to rapid emotional escalation triggered by environmental elements such as loud noises or busy areas, Edge-AI architectures are deployed to process these sensitive biological signals locally on IoT gateways [32], [33]. By utilizing edge-based machine learning classifiers and anomaly detection models, these systems can identify irregular physiological patterns or repetitive motor movements in real time, alerting caregivers to impending sensory overload or distress before it manifests as a full behavioral crisis [32]. Crucially, adaptive AI personalization ensures that stress-detection thresholds are tailored to each child's physiological baseline, reducing false alarms by up to 35%, thereby increasing caregiver trust and accelerating response times [32].

Building upon this instantaneous physiological awareness, recent breakthroughs have integrated LLMs to dynamically refine therapeutic interventions, particularly in Applied Behavior Analysis (ABA) [20]. While ABA is a highly effective, evidence-based approach for improving adaptive behaviors in learners with special educational needs, traditional ABA delivery is incredibly labor-intensive, requiring practitioners to constantly monitor learners and manually adjust teaching strategies [20]. To overcome this bottleneck, researchers have proposed the ABA-RAG (Retrieval-Augmented Generation) framework, which marries continuous IoT sensing with the generative proficiencies of advanced LLMs [20].

Within the ABA-RAG framework, a deep learning classifier first analyzes the multimodal sensor data (e.g., GSR, BVP, wrist temperature) to predict the learner's current emotional and behavioral state [20]. These

real-time probabilistic predictions are then fed into an automated semantic retrieval layer, which performs a similarity search across a structured repository of thousands of expert-curated ABA interventions [20]. Finally, the system constructs a highly contextualized prompt enriched with the learner's immediate emotional state, the retrieved historical ABA tasks, and foundational domain knowledge and passes it to a fine-tuned LLM [20]. The outcome is the instant generation of individualized, context-aware therapeutic cues and instructional tasks that caregivers and practitioners can immediately implement [20]. Empirical evaluations demonstrate that this AIoT-driven, RAG-enhanced approach achieves clinical efficacy comparable to traditional human-expert planning, significantly reducing caregivers' manual workload while ensuring that behavioral interventions remain compassionate, timely, and rigorously tailored to the child's momentary needs [20].

4.3 Chronic Disease Management: AIoT in Cardiovascular Disease, Diabetes, and Respiratory Illnesses

The escalating global burden of chronic diseases has exposed the fundamental limitations of traditional, episodic healthcare management. Conventional clinical methods, which largely rely on manual data collection and intermittent clinical assessments, often lack the temporal awareness required to detect subtle physiological deterioration [34]. However, the convergence of the Internet of Medical Things (IoMT) and advanced machine learning (ML) has initiated a transition toward continuous, data-driven disease management. By embedding sensors directly into patients' daily lives and employing algorithms that identify hidden non-linear relationships in complex data, healthcare providers can now achieve highly personalized, real-time monitoring of chronic conditions such as cardiovascular disease, diabetes, and respiratory illnesses [34].

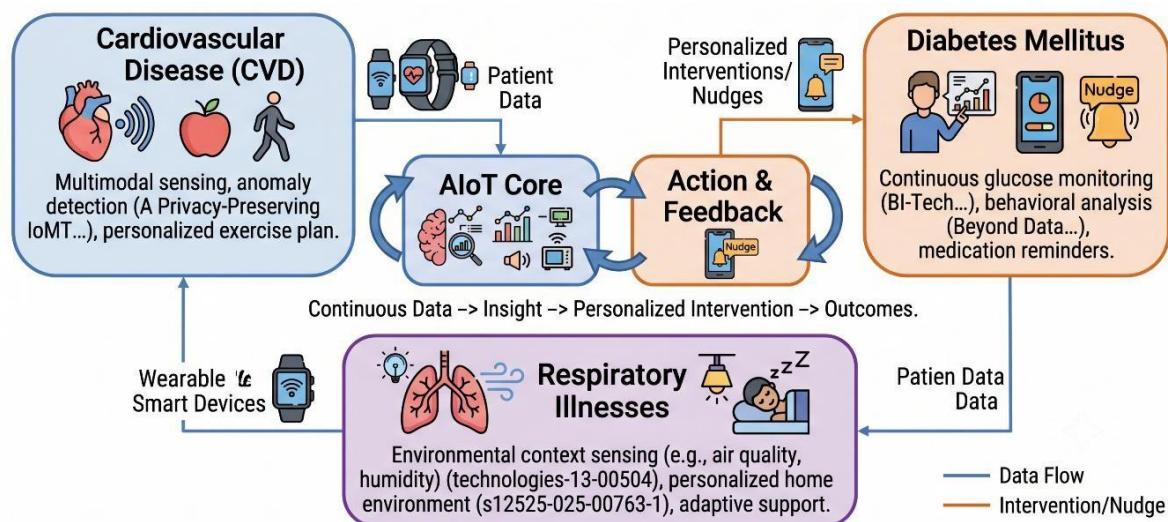


Figure 3. AIoT in Cardiovascular Disease, Diabetes, and Respiratory Illnesses

Cardiovascular Disease (CVD): CVD requires continuous hemodynamic monitoring to prevent acute crises. Wearable IoT devices can now capture high-frequency, multimodal telemetry, including continuous electrocardiogram (ECG) and photoplethysmography (PPG) signals in ambulatory settings [22]. To process these complex temporal and spatial signals, researchers extensively use deep learning architectures. For instance, Convolutional Neural Networks (CNNs) and Long Short-Term Memory (LSTM) networks are deployed to extract subtle morphological shifts in ECGs and map longitudinal blood pressure degradation [22]. Taking personalized management a step further, the novel "Cardio-Geriatric Digital Twin" framework integrates wearable sensing with Deep Reinforcement Learning (DRL) to construct an autonomous polypharmacy optimizer [22]. Rather than acting merely as a passive warning system, this DRL agent evaluates real-time IoT and electronic health record (EHR) data to proactively recommend precise medication titrations, successfully averting hypotensive shocks and hypertensive crises in frail geriatric populations [22]. Other complementary IoMT networks pair biosensors with models such as Support Vector Machines (SVMs) and Random Forests to establish remote recommendation systems that provide patients with early CVD diagnosis and personalized dietary modifications [35].

Diabetes Mellitus: In diabetes management, real-time glycemic control is paramount to preventing long-term metabolic complications. The integration of wearable, continuous blood glucose monitoring frameworks with IoT infrastructure allows for the uninterrupted transmission of glucose dynamics directly to

clinical cloud platforms [36]. To extract predictive insights from these dense data streams, a variety of ML algorithms—ranging from classical SVM and K-Nearest Neighbors (KNN) to advanced gradient-boosted algorithms such as CatBoost and XGBoost—are used to forecast glycemic fluctuations [34], [37]. For example, Ramesh et al. (2021) [39] developed a remote healthcare monitoring framework that employs an SVM classifier to automate diabetes risk prediction. By addressing missing data and correcting class imbalances during feature selection, this SVM-driven system successfully predicts patient risk profiles and informs automated therapeutic adjustments [38]. Ultimately, these systems transform diabetes care by narrowing the information gap between a patient's subjective experience and their physiological state, enabling targeted nudges to support insulin management and dietary compliance.

