การพัฒนาแบบจำลองเชิงการจำลองเพื่อวิเคราะห์ผลกระทบจากภัยพิบัติและการกู้คืนสถานีฐานในเครือข่ายโทรคมนาคม

A Simulation-Based Approach for Modeling Disaster Impact and BTS Recovery in Telecommunication Networks

นายชานนทร์ คงศรี

นักศึกษาระดับปริญญาเอกภาคสมทบ

สาขาวิชาเทคโนโลยีดิจิทัลมีเดีย คณะวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลสุวรรณภูมิ

บทคัดย่อ

เครือข่ายโทรคมนาคมมีบทบาทสำคัญต่อการสื่อสาร เปรียบดังปัจจัยที่ห้าในปัจจุบัน และการบริหารจัดการสถานการณ์ฉุกเฉินเมื่อเกิดภัยพิบัติ เช่น แผ่นดินไหวหรือเหตุการณ์วิกฤตขนาดใหญ่ โครงสร้างพื้นฐานของเครือข่าย โดยเฉพาะสถานีฐาน (Base Transceiver Station: BTS) อาจได้รับความเสียหาย ส่งผลให้การสื่อสารหยุดชะงักและกระทบต่อความปลอดภัยของประชาชน การมีระบบที่สามารถจำลองผลกระทบจากภัยพิบัติและสนับสนุนการตัดสินใจในการกู้คืนเครือข่ายอย่างเป็นระบบจึงมีความจำเป็นเพื่อประเมินและลดผลกระทบดังกล่าว

งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อพัฒนา ระบบจำลองเครือข่ายโทรคมนาคม (Network Simulation System) ที่สามารถจำลองการทำงานของโครงข่ายได้ทั้งในสภาวะปกติและสภาวะวิกฤต ระบบจำลองถูกออกแบบในลักษณะเชิงโมดูล ประกอบด้วยโมดูลนำเข้าข้อมูลพารามิเตอร์เครือข่าย เช่น โครงสร้าง BTS แบนด์วิดท์ ปริมาณการใช้งานข้อมูล และเส้นทางใยแก้วนำแสง โมดูลการจำลองผลกระทบจากภัยพิบัติ และโมดูลการแสดงผลลัพธ์ของการจำลอง

จุดเด่นของงานวิจัยคือการศึกษาและเปรียบเทียบแขนงของปัญญาประดิษฐ์ ได้แก่ Machine Learning, Deep Learning และ Reinforcement Learning เพื่อคัดเลือกแขนง AI ที่เหมาะสมที่สุดสำหรับการใช้เป็นกลไกตัดสินใจในการเลือกกลยุทธ์การกู้คืน BTS ภายใต้ข้อจำกัดของทรัพยากร นอกจากนี้ ยังมีการประเมินความเหมาะสมของโมดูลดังกล่าวผ่านการประเมินจากผู้เชี่ยวชาญ เพื่อยืนยันความสมเหตุสมผลและความเป็นไปได้ในการนำไปประยุกต์ใช้จริง

คำสำคัญ Network Simulation, Disaster Impact Modeling, BTS Recovery Strategy, Artificial Intelligence for Network Recovery, Resilient Telecommunication Networks

1. บทนำ (Introduction)

ในปัจจุบัน ระบบเครือข่ายคอมพิวเตอร์มีความซับซ้อนเพิ่มขึ้นอย่างต่อเนื่อง ทั้งในด้านสถาปัตยกรรม เทคโนโลยี และความต้องการใช้งานที่หลากหลาย การออกแบบระบบเครือข่ายจึงไม่ใช่เพียงการกำหนดโครงสร้างทางเทคนิคเท่านั้น แต่ต้องอาศัยการวิเคราะห์ความต้องการของผู้ใช้ การพิจารณาข้อจำกัดด้านทรัพยากร และการตัดสินใจเชิงวิศวกรรมอย่างรอบคอบ งานวิจัยจำนวนมากได้เสนอแนวทางการทำให้กระบวนการออกแบบและบริหารจัดการเครือข่ายเป็นอัตโนมัติและอัจฉริยะมากขึ้น โดยอาศัยปัญญาประดิษฐ์ ระบบอัตโนมัติ และแนวคิดเครือข่ายแบบอิงเจตนา (Intent-Based Networking) เพื่อช่วยลดภาระของมนุษย์และเพิ่มประสิทธิภาพของระบบเครือข่าย [4], [5], [10]