Respiratory Illnesses: Chronic respiratory conditions, such as Chronic Obstructive Pulmonary Disease (COPD) and asthma, benefit significantly from AIoT through both physiological and environmental monitoring. Because environmental toxins directly exacerbate respiratory distress, IoT architectures frequently fuse indoor air quality metrics (e.g., PM_{2.5}, CO₂) with wearable biometric data to predict respiratory attacks before they require hospitalization [34]. Machine learning plays a crucial diagnostic role here; for instance, researchers have contrasted SVM and KNN classifiers in analyzing respiratory sounds, achieving diagnostic classification accuracies exceeding 92% and 98%, respectively [39]. Furthermore, advanced non-invasive systems like the IoT-Spiro framework deploy fuzzy-based quantum neural networks to continuously analyze volatile organic compounds in exhaled breath, providing highly accurate, real-time COPD diagnosis [40]. By processing these sensor inputs, AI-driven platforms are able to alter physical rehabilitation therapies to the unique recovery pace of the COPD patient, delivering personalized exercise nudges that maximize recovery efficacy while minimizing physical distress [41].

5. THEMATIC FINDING II: SUSTAINABILITY & SMART ENVIRONMENTS

5.1 Eco-Nudging in Smart Homes and Commercial Spaces: From Passive Data to Proactive Coaching

The transition toward sustainable energy consumption in the built environment relies heavily on bridging the persistent intention-action gap, in which occupants have a cognitive desire to conserve energy but fail to enact these behaviors due to environmental latency or ingrained habits [23]. In both residential smart homes and commercial spaces, traditional energy management systems have historically focused on passive data collection and aggregate utility-side analytics [10]. However, recent advancements in the Artificial Intelligence of Things (AIoT) have catalyzed the development of proactive behavioral choice architectures, empowering systems to deliver context-aware eco-nudges that actively coach users toward sustainable habits [10].

In commercial settings, such as Small- and Medium-sized Offices (SMOs), deploying conventional building energy management systems is often constrained by high infrastructure costs and fragmented facility management [23]. To address this, the Behavioral Insights and Technology (BI-Tech) IoT platform represents a state-of-the-art solution that integrates behavioral science, AI, and low-cost IoT sensing [23]. A critical innovation of the BI-Tech system is its mechanism-consistent triangulated verification (MCTV) approach, which overcomes the unreliability of purely self-reported behavioral data [23]. The platform correlates user-reported actions (e.g., clicking "I Took Action" after receiving a prompt to adjust the air conditioning) with synchronized submeter traces at 1-minute resolution within a strict 15-minute action window [23]. By objectively validating user-reported actions against actual energy consumption traces, the BI-Tech platform transforms passive data collection into proactive behavioral coaching, effectively separating genuine user-driven energy savings from automated system effects [23]. Empirical deployments of this system have demonstrated substantial efficacy, achieving a 23.3% reduction in non-HVAC electricity consumption and a 21.4% reduction in targeted lighting use during notification periods [23].

Similarly, other IoT-enabled interventions in commercial spaces leverage gamification to sustain employee engagement and activate energy-saving norms. Because employees typically do not bear the financial burden of workplace energy bills, traditional financial incentives are ineffective [42]. Instead, deploying IoT-enabled gamified Information Systems (IS) that provide real-time, context-aware feedback can "make invisible energy visible" to the employee [42]. By utilizing game-design elements such as personalized goal-setting, peer comparisons, and achievement badges, these systems successfully disrupt automatic, energy-wasting routines and significantly enhance employees' self-determination and energy-saving habits at work [42].

In residential environments, eco-nudging integrates seamlessly with smart home applications and voice-activated virtual assistants to continuously optimize choice architecture [42]. User satisfaction with these digital interventions is crucial for continuous use and long-term behavioral transformation [43]. Research utilizing the Kano model demonstrates that smart home app users increasingly expect real-time, granular eco-feedback, such as visualizations of their environmental impact and financial savings [43]. Beyond mobile

screens, voice-based smart home assistants (e.g., Amazon Alexa and Google Assistant) are increasingly used as proactive conversational agents. Instead of waiting for a user command, these AI-driven assistants can initiate bi-directional dialogues—for example, asking, "It is rather cool outside, would you like me to adjust the thermostat to save energy?" [44]. By aligning algorithmic interventions with occupants' momentary thermal preferences and situational context, proactive conversational nudges significantly increase the likelihood that users will adopt and execute adaptive, energy-saving behaviors [44].

5.2 E-Commerce and Green Consumerism: AI-Driven Nudges for Sustainable Product Adoption

The rapid digitalization of retail has positioned e-commerce platforms as critical arenas for fostering green consumerism. While consumers increasingly express a desire to minimize their environmental impact, they frequently struggle to translate this intent into actual purchasing behavior due to choice overload, price sensitivity, and informational friction [45]. To bridge this intention-behavior gap, digital marketplaces are leveraging Artificial Intelligence (AI) to construct dynamic choice architectures that seamlessly integrate sustainable options into the consumer's journey. Through the deployment of AI-driven nudges—such as personalized eco-recommendations, default green options, and social-proof messaging—e-commerce platforms can gently guide shoppers toward adopting sustainable products while preserving their freedom of choice [3], [45].

Personalized Eco-Recommendations: One of the most highly effective digital nudging techniques in e-commerce is AI-powered personalization. By utilizing machine learning algorithms to continuously analyze a consumer's search history, past consumptions, and glancing behavior, platforms can deliver hyper-personalized eco-recommendations [3], [45]. Instead of presenting a generic catalog of "green" items, AI curates sustainable alternatives that specifically align with the individual's established preferences and tastes [3]. This directed method significantly reduces the cognitive load and decision fatigue associated with searching for sustainable goods. By ensuring that eco-friendly choices are highly visible, relevant, and context-aware, personalized nudges effectively transform sustainable shopping from a deliberate, effortful task into an intuitive, seamless experience, significantly enhancing the rate of green product adoption [3].

Default Green Shipping and Product Options: Another powerful mechanism deployed in sustainable e-commerce is the default nudge. Default nudging leverages the psychological phenomenon of status quo bias—the human tendency to stick with pre-selected options rather than expend the cognitive effort required to change them [14]. In practice, e-commerce platforms utilize AI to automatically pre-select eco-friendly choices for the consumer, such as defaulting to "green shipping" (consolidated or slower, lower-emission delivery options) or opting users into minor carbon-offset programs at checkout [45]. Empirical evidence demonstrates that pre-selecting sustainable products and delivery methods leads to significantly higher adoption rates than when users must actively opt in [45]. However, choice architects must implement these defaults with ethical caution. If consumers perceive green defaults as manipulative or overly restrictive of their autonomy, it can generate psychological reactance and erode brand trust. Consequently, pairing green defaults with transparent explanations detailing the environmental benefits of the pre-selected option is essential for maintaining consumer acceptance [45].

Social Proof and Gamification: To further stimulate sustainable consumption, platforms increasingly rely on social proof and gamified nudging to tap into consumers' social identities and reward sensitivities [10]. Social proof nudging uses AI to process real-time transaction data and display normative messaging to the user, such as real-time alerts stating "85% of customers chose the eco-friendly version" or "10 people bought this eco-friendly item today" [45]. By leveraging peer influence and signaling that green consumption is a prevailing social norm, these nudges build consumer trust and provide a strong motivational push toward sustainable choices [45]. Furthermore, AI-driven gamification—such as awarding loyalty points for choosing sustainable shipping, issuing "green receipts," or displaying sustainability leaderboards—provides immediate, egoistic rewards that appeal to loss aversion and reward sensitivity [45]. By making green shopping a more engaging and visibly rewarding experience, these interactive nudges foster long-term eco-friendly habits and secure sustained consumer commitment to sustainability [45].

5.3 Smart Cities and Cyber-Physical-Social Systems (CPSS): Macro-Level Nudging for Urban Sustainability

The rapid urbanization of modern society requires municipal governments to transition from traditional infrastructural management to the holistic administration of smart cities. A critical evolution within this paradigm is the shift from conventional Cyber-Physical Systems (CPS) to Cyber-Physical-Social Systems (CPSS) [21]. By integrating the "social" dimension into the feedback loop, CPSS recognizes that urban sustainability cannot be achieved through technological automation alone; it fundamentally relies on the continuous, dynamic interaction between human actors and intelligent infrastructure [21]. In this interconnected environment, non-human actors—such as algorithms and IoT networks—relentlessly collect data and optimize systems, while strategically deploying digital nudges to guide citizen decision-making without restricting individual autonomy [21], [46]. By applying macro-level nudging strategies, CPSS

effectively transforms passive urban residents into active co-creators of sustainability, particularly in urban mobility, waste management, and energy distribution.

Optimizing Road Traffic Flow and Smart Mobility: Traffic congestion represents one of the most visible challenges to urban sustainability, heavily contributing to carbon emissions and lost productivity. In a CPSS framework, macro-level nudging is used to dynamically alter daily commuting habits. For example, the city of Durham utilized personalized informational nudges by sending citizens individualized route maps highlighting optimal public transit options over private vehicle use, while Enschede deployed a gamified smartphone application (SMART-app) to reward citizens for cycling or walking during peak hours [47]. Beyond influencing the mode of transportation, AIoT systems actively reorganize the physical flow of traffic. The implementation of Context-Aware Multiagent Broad Reinforcement Learning (CAMABRL) in smart traffic light control exemplifies this approach [48]. Using deep reinforcement learning, the CAMABRL system evaluates real-time vehicle queue lengths and accounts for pedestrian waiting times on the sidewalk [48]. This context-aware actuation not only alleviates vehicular congestion but also nudges pedestrians to adhere to crossing rules, maximizing their satisfaction and safety and harmonizing the entire urban mobility ecosystem.

Intelligent Waste Management and Citizen Engagement: Waste management in high-density urban areas presents significant logistical and environmental hurdles. The integration of IoT and behavioral science provides a proactive solution. In municipal systems, deploying ultrasonic fill-level sensors in waste receptacles enables cities to optimize garbage collection truck routes by predicting overflow and reducing unnecessary carbon emissions associated with static collection schedules [49]. However, optimizing collection relies heavily on the public's initial disposal behavior. The Golden Seal project demonstrates how CPSS can actively engage communities to mitigate coastal and urban plastic pollution [50]. The project deployed smart recycling bins equipped with high-precision load cells and connected them to a gamified mobile application [50]. By providing citizens with real-time feedback on the weight of their collected waste and issuing digital rewards through eco-labels and public leaderboards, the system effectively nudged tourists and locals toward sustained, proactive recycling habits, demonstrating that technology can incentivize environmental stewardship at a community scale [50].

Electric Vehicle (EV) Charging and Grid Stability: As the adoption of Electric Vehicles (EVs) accelerates to combat urban air pollution, the uncoordinated charging of massive EV fleets poses a severe threat to the stability of smart power grids [51]. To manage this, smart cities utilize the Internet of Vehicles (IoV) to seamlessly connect vehicles, drivers, and the municipal power grid [51]. Because EV owners typically plug in their vehicles immediately upon returning home—coinciding with peak residential energy demand—cloud-based charging management systems employ dynamic price-incentive mechanisms to nudge consumers to delay charging [51]. By leveraging the behavioral economics principle of financial gain, the system offers automated discounts to users who shift their charging sessions to off-peak hours, effectively flattening the demand curve [51]. Furthermore, for "on-the-move" EVs, Intelligent Transportation Systems (ITS) compute the Expected Earliest Time Available for Charging (EETAC) and broadcast this status directly to drivers [52]. This real-time information acts as an architectural choice nudge, directing drivers away from congested charging stations toward underutilized ones, thereby minimizing wait times, preserving grid stability, and ensuring the scalable sustainability of urban electrification [52].

6. ETHICAL CHALLENGES, PRIVACY, AND AUTONOMY

6.1 The Threat of Hypernudging and "Sludge": The Dark Side of the IoB

While the Internet of Behaviors (IoB) holds tremendous potential to foster health and sustainability, its underlying mechanisms also pose profound ethical risks to privacy, manipulation, and cognitive liberty. At the center of this ethical debate is the phenomenon of algorithmic "hypernudging" [8]. Unlike traditional, static nudges that rely on fixed choice architectures, hypernudges are incredibly dynamic; they combine behavioral science with the analytical power of Big Data, leveraging continuous personal data collection, predictive analytics, and machine learning to constantly update and tailor interventions to the specific individual [8], [53]. This extreme degree of personalization grants artificial intelligence (AI) systems the unprecedented ability to detect, anticipate, and act upon consumers' hidden vulnerabilities [53].

To understand the manipulative capacity of hypernudging, it is essential to frame it within the dual-process theory of human cognition proposed by Kahneman (2011) [54]. Human decision-making is governed by two distinct systems: System 1, which is fast, automatic, intuitive, and highly susceptible to cognitive biases; and System 2, which is slow, conscious, and responsible for rational deliberation [53]. In the dark side of the IoB, algorithmic hypernudging deliberately targets System 1. By delivering perfectly timed and highly customized digital cues, these systems bypass consumers' rational faculties and impair their ability to engage in System 2 thinking, thereby severely distorting the autonomous decision-making process [54].

This circumvention of rational deliberation frequently takes the form of exploiting specific cognitive biases, such as loss aversion and decision fatigue. For instance, AI-driven dynamic pricing models and

personalized marketing campaigns routinely capitalize on loss aversion—the human propensity to desire avoiding losses over acquiring equivalent gains—to artificially induce a sense of urgency or fear of missing out, directly driving impulsive and unintended purchasing behaviors [3]. Additionally, AI personalization can deliberately trigger choice overload, leading to decision fatigue that depletes users' cognitive resources and forces them to surrender to pre-selected, profit-maximizing default options [3].

When these algorithmic design patterns coerce, deceive, or persistently steer users toward outcomes that do not align with their own well-being, they transition from ethical nudges into what Thaler (2018) [5] termed "sludge." Often manifesting as deceptive user interfaces or "dark patterns" [55], [56], sludge actively creates friction against healthy choices or tricks users into prolonged digital engagement, data surrender, and consumption [13], [56]. Ultimately, continuous exposure to these invisible, hyper-personalized manipulations severely degrades an individual's sense of agency—the subjective feeling of control and ownership over one's actions [13], [56].

Ultimately, continuous exposure to these invisible, hyper-personalized manipulations severely degrades an individual's sense of agency—the subjective feeling of control and ownership over one's actions [13], [57]. Because hypernudging seamlessly embeds itself in daily life through smart devices, wearables, and platforms, it fosters psychological dependence and overreliance on AI for decision-making [53]. When consumers unconsciously outsource their cognitive processes to machines acting as "invisible co-pilots," human autonomy is fundamentally undermined [53], [58]. Consequently, without robust legal boundaries and ethical safeguards, the computational manipulation inherent in the IoB threatens to erode mental self-determination, reducing human users from autonomous decision-makers to mere objects of algorithmic steering [59].