โครงข่ายโทรคมนาคมมีบทบาทสำคัญต่อการสื่อสาร การประสานงานด้านความมั่นคง และการบริหารจัดการสถานการณ์ฉุกเฉิน อย่างไรก็ตาม เมื่อเกิดภัยพิบัติ เช่น แผ่นดินไหว น้ำท่วม หรือเหตุการณ์รุนแรงขนาดใหญ่ โครงสร้างพื้นฐานของเครือข่าย โดยเฉพาะสถานีฐาน (Base Transceiver Station: BTS) และเส้นทางสื่อสารหลัก อาจได้รับความเสียหาย ส่งผลให้การให้บริการหยุดชะงักและลดประสิทธิภาพการสื่อสารในช่วงเวลาวิกฤต การออกแบบระบบที่สามารถจำลองผลกระทบของภัยพิบัติต่อโครงข่ายและสนับสนุนการตัดสินใจในการกู้คืนเครือข่ายอย่างเป็นระบบจึงเป็นประเด็นสำคัญในงานวิจัยด้านเครือข่ายสมัยใหม่ งานวิจัยด้าน Network Simulation ได้พัฒนาเครื่องมือและกรอบแนวคิดสำหรับการจำลองโครงข่ายสื่อสาร เช่น ns-3 และ OMNeT++ ซึ่งช่วยให้สามารถวิเคราะห์พฤติกรรมของโครงข่ายภายใต้เงื่อนไขต่างๆ ได้อย่างยืดหยุ่น [1]–[4] อย่างไรก็ตาม งานวิจัยส่วนใหญ่เน้นการจำลองประสิทธิภาพเชิงเทคนิคในสภาวะปกติ มากกว่าการวิเคราะห์ผลกระทบจากภัยพิบัติและกระบวนการฟื้นฟูเครือข่ายในบริบทของสภาวะวิกฤต ในด้าน Disaster Impact Modeling มีการเสนอกรอบการวิเคราะห์ความเสียหายของโครงสร้างพื้นฐานและการประเมินความเสี่ยงจากเหตุการณ์รุนแรง [5]–[8] ซึ่งช่วยให้เข้าใจรูปแบบความเสียหายและความไม่แน่นอนที่เกิดขึ้นกับโครงข่าย อย่างไรก็ตาม การบูรณาการโมเดลดังกล่าวเข้ากับระบบจำลองเครือข่ายแบบครบวงจรยังมีข้อจำกัด โดยเฉพาะการเชื่อมโยงผลกระทบกับกระบวนการตัดสินใจด้านการกู้คืนสถานีฐาน

สำหรับ BTS Recovery Strategy งานวิจัยที่ผ่านมาได้เสนอแนวทางการฟื้นฟูเครือข่ายภายใต้สถานการณ์ภัยพิบัติ เช่น การใช้สถานีฐานเคลื่อนที่ การจัดลำดับความสำคัญของพื้นที่ และการจัดสรรทรัพยากรที่มีอยู่อย่างจำกัด [9]–[12] อย่างไรก็ตาม แนวทางส่วนใหญ่ยังอาศัยกฎเชิงฮิวริสติกหรือการกำหนดลำดับแบบตายตัว ซึ่งอาจไม่เหมาะสมกับสถานการณ์ที่มีความซับซ้อนและเปลี่ยนแปลงตลอดเวลา ซึ่งในช่วงหลัง การประยุกต์ใช้ Artificial Intelligence (AI) ในการบริหารจัดการเครือข่ายได้รับความสนใจมากขึ้น โดยเฉพาะการใช้ Machine Learning และ

Reinforcement Learning เพื่อเพิ่มความสามารถในการปรับตัวและการตัดสินใจแบบอัตโนมัติ [13]–[16] แนวคิดดังกล่าวสอดคล้องกับกรอบของเครือข่ายที่มีความยืดหยุ่น (Resilient Telecommunication Networks) ซึ่งเน้นความสามารถในการคงอยู่และฟื้นฟูหลังเหตุการณ์รุนแรง [17]–[20] อย่างไรก็ตาม ยังขาดงานวิจัยที่บูรณาการการจำลองผลกระทบจากภัยพิบัติ การเลือกกลยุทธ์การกู้คืน BTS ด้วย AI และการประเมินประสิทธิภาพของการกู้คืนไว้ในระบบเดียวกัน

ดังนั้น งานวิจัยนี้จึงเสนอ แนวทางเชิงการจำลองสำหรับการสร้างแบบจำลองผลกระทบจากภัยพิบัติและการกู้คืน BTS ในเครือข่ายโทรคมนาคม โดยพัฒนาระบบจำลองที่สามารถวิเคราะห์ทั้งสภาวะปกติและสภาวะวิกฤต พร้อมทั้งศึกษาและเปรียบเทียบแขนงของ AI เพื่อคัดเลือกแนวทางที่เหมาะสมที่สุดสำหรับการตัดสินใจในการกู้คืนสถานีฐาน ผลลัพธ์ที่ได้คาดว่าจะช่วยสนับสนุนการวางแผนฟื้นฟูโครงข่ายโทรคมนาคมในสถานการณ์ฉุกเฉินอย่างมีประสิทธิภาพและเป็นระบบมากยิ่งขึ้น

2. วัตถุประสงค์

2.1 เพื่อพัฒนาและออกแบบระบบจำลองเครือข่ายโทรคมนาคม (Network Simulation System)

2.2 เพื่อศึกษาวิเคราะห์แขนงของปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence: AI) ที่เหมาะสมที่สุดสำหรับการประยุกต์ใช้ในโมดูลการเลือกกลยุทธ์การกู้คืนสถานีฐาน (BTS Recovery Strategy)

2.3 เพื่อประเมินความเหมาะสมและความสมเหตุสมผลของโมดูลการกู้คืน BTS ที่ใช้ AI ผ่านการประเมินจากผู้เชี่ยวชาญ

3. ขอบเขตของการวิจัย

งานวิจัยนี้มุ่งเน้นการพัฒนาและศึกษาระบบจำลองเครือข่ายโทรคมนาคมเพื่อวิเคราะห์ผลกระทบจากภัยพิบัติและการกู้คืนสถานีฐาน (Base Transceiver Station: BTS) ภายใต้เงื่อนไขของสถานการณ์วิกฤต โดยกำหนดขอบเขตของการวิจัยในด้านต่าง ๆ ดังต่อไปนี้

3.1 งานวิจัยนี้ครอบคลุมการจำลองโครงข่ายโทรศัพท์เคลื่อนที่ในระดับโครงสร้างพื้นฐาน โดยพิจารณาองค์ประกอบหลัก ได้แก่ โหนดเครือข่าย สถานีฐาน BTS โครงข่ายใยแก้วนำแสง (Fiber Optic Network) และความสัมพันธ์ระหว่างองค์ประกอบเหล่านี้ ระบบจำลองจะรองรับการวิเคราะห์การทำงานของเครือข่ายทั้งในสภาวะปกติและสภาวะวิกฤต เช่น แผ่นดินไหว ซึ่งส่งผลให้เกิดความเสียหายต่อ BTS หรือเส้นทางสื่อสารบางส่วน ขอบเขตของการวิจัยจะไม่ครอบคลุมถึงการออกแบบ

ฮาร์ดแวร์จริงของ BTS หรือการติดตั้งอุปกรณ์ในพื้นที่จริง แต่จะมุ่งเน้นการวิเคราะห์เชิงแบบจำลอง (Simulation-Based Analysis)

3.2 ขอบเขตด้านเทคโนโลยี

งานวิจัยนี้จำกัดขอบเขตการประยุกต์ใช้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ในส่วนของ การเลือกกลยุทธ์การกู้คืน BTS เท่านั้น โดยศึกษาและเปรียบเทียบแขนงของ AI จำนวนสามแขนง ได้แก่ Machine Learning, Deep Learning และ Reinforcement Learning เพื่อคัดเลือกแขนงที่เหมาะสมที่สุดสำหรับการตัดสินใจในสถานการณ์วิกฤต งานวิจัยจะไม่ครอบคลุมการพัฒนาโมเดล AI เชิงลึกในระดับอัลกอริทึมเชิงคณิตศาสตร์ แต่จะมุ่งเน้นการออกแบบกรอบการประยุกต์ใช้ AI ในระบบจำลอง