6.2 Health Behavioral Security and "System 0": AIoT as a Cognitive Firewall

As the digital landscape becomes increasingly saturated with algorithmic hyper-nudges, dark patterns, and deceptive artificial intelligence, individuals are continuously exposed to digital temptations that exploit their cognitive vulnerabilities [13]. These manipulative digital cues act as "Modern Sirens," bypassing conscious deliberation and gradually eroding a user's sense of agency, autonomy, and long-term health [13]. Because these threats operate seamlessly within everyday technologies, relying solely on human willpower or post-hoc regulatory frameworks is insufficient. Consequently, there is a critical need for proactive, user-side technological defenses. To address this, recent scholarship has introduced the framework of Health Behavioral Security (HBS), which adapts established cybersecurity risk principles—such as treating human health behaviors as valuable "assets" requiring defense against external "threats"—to the realm of behavioral science [13].

At the technological core of the HBS framework is the cutting-edge conceptualization of utilizing the Artificial Intelligence of Things (AIoT) as a "System 0" cognitive firewall [13]. Expanding upon Kahneman's established dual-process theory (System 1: intuitive thinking and System 2: deliberate reasoning), "System 0" represents an invisible, always-on, and preconscious layer of cognitive preprocessing that is delegated to trusted, edge-based AIoT devices [13], [60], [61].

Operating as an imperceptible shield within the user's environment, this distributed System 0 continuously monitors digital interactions and physiological states via wearable sensors and smart devices to detect signs of cognitive overload, vulnerability, or manipulative digital stimuli [13]. Once a deceptive cue or hyper-nudge is sensed, the AIoT firewall intervenes in real time by deploying targeted counter-nudges [13]. These countermeasures often utilize non-verbal strategies, such as ethically calibrated "disengagement cues" that artificially slow down user interfaces or dull screen colors to dampen algorithmic reward loops, alongside multisensory prompts that gently redirect the user's attention toward healthier, self-determined goals [13].

By intercepting and filtering persuasive cues before they can successfully exploit the user's automatic System 1 responses, the AIoT System 0 prevents malicious cognitive conditioning [13]. Ultimately, this pre-conscious technological mediation establishes a secure behavioral ecosystem, building "health resilience" that protects the user's cognitive autonomy from digital temptations and ensures that human-AI interactions enhance, rather than degrade, individual well-being [13].

6.3 Privacy-Preserving On-Device Learning: Safeguarding Autonomy through Federated Bandits and Restraint

The transition from generic behavioral interventions to highly personalized, artificial intelligence of things (AIoT) nudging requires the continuous processing of highly sensitive, multi-modal user data [62]. While centralization of this vast telemetry enhances algorithmic accuracy, it simultaneously introduces severe privacy vulnerabilities, surveillance concerns, and the risk of regulatory non-compliance with frameworks such as the General Data Protection Regulation (GDPR) and the Health Insurance Portability and Accountability Act (HIPAA) [22]. To effectively balance intervention efficacy with robust data privacy, modern Internet of Behaviors (IoB) architectures must implement decentralized, privacy-preserving technical

safeguards, specifically leveraging federated learning, on-device contextual bandits, and the programmatic operationalization of algorithmic restraint.

Federated Learning and Decentralized Architectures: To overcome the privacy bottlenecks inherent in centralized cloud processing, cutting-edge AIoT interventions deploy federated learning (FL) frameworks [22], [62]. In a federated architecture, predictive models—such as deep reinforcement learning agents for health management—are distributed directly to localized edge nodes or the user's personal devices [22]. Instead of transmitting raw, sensitive behavioral and physiological trajectories across networks, the system trains the model locally on the user's secure device [22], [62]. Only the updated, mathematically encrypted neural network weights or model gradients are periodically transmitted to a central cloud aggregator [22]. By using synchronization strategies such as Federated Averaging (FedAvg), the central server aggregates these isolated updates into a globally robust, generalized intervention policy without ever accessing the underlying raw patient data [22]. This decentralized approach successfully neutralizes the risk of catastrophic data breaches while sustaining the large-scale data synthesis required for sophisticated behavioral profiling [22], [62].

On-Device Contextual Bandits: To further localize the decision-making process, privacy-preserving interventions increasingly use on-device contextual bandits to determine when and how to deliver a nudge [12]. Contextual bandits function as lightweight online learning algorithms that continuously evaluate a user's unique context—such as current application usage, physiological state, time of day, and ephemeral feedback history—to determine the optimal intervention strategy under uncertainty [12]. By executing these models entirely within the local environment (e.g., a smart home edge device or a browser extension), all feature extraction, context vectors, and propensity logs remain securely on the device [12]. This method facilitates "personalization-without-profiling," ensuring that sensitive contextual triggers are never exfiltrated to external servers, thereby protecting users from the opaque surveillance commonly associated with commercial hypernudging [12].

Operationalizing the "DoNothing" Action: A critical moral condition for preserving user autonomy in these automated systems is the AI's ability to exercise deliberate restraint. Traditional rule-based interventions often attempt to maximize user engagement at all costs, resulting in poorly timed, low-yield interruptions that cause notification fatigue and erode users' sense of agency [12], [62]. To counteract this, advanced contextual bandit models explicitly operationalize a "DoNothing" action as a first-class choice within the algorithm's action space [12].

By embedding "DoNothing" alongside active nudge templates, the machine learning agent is trained to evaluate the cost of interruption against the expected behavioral utility [12]. The algorithm dynamically processes user-governed autonomy constraints—such as predefined quiet hours, strict daily prompt budgets, and real-time negative feedback (e.g., a user indicating "Wrong time")—to determine when an intervention is genuinely warranted [12]. When the algorithmic cost of interruption outweighs the potential benefit, or when user constraints are met, the system seamlessly selects "DoNothing" [12]. This fundamental design shift transitions the objective of digital nudging from simply "maximizing activity" to "maximizing useful activity," ensuring that interventions remain highly effective while structurally safeguarding the user's cognitive liberty and digital privacy [12].

7. DISCUSSION AND FUTURE RESEARCH AGENDA

7.1 Net-Impact Accounting: The Imperative of Energy Return on Investment (ROI)

While the literature demonstrates that Artificial Intelligence of Things (AIoT) interventions can effectively bridge the intention-behavior gap to promote sustainability, this technological mediation introduces a critical paradox: the digital systems deployed to conserve energy themselves consume significant computational and electrical resources. The energy required to supply global data centers, driven in part by the cloud computing paradigm, is estimated to account for approximately 1% of the world's total electricity demand [63]. Consequently, an emerging body of critique within Sustainable Human-Computer Interaction (SHCI) argues that focusing exclusively on "small changes" in proximal human behavior is fundamentally insufficient without a rigorous evaluation of the intervention's systemic footprint [12]. To ensure that digital choice architectures do not inadvertently generate rebound effects, future research must shift from measuring gross behavioral compliance to adopting comprehensive "net-impact accounting" [12].

At the core of net-impact accounting is the necessity of measuring the Energy Return on Investment (ROI) of the AIoT intervention. Energy ROI is conceptualized as the estimated energy or carbon emissions saved directly resulting from the user's behavioral change, minus the computational and network overhead required by the AIoT system to process context and deliver the nudge [12]. For an eco-nudge to be classified as genuinely sustainable, its Energy ROI must be positive—meaning the intervention's behavioral dividends tangibly exceed the energy costs of its sensors, algorithms, and data transmission [12]. At the core of net-impact accounting is the need to measure the Energy Return on Investment (ROI) of the AIoT intervention. Energy

ROI is conceptualized as the estimated energy or carbon emissions saved directly as a result of the user's behavioral change, minus the computational and network overhead required by the AIoT system to process context and deliver the nudge [12]. For an eco-nudge to be classified as genuinely sustainable, its Energy ROI must be positive—meaning the intervention's behavioral dividends tangibly exceed the energy costs of its sensors, algorithms, and data transmission [12].