3.3 ขอบเขตด้านการประเมินผล

การประเมินผลในงานวิจัยนี้มุ่งเน้นการประเมินประสิทธิภาพของระบบจำลองและโมดูลการกู้คืน BTS โดยใช้ตัวชี้วัดด้านเครือข่าย เช่น ระยะเวลาในการกู้คืน (Mean Time to Recovery: MTTR) ระดับการฟื้นฟูความครอบคลุมของเครือข่าย และความต่อเนื่องของการให้บริการ นอกจากนี้ ยังมีการประเมินความเหมาะสมและความสมเหตุสมผลของโมดูลการกู้คืน BTS ที่ใช้ AI ผ่านการประเมินจากผู้เชี่ยวชาญ (Expert Validation) โดยไม่ครอบคลุมการทดสอบกับเครือข่ายจริงหรือผู้ใช้งานจริงในภาคสนาม

4. ขอบเขตด้านพื้นที่และข้อมูล

การจำลองในงานวิจัยนี้เป็นการจำลองเชิงแนวคิดและเชิงโครงสร้าง (Conceptual and Structural Simulation) โดยมุ่งเน้นการออกแบบกรอบการทำงานของระบบจำลองเครือข่ายโทรคมนาคมภายใต้สถานการณ์ภัยพิบัติ การวิจัยไม่ได้อ้างอิงพื้นที่จริงของผู้ให้บริการรายใดรายหนึ่งและไม่ใช้ข้อมูลเชิงพาณิชย์ที่มีความอ่อนไหว ทั้งนี้ ข้อมูลที่ใช้ในการจำลองประกอบด้วยข้อมูลสมมติ (Synthetic Data) และข้อมูลอ้างอิงจากเอกสารวิชาการที่เกี่ยวข้อง เช่น โครงสร้าง BTS ทั่วไป ลักษณะโครงข่ายใยแก้วนำแสง และรูปแบบผลกระทบจากภัยพิบัติในงานวิจัยที่ผ่านมา

4.1 ประชากร (Population)

ประชากรของการวิจัยในส่วนของการประเมินเชิงผู้เชี่ยวชาญ คือ ผู้เชี่ยวชาญด้านเครือข่ายโทรคมนาคม วิศวกรรมสื่อสาร เทคโนโลยีสารสนเทศ และปัญญาประดิษฐ์ ที่มีประสบการณ์ด้านการออกแบบ บริหารจัดการ หรือวิเคราะห์โครงข่ายโทรคมนาคม โดยเฉพาะในบริบทของความทนทานของเครือข่าย (Network Resilience) หรือการจัดการเหตุขัดข้อง (Network Failure Management)

4.2 กลุ่มตัวอย่างผู้เชี่ยวชาญ (Expert Sample)

กลุ่มตัวอย่างใช้วิธีการคัดเลือกแบบเจาะจง (Purposive Sampling) โดยเลือกผู้เชี่ยวชาญที่มีคุณสมบัติตรงตามเกณฑ์

4.2.1 มีประสบการณ์ทำงานด้านเครือข่ายโทรคมนาคมไม่น้อยกว่า 5–10 ปี

4.2.2 มีผลงานวิจัยหรือประสบการณ์ด้าน AI หรือ Network Optimization

4.2.3 มีบทบาทในการออกแบบหรือบริหารจัดการระบบเครือข่ายจริง

จำนวนผู้เชี่ยวชาญที่ใช้ในการประเมินกรอบแนวคิดและโมดูลการกู้คืน BTS อยู่ในช่วง 3–7 คน ซึ่งเหมาะสมกับการประเมินเชิงคุณภาพและการคำนวณดัชนีความสอดคล้องของเนื้อหา (Index of Item-Objective Congruence: IOC)

4.3 ตัวแปรต้นและตัวแปรตาม

ในการจำลองระบบและการประเมินโมดูลการกู้คืน BTS งานวิจัยนี้กำหนดตัวแปรดังนี้

ตัวแปรต้น (Independent Variables)

- ประเภทและระดับความรุนแรงของภัยพิบัติ
- จำนวนและตำแหน่งของ BTS ที่ได้รับผลกระทบ
- ปริมาณทรัพยากรที่ใช้ในการกู้คืน (ทีมช่าง, อุปกรณ์, Mobile BTS)
- แขนงของ AI ที่ใช้ในการตัดสินใจ (ML, DL, RL)