Operationalizing Energy ROI in real-world field deployments presents significant methodological challenges that future research must address. Because direct device-level and network-level power metering is rarely feasible in distributed, browser-based, or smart home deployments, researchers must rely on literature-calibrated behavioral proxies—such as gigabytes of data transmitted, minutes of high-definition streaming avoided, or physical printing averted—to estimate energy savings [12]. Given the ongoing debate regarding the electricity intensity of internet transmission (i.e., whether network energy scales proportionally with marginal bit traffic or is dominated by provisioned capacity), future impact accounting must transcend single-point estimates. Scholars should explicitly report sensitivity bands and uncertainty bounds to evaluate the environmental efficacy of the nudge under varying technical assumptions [12].

Furthermore, evaluating Energy ROI forces system designers to confront the environmental trade-offs inherent in their AIoT architectural choices. For instance, deploying advanced predictive algorithms necessitates deciding between edge-based (on-device) learning and cloud-based inference [12]. When machine learning models are lightweight and decision rates are relatively low, on-device contextual bandits can minimize network transmission costs and align energy efficiency with data privacy [12]. Conversely, heavier, highly complex LLMs may require the computational muscle of the cloud, potentially diminishing the Energy ROI if the behavioral savings generated do not offset the massive energy overhead of continuous server communication [12].

Ultimately, integrating net-impact accounting into the evaluation of digital interventions transforms system architecture from a mere technical presumption into an evidence-based, empirical choice [12]. By mandating the reporting of Energy ROI alongside standard efficacy metrics, future SHCI research can ensure that the ethical and environmental costs of attention-shaping technologies are entirely legible, guaranteeing that the AIoT serves as a true catalyst for environmental sustainability rather than a hidden contributor to digital carbon emissions [12].

7.2 Overcoming the "Action Gap": The Concept of "Prosthetic Willpower"

Despite having strong cognitive intent to pursue long-term health and sustainability goals, individuals often experience a structural disconnect known as the "Action Gap" or the intention-behavior gap [64]. This gap is primarily driven by environmental latency, which represents the significant time delay between a behavioral choice and its actual physiological or environmental consequences, combined with an overall lack of immediate reinforcement [64]. For instance, students might have strong academic motivations to maintain healthy diets yet succumb to high sugar consumption due to the immediate availability and gratification of unhealthy options in their environment, illustrating a profound "behavioral dissonance" [64]. Because everyday environments often present a "hostile choice architecture" in which the default behavior is unhealthy or unsustainable, interventions that rely solely on the "Information Deficit Model"—the assumption that providing educational information naturally leads to behavior change—consistently fail to overcome the activation energy required to alter ingrained habits [64].

To counteract this behavioral deadlock, advanced digital choice architectures leverage the concept of "Prosthetic Willpower" [64]. Prosthetic willpower refers to offloading the cognitive burden of self-regulation onto an intelligent, Internet of Things (IoT)-mediated digital infrastructure that intervenes precisely at the exact moment of decision-making [64]. Rather than expecting individuals to rely entirely on their depleted cognitive resources or on abstract self-control to resist temptation, the technological system serves as an external regulatory mechanism [64]. By deploying context-aware triggers that fire only when specific vulnerable user states are detected, the system does not attempt to artificially inflate motivation; rather, it reduces the environmental friction and lowers the activation barrier required to make a positive choice [64].

The operationalization of prosthetic willpower heavily relies on translating abstract, invisible, and long-term goals into immediate, visible digital consequences through advanced game mechanics and real-time notifications [64]. For example, the proposed "Digital Bridge Architecture" employs Alternate Reality Game (ARG) logic to link physical actions to immediate narrative outcomes; if a user logs an unhealthy dietary choice, their virtual "Digital Twin" avatar might instantly experience "stamina drain," effectively making the delayed biological consequences visible and tangible within the immediate decision window [64]. Similarly, in the context of organizational energy conservation, IoT-enabled gamified systems utilize personalized notifications, digital badges, and social leaderboards to transform the intangible, delayed goal of "saving energy" into an engaging, immediate, and competitive experience for employees [42]. When properly integrated, these continuous feedback loops restructure the interaction between intention and execution,

preventing users from abandoning interventions by satisfying their psychological needs for immediate competence and autonomy [64], [65].

Ultimately, the application of prosthetic willpower facilitates a transition from behavioral dissonance to "resonance," in which biological and environmental realities align seamlessly with the user's cognitive ambitions [64]. By acting as an artificial nervous system that provides immediate digital feedback, these systems rewire the habit loop by utilizing the brain's reward prediction mechanisms [64]. Consequently, replacing abstract long-term targets with tangible, in-the-moment gamified nudges successfully bridges the action gap, allowing users to execute their conscious intentions without being derailed by environmental latency [64].

7.3 Open Challenges: Longitudinal Persistence and Cross-Cultural Validation

Despite the rapid technological advancements and promising short-term efficacy of AIoT-driven choice architectures, the current literature is characterized by several critical gaps that must be addressed to mature the field. Two of the most pressing open challenges involve the temporal durability of behavioral change and the geographic generalizability of these digital interventions.

The Need for Long-Term Longitudinal Studies: A predominant limitation across the current landscape of digital nudging research is the reliance on short-term evaluation windows [14]. While numerous studies demonstrate that context-aware prompts and personalized AI procedures can successfully trigger immediate compliance—such as reducing energy consumption or increasing walking bouts—there is a profound lack of evidence regarding true, sustained habit formation [14], [66]. To understand the real-world viability of these systems, future research must shift from measuring one-time or short-lived behavioral reactions to deploying long-term longitudinal studies [14]. Specifically, this could involve executing multi-site randomized controlled trials (RCTs) that track behavioral outcomes over periods of 6 months or longer, capturing both the persistence of habit formation and potential rebound effects once interventions are withdrawn. Additionally, prospective cohort studies could be designed to monitor naturally occurring behavior change following AIoT interventions across diverse environments, while minimizing external researcher influence. These approaches should be complemented with the collection of ecological momentary assessment (EMA) data through mobile apps or wearables to provide granular, real-time insights into user experience and behavioral trajectories over time.

Crucially, these longitudinal deployments are necessary to test for behavioral persistence versus "rebound effects" [12]. A rebound effect occurs when the energy or health savings achieved during the intervention phase dissipate or reverse entirely once the digital nudge is withdrawn or the user habituates to the system. For instance, recent evaluations of energy-saving applications have emphasized that while treatment effects can be significant initially, maintaining that behavioral change over prolonged periods is highly challenging [66]. Furthermore, extended exposure to AIoT nudges carries the inherent risk of notification fatigue. Future longitudinal research must investigate adaptive fading strategies—where the machine learning algorithm progressively reduces prompt intensity as the user internalizes the target habit—to prevent systemic annoyance while solidifying long-term behavioral transformation [12].

Cross-Cultural Validations of AI Nudges: A second major gap in the literature is the striking lack of geographic and cultural diversity within empirical samples. A systematic review of digital nudging research revealed that the vast majority of studies have been conducted exclusively in North America and Europe, leaving a significant gap in understanding how these interventions perform across different societal contexts [14]. This limitation is particularly consequential for marginalized groups and populations in non-Western regions, who may experience distinct social, economic, or cultural dynamics that fundamentally shape the reception and effectiveness of digital nudging. The lack of diversity in empirical samples not only restricts the generalizability of current findings but may also obscure unique barriers or opportunities faced by these groups. Future research must intentionally include marginalized and underrepresented populations, both geographically and demographically, to ensure that AIoT-driven interventions do not inadvertently reinforce existing inequalities but instead deliver equitable benefits across all segments of society. This lack of diversity raises fundamental questions regarding the universalism of behavioral economics and AI-driven nudges.

Nudging interventions are intrinsically rooted in the ideology of "libertarian paternalism," aiming to steer choices while preserving autonomy. However, perceptions of what constitutes an acceptable or effective nudge may be strongly shaped by cultural conditions [14]. For example, the efficacy of specific digital nudges—such as authoritative default settings versus peer-based social comparisons—might vary significantly depending on a region's cultural dimensions, such as power distance beliefs (the extent to which a society accepts unequal power distribution) or cultural tightness versus looseness [14].

Therefore, a critical open challenge is conducting cross-cultural validation to determine whether AIoT nudging models are universally applicable or culturally bounded. Future studies must systematically estimate how different cultural contexts moderate the ethical acceptance and behavioral efficacy of algorithmic nudges

[14]. Addressing these gaps will ensure that the next generation of AIoT choice architectures can be responsibly and effectively scaled across global populations, transforming localized experiments into robust, worldwide infrastructures for sustainable development.

8. CONCLUSION

The transition from the Internet of Things (IoT) to the Internet of Behaviors (IoB) represents a fundamental paradigm shift in human-computer interaction [1]. As revealed thru this systematic literature review, digital infrastructures are no longer confined to the passive data collection of the IoT era; rather, they have evolved into proactive cyber-physical-social systems capable of sophisticated, real-time behavioral interventions [10], [21]. By integrating the vast sensory capabilities of smart environments with the analytical and predictive power of artificial intelligence (AI), AIoT-driven smart nudging has proven its transformative probable across critical domains of human life. In precision health, context-aware interventions and Just-In-Time Adaptive Interventions (JITAIs) successfully optimize dietary compliance, chronic disease management, and well-being by delivering personalized guidance at the exact moment of physical and emotional receptivity [15], [31]. Simultaneously, in smart environments and e-commerce, data-driven choice architectures actively bridge the intention-behavior gap by translating abstract environmental concerns into tangible, sustainable actions through eco-nudges, real-time feedback, and dynamic green defaults [23], [27].

However, comprehending this impending requires a profound and careful balance. The literature unequivocally highlights that the unparalleled efficacy of the IoB is intrinsically linked to significant ethical vulnerabilities. The capacity of AI algorithms to process immense volumes of real-time behavioral and physiological data enables a form of "hypernudging" that can bypass rational deliberation (System 2 thinking) and exploiting cognitive biases to shape consumer choices unconsciously [53]. If left unchecked, these highly personalized interventions risk transitioning from beneficial tools of empowerment into manipulative "dark patterns" or "sludge" that prioritize corporate, commercial, or systemic objectives over individual autonomy and human dignity [14], [53].

Therefore, to ensure that the IoB acts as a catalyst for societal good rather than an instrument of algorithmic control, future AIoT architectures must be strictly governed by three foundational pillars: user-centric design, ethical transparency, and robust privacy frameworks [10], [13]. Interventions must be engineered with "fairness-by-design" and explicit user constraints, utilizing privacy-preserving technologies—such as on-device contextual bandits, federated learning, and "System 0" cognitive firewalls—that process sensitive data locally and effectively decouple personalization from invasive profiling [12], [13]. Furthermore, ethical transparency must be maintained through explainable AI (XAI) interfaces that clearly communicate why a nudge is being delivered, ensuring that users retain the cognitive liberty to accept, adapt, or reject the algorithmic recommendation [31], [53].

Ultimately, while AIoT-driven smart nudging embraces transformative prospective to resolve pressing global challenges in health and sustainability, it must be carefully balanced. By legally and technically embedding user-centric design, uncompromising ethical transparency, and resilient privacy frameworks into the core of digital choice architectures, we can harness the true power of the Internet of Behaviors to sustainably empower, rather than manipulate, modern society.

REFERENCES

- [1] I. Moustati, M. Saadi, N. Gherabi, and H. El Massari, "From The Internet of Things (IoT) to The Internet of Behaviors (IoB) for Data Analysis," in *2023 7th IEEE Congress on Information Science and Technology (CIST)*, Agadir - Marrakech, Morocco, 2023, pp. 634–639, doi: 10.1109/CIST56084.2023.10409989.
- [2] A. O. J. Kwok, "The next frontier of the Internet of Behaviors: data-driven nudging in smart tourism," *J. Tourism Futures*, vol. 11, no. 2, pp. 307–313, 2025, doi: 10.1108/JTF-11-2022-0288.
- [3] Y. H. Yamamoto, "Behavioural Economics and Consumer Decision-Making in the Age of Artificial Intelligence (AI), Data Science, Business Analytics, and Internet of Things (IoT)," *Social Sci. Chronicle*, vol. 4, no. 1, pp. 1–20, 2024, doi: 10.56106/ssc.2024.005.
- [4] D. Kahneman, "A perspective on judgment and choice: Mapping bounded rationality," *Amer. Psychologist*, vol. 58, no. 9, pp. 697–720, Sep. 2003.
- [5] R. H. Thaler and C. R. Sunstein, *Nudge: Improving Decisions About Health, Wealth, and Happiness*. New Haven, CT, USA: Yale Univ. Press, 2008.
- [6] M. Weinmann, C. Schneider, and J. vom Brocke, "Digital nudging," *Bus. Inf. Syst. Eng.*, vol. 58, no. 6, pp. 433–436, Dec. 2016, doi: 10.1007/s12599-016-0453-1.
- [7] R. Karlsen and A. Andersen, "Recommendations with a nudge," *Technologies*, vol. 7, no. 2, p. 45, May 2019, doi: 10.3390/technologies7020045.
- [8] K. Yeung, "'Hypernudge': Big data as a mode of regulation by design," *Inf. Commun. Soc.*, vol. 20, no. 1, pp. 118–136, 2017, doi: 10.1080/1369118X.2016.1186713.
- [9] C. Mele, T. Russo Spena, V. Kaartemo, and M. L. Marzullo, "Smart nudging: How cognitive technologies enable choice architectures for value co-creation," *J. Bus. Res.*, vol. 129, pp. 949–960, May 2021, doi: 10.1016/j.jbusres.2020.09.004.
- [10] F. H. Masmali, S. M. F. A. Khan, and T. Hakim, "IoT-Enabled Digital Nudge Architecture for Sustainable Energy Behavior: An SEM-PLS Approach," *Technologies*, vol. 13, no. 11, Art. no. 504, 2025, doi: 10.3390/technologies13110504.
- [11] D. Kotsopoulos, C. Bardaki, S. Lounis, and K. Pramataris, "What drives employees to save energy at work? An IoT-enabled gamified IS intervention," *Heliyon*, vol. 9, no. 5, Art. no. e16314, May 2023, doi: 10.1016/j.heliyon.2023.e16314.

- [12] G. Fan, D. Liu, and L. Pan, "Co-Adaptive Eco-Nudging: A Privacy-Preserving Contextual Bandit with User-Taught Preferences in Everyday Browsing," in *Proc. 2026 CHI Conf. Human Factors Comput. Syst. (CHI '26)*, 2026, pp. 1–20, doi: 10.1145/3772318.3791358.
- [13] Y. Nakamura, "AIoT-Driven Health Behavioral Security: Vision and Challenges," *ACM Trans. Comput. Healthcare*, vol. 7, no. 1, Art. no. 7, pp. 1–7, 2026, doi: 10.1145/3771551.
- [14] K. Bergram, M. Djokovic, V. Bezençon, and A. Holzer, "The Digital Landscape of Nudging: A Systematic Literature Review of Empirical Research on Digital Nudges," in *Proc. 2022 CHI Conf. Human Factors Comput. Syst. (CHI '22)*, 2022, pp. 1–16, doi: 10.1145/3491102.3517638.
- [15] K. J. Thomas Craig et al., "Systematic review of context-aware digital behavior change interventions to improve health," *Transl. Behav. Med.*, vol. 11, no. 5, pp. 1037–1048, May 2021, doi: 10.1093/tbm/ibaa099.
- [16] P. G. Hansen, "The definition of nudge and libertarian paternalism: Does the hand fit the glove?" *Eur. J. Risk Reg.*, vol. 7, no. 1, pp. 155–174, 2016.
- [17] A. Liberati et al., "The PRISMA statement for reporting systematic reviews and meta-analyses of studies that evaluate health care interventions: explanation and elaboration," *J. Clin. Epidemiol.*, vol. 62, no. 10, pp. e1–e34, Oct. 2009, doi: 10.1016/j.jclinepi.2009.06.006.
- [18] D. Moher, A. Liberati, J. Tetzlaff, D. G. Altman, and Prisma Group, "Preferred reporting items for systematic reviews and meta-analyses: the PRISMA statement," *PLoS Med.*, vol. 6, no. 7, Art. no. e1000097, Jul. 2009, doi: 10.1371/journal.pmed.1000097.
- [19] J. Webster and R. T. Watson, "Analyzing the past to prepare for the future: Writing a literature review," *MIS Quart.*, vol. 26, no. 2, pp. 13–23, Jun. 2002.
- [20] H. Qi, S. C. Ho, R. Y. Y. Chan, and C. M. V. Wong, "Transforming applied behavior analysis therapy: an Internet of Things-guided, retrieval-augmented large language model framework," *IEEE Access*, early access, 2025.
- [21] X. Yang, A. Lim, A. Nicolaides, and B. Morkos, "Towards the Understanding of Nudging Strategies in Cyber-Physical-Social System Manufacturing Environments," in *Proc. ASME 2022 Int. Design Eng. Tech. Confs.*, 2022, pp. 1–9.
- [22] M. Khan, Z. Zhihao, F. Ayyob, and A. Hussain, "A Privacy-Preserving IoMT Digital Twin: Integrating Wearable Multimodal Sensing and Edge-DRL for Precision Geriatric Cardiology," *Spectr. Eng. Sci.*, vol. 4, no. 5, pp. 1204–1241, 2026.
- [23] Y. Chen et al., "BI-Tech: An IoT-Based Behavioral Intervention System for User-Driven Energy Optimization in Commercial Spaces," *IEEE Access*, vol. 13, pp. 166853–166872, 2025, doi: 10.1109/ACCESS.2025.3607329.
- [24] S. Stirapongsasuti, K. Thonglek, S. Misaki, Y. Nakamura, and K. Yasumoto, "Insha: Intelligent nudging system for hand hygiene awareness," in *Proc. 21st ACM Int. Conf. Intelligent Virtual Agents*, Sep. 2021, pp. 183–190.
- [25] I. Lopatovska et al., "Talk to me: Exploring user interactions with the Amazon Alexa," *J. Librarianship Inf. Sci.*, vol. 51, no. 4, pp. 984–997, Dec. 2019.
- [26] F. Okeke, M. Sobolev, N. Dell, and D. Estrin, "Good vibrations: Can a digital nudge reduce digital overload?" in *Proc. 20th Int. Conf. Human-Computer Interaction with Mobile Devices and Services*, 2018, Art. no. 42, doi: 10.1145/3229434.3229463.
- [27] N. A. M. Khalufi, "Digital Nudges and Environmental Concern in Shaping Sustainable Consumer Behavior Aligned with SDGs 12 and 13," *Sustainability*, vol. 17, no. 24, Art. no. 11292, 2025, doi: 10.3390/su172411292.
- [28] F. D. Davis, "Perceived Usefulness, Perceived Ease of Use, and User Acceptance of Information Technology," *MIS Quart.*, vol. 13, no. 3, pp. 319–340, Sep. 1989, doi: 10.2307/249008.
- [29] T. Rahman et al., "Improving Context-Aware Personalized Nudging: Using Wearable Sensors to Reduce Sedentary Behavior," *Delaware J. Public Health*, 2026, doi: 10.32481/djph.2026.03.14.
- [30] N. Yamsani, P. Devi, H. Awashti, and R. Kumar, "Beyond Data: A Privacy-Preserving IoT Framework for Personalized and Behavior-Based Health Interventions," *Proc. IEEE*, early access, pp. 1–4, 2026.
- [31] M. Zhang, "Action Mechanism and Optimization Strategy of Artificial Intelligence in Health Behavior Intervention: Diet and Exercise Management Service," *Int. J. Mobile Human Comput. Interaction*, vol. 17, no. 1, pp. 1–17, 2026, doi: 10.4018/IJMHCI.409372.
- [32] M. N. Hasan, S. Islam, A. H. Hussain, M. M. Islam, and M. M. Hassan, "Personalized Health Monitoring Of Autistic Children Through AI And Iot Integration," *J. Int. Crisis Risk Commun. Res.*, vol. 7, no. S4, pp. 358–364, 2024.
- [33] M. M. Mahmood, "Emotion-Driven IoT Feedback Loop for Caregiver Training," *Front. Comput. Sci. Artif. Intell.*, vol. 1, no. 2, pp. 18–23, 2024, doi: 10.32996/fcsai.2024.1.2.4.
- [34] Y. Liu and B. Wang, "Advanced applications in chronic disease monitoring using IoT mobile sensing device data, machine learning algorithms and frame theory: a systematic review," *Front. Public Health*, vol. 13, Art. no. 1510456, 2025, doi: 10.3389/fpubh.2025.1510456.
- [35] A. Yashudas, D. Gupta, G. C. Prashant, A. Dua, D. AlQahtani, and A. S. K. Reddy, "DEEP-CARDIO: Recommendation system for cardiovascular disease prediction using IOT network," *IEEE Sensors J.*, vol. 24, pp. 14539–14547, 2024, doi: 10.1109/JSEN.2024.3373429.
- [36] K. M. Abubeker et al., "Internet of Things enabled open source real-time blood glucose monitoring framework," *Sci. Rep.*, vol. 14, Art. no. 6151, 2024, doi: 10.1038/s41598-024-56677-z.
- [37] C. P. Utomo, M. Fathurahman, and D. F. D. Saputra, "Diabetes prediction of critical care patient using catboost algorithm," *AIP Conf. Proc.*, 2024, doi: 10.1063/5.0179657.
- [38] J. Ramesh, R. Aburukba, and A. Sagahyroon, "A remote healthcare monitoring framework for diabetes prediction using machine learning," *Healthcare Technol. Lett.*, vol. 8, pp. 45–57, 2021, doi: 10.1049/htl2.12010.
- [39] R. Palaniappa G. S. Karthick and P. B. Pankajavalli, "Chronic obstructive pulmonary disease prediction using Internet of things-spiro system and fuzzy-based quantum neural network classifier," *Theor. Comput. Sci.*, vol. 941, pp. 55–76, 2023, doi: 10.1016/j.tcs.2022.08.021.
- [40] G. S. Karthick and P. B. Pankajavalli, "Chronic obstructive pulmonary disease prediction using Internet of things-spiro system and fuzzy-based quantum neural network classifier," *Theor. Comput. Sci.*, vol. 941, pp. 55–76, 2023, doi: 10.1016/j.tcs.2022.08.021.
- [41] T. Troosters, W. Janssens, H. Demeyer, and R. A. Rabinovich, "Pulmonary rehabilitation and physical interventions," *Eur. Respir. Rev.*, vol. 32, Art. no. 168, 2023, doi: 10.1183/16000617.0222-2022.

-
- [42] D. Kotsopoulos, C. Bardaki, and K. Pramatar, "How to motivate employees towards organizational energy conservation: Insights based on employees perceptions and an IoT-enabled gamified IS intervention," *Heliyon*, vol. 9, Art. no. e16314, 2023, doi: 10.1016/j.heliyon.2023.e16314.
 - [43] M. Berger, H. Gimpel, F. Schnaak, and L. Wolf, "Can feedback nudges enhance user satisfaction? Kano analysis for different eco-feedback nudge features in a smart home app," *Electron. Markets*, vol. 35, Art. no. 29, 2025, doi: 10.1007/s12525-025-00763-1.
 - [44] T. He, F. Jazizadeh, and L. Arpan, "Voice-based Proactive Smart Home Assistants Nudging Occupants for HVAC Energy-Saving Behaviors: A Smart Speaker Case," Virginia Tech and Florida State University, Blacksburg, VA, USA, unpublished manuscript.
 - [45] N. Panwar, D. Krawczyk Shetty, and S. S. Shenoy, "Can AI-Driven nudging promote sustainable product adoption on e-commerce platforms?" *Rev. Adm. Contemp.*, vol. 29, no. 6, Art. no. e250105, 2025, doi: 10.1590/1982-7849rac2025250105.en.
 - [46] A. S. Alfa, B. T. Maharaj, B. Awoyemi, and H. A. Ghazaleh, "The Role of 5G and IoT in Smart Cities," in *Handbook of Smart Cities*, M. Maheswaran and E. Badidi, Eds. Cham, Switzerland: Springer, 2018, pp. 31–53, doi: 10.1007/978-3-319-97271-8_2.
 - [47] S. Ranchordás, "Nudging citizens through technology in smart cities," *Int. Rev. Law Comput. Technol.*, vol. 34, no. 3, pp. 254–276, 2020, doi: 10.1080/13600869.2019.1590928.
 - [48] R. Zhu, Sullivan Wu, L. Li, P. Lv, and M. Xu, "Context-Aware Multiagent Broad Reinforcement Learning for Mixed Pedestrian-Vehicle Adaptive Traffic Light Control," *IEEE Internet Things J.*, vol. 9, no. 20, pp. 19694–19705, Oct. 2022, doi: 10.1109/JIOT.2022.3167029.
 - [49] A. Mondal, S. Reiff-Marganiec, and S. Bhowmick, "Mobile Computing, IoT and Big Data for Urban Informatics: Challenges and Opportunities," in *Handbook of Smart Cities*, M. Maheswaran and E. Badidi, Eds. Cham, Switzerland: Springer, 2018, pp. 81–113, doi: 10.1007/978-3-319-97271-8_4.
 - [50] D. Tzanetou, S. Ponis, G. Plakas, E. Aretoulaki, and A. Karpetis, "The Golden Seal Project: Integrating IoT, Unmanned Vehicles, and Gamification for Marine Plastic Pollution Monitoring and Sustainable Tourism," *Appl. Sci.*, vol. 15, Art. no. 9564, 2025, doi: 10.3390/app150909564.
 - [51] B. P. Rimal, E. Kong, B. Poudel, and P. Shahi, "Smart Electric Vehicle Charging in the Era of Internet of Vehicles, Emerging Trends, and Open Issues," *Energies*, vol. 15, Art. no. 1908, 2022, doi: 10.3390/en15051908.
 - [52] Y. Cao, N. Ahmad, O. Kaiwartya, G. Puturs, and M. Khalid, "Intelligent Transportation Systems Enabled ICT Framework for Electric Vehicle Charging in Smart City," in *Handbook of Smart Cities*, M. Maheswaran and E. Badidi, Eds. Cham, Switzerland: Springer, 2018, pp. 311–329, doi: 10.1007/978-3-319-97271-8_12.
 - [53] E. Scattarreggia, "Protecting Consumers & the Market in the Cyborg Era," presented at the ITS European Regional Conference 2025, 2025.
 - [54] D. Kahneman, *Thinking, Fast and Slow*. New York, NY, USA: Farrar, Straus and Giroux, 2011.
 - [55] C. M. Gray, Y. Kou, B. Battles, J. Hoggatt, and A. L. Toombs, "The Dark (Patterns) Side of UX Design," in *Proc. 2018 CHI Conf. Human Factors Comput. Syst.*, 2018, pp. 1–14.
 - [56] A. Mathur et al., "Dark patterns at scale: Findings from a crawl of 11K shopping websites," *Proc. ACM Hum.-Comput. Interact.*, vol. 3, no. CSCW, Art. no. 81, pp. 1–32, Nov. 2019.
 - [57] R. Legaspi et al., "The sense of agency in human-AI interactions," *Knowl.-Based Syst.*, vol. 286, Art. no. 111298, 2024.
 - [58] I. Richard, "'Hypernudging': a threat to moral autonomy," *AI Ethics*, 2024.
 - [59] S. Faraoni, "Persuasive technology and computational manipulation: hypernudging out of mental self-determination," *Front. Artif. Intell.*, vol. 6, Art. no. 1216340, 2023.
 - [60] M. Chiriatti, M. Ganapini, E. Panai, M. Ubiali, and G. Riva, "The case for human-AI interaction as system 0 thinking," *Nat. Hum. Behav.*, vol. 8, no. 10, pp. 1829–1830, Oct. 2024.
 - [61] M. Chiriatti, M. Bergamaschi Ganapini, E. Panai, B. K. Wiederhold, and G. Riva, "System 0: Transforming artificial intelligence into a cognitive extension," *Cyberpsychol. Behav. Soc. Netw.*, vol. 28, no. 7, pp. 534–542, Jul. 2025, doi: 10.1089/cyber.2025.0201.
 - [62] M. Adnan, N. Yamsani, P. Devi, H. Awashti, and R. Kumar, "Beyond Data: A Privacy-Preserving IoT Framework for Personalized and Behavior-Based Health Interventions," in *Proc. 2026 Int. Conf. Smart Futuristic Technol. (ICSFT)*, 2026, pp. 1–6, doi: 10.1109/ICSFT66733.2026.11506716.
 - [63] B. Martinez and X. Vilajosana, "On the Sustainability of Virtual Platforms: A Behavioral Intervention," *IEEE Access*, vol. 10, pp. 29193–29207, 2022, doi: 10.1109/ACCESS.2022.3159518.
 - [64] N. Pesantez-Jara, N. Márquez, and C. Vidal-Silva, "Modeling the Nutrition-Academic Intention Gap: A Data-Driven Adaptive Gamified Architecture," *Computers*, vol. 15, no. 3, Art. no. 152, 2026, doi: 10.3390/computers15030152.
 - [65] R. Xiao, Z. Wu, and J. Hamari, "Internet-of-Gamification: A Review of Literature on IoT-enabled Gamification for User Engagement," *Int. J. Hum.-Comput. Interact.*, vol. 38, no. 12, pp. 1113–1137, 2022, doi: 10.1080/10447318.2021.1990517.
 - [66] F. Cellina et al., "Significant but transient: The impact of an energy saving app targeting Swiss households," *Appl. Energy*, vol. 355, Art. no. 122280, 2024, doi: 10.1016/j.apenergy.2023.122280.n, "Comparative analysis of support vector machine, random forest and k-nearest neighbor classifiers for predicting remaining usage life of roller bearings," *Informatica*, vol. 48, Art. no. 5726, 2024, doi: 10.31449/inf.v48i7.5726.
-