ตัวแปรตาม (Dependent Variables)

- ระยะเวลาเฉลี่ยในการกู้คืน (Mean Time to Recovery: MTTR)
- อัตราการฟื้นฟูความครอบคลุมของเครือข่าย (Coverage Restoration Rate)
- ความต่อเนื่องของการให้บริการ (Service Availability)
- ประสิทธิภาพเชิงเปรียบเทียบของกลยุทธ์การกู้คืน

ตัวแปรดังกล่าวถูกนำมาใช้ในการวิเคราะห์ประสิทธิภาพของระบบจำลองและใช้ประกอบการประเมินความเหมาะสมของโมดูลการกู้คืน BTS ที่ใช้ AI ผ่านการประเมินจากผู้เชี่ยวชาญ

4. ประโยชน์ที่คิดว่าจะได้รับ

งานวิจัยนี้คาดว่าจะก่อให้เกิดประโยชน์เชิงวิชาการและเชิงประยุกต์ โดยเฉพาะในส่วนของการศึกษา วิเคราะห์ และคัดเลือกแขนงของปัญญาประดิษฐ์ที่เหมาะสมที่สุดสำหรับการประยุกต์ใช้ใน

โมดูลการกู้คืนสถานีฐาน (BTS Recovery Strategy) ภายใต้ระบบจำลองเครือข่ายโทรคมนาคมในสถานการณ์วิกฤต

4.1 งานวิจัยจะช่วยสร้างองค์ความรู้เชิงเปรียบเทียบเกี่ยวกับศักยภาพของแขนง AI หลัก ได้แก่ Machine Learning, Deep Learning และ Reinforcement Learning ในบริบทของการตัดสินใจด้านการกู้คืนโครงข่ายโทรคมนาคม ซึ่งปัจจุบันงานวิจัยจำนวนมากมักศึกษา AI ในบริบทของการเพิ่มประสิทธิภาพเครือข่ายทั่วไป แต่ยังขาดการวิเคราะห์เชิงลึกเกี่ยวกับความเหมาะสมของแต่ละแขนงภายใต้เงื่อนไขของภัยพิบัติและข้อจำกัดด้านทรัพยากร งานวิจัยนี้จึงมีส่วนช่วยเติมเต็มช่องว่างดังกล่าว โดยนำเสนอเกณฑ์การประเมินและการจัดลำดับความเหมาะสมของ AI อย่างเป็นระบบ

4.2 ผลการวิจัยจะเป็นแนวทางสำหรับการออกแบบโมดูลการกู้คืน BTS ในระบบจำลองเครือข่ายให้มีความชาญฉลาดและสามารถปรับตัวได้ตามสถานการณ์จริง การระบุแขนง AI ที่เหมาะสมที่สุดจะช่วยเพิ่มประสิทธิภาพในการจัดลำดับความสำคัญของการกู้คืน การจัดสรรทรัพยากร และการลดระยะเวลาในการฟื้นฟูเครือข่าย ซึ่งส่งผลโดยตรงต่อความต่อเนื่องของการให้บริการและความปลอดภัยของผู้ใช้งานในภาวะฉุกเฉิน

4.3 งานวิจัยจะช่วยพัฒนากรอบแนวคิดสำหรับการประเมินความสมเหตุสมผลของการนำ AI ไปประยุกต์ใช้ในงานด้านโครงสร้างพื้นฐานสำคัญ (Critical Infrastructure) ผ่านกระบวนการประเมินจากผู้เชี่ยวชาญ (Expert Validation) ซึ่งสามารถนำไปประยุกต์ใช้ในงานวิจัยอื่นที่เกี่ยวข้องกับระบบอัจฉริยะและโครงสร้างพื้นฐานด้านดิจิทัล

ผลลัพธ์จากการคัดเลือกและจัดอันดับแขนง AI ที่เหมาะสมที่สุดจะเป็นข้อมูลพื้นฐานสำหรับการพัฒนาระบบจำลองเครือข่ายในอนาคต และสามารถนำไปต่อยอดในการวางแผนเชิงกลยุทธ์ด้านความยืดหยุ่นของเครือข่าย (Network Resilience Planning) ในระดับองค์กรหรือระดับประเทศได้อย่างมีหลักการและเป็นระบบมากยิ่งขึ้น

5. กรอบแนวคิดการวิจัย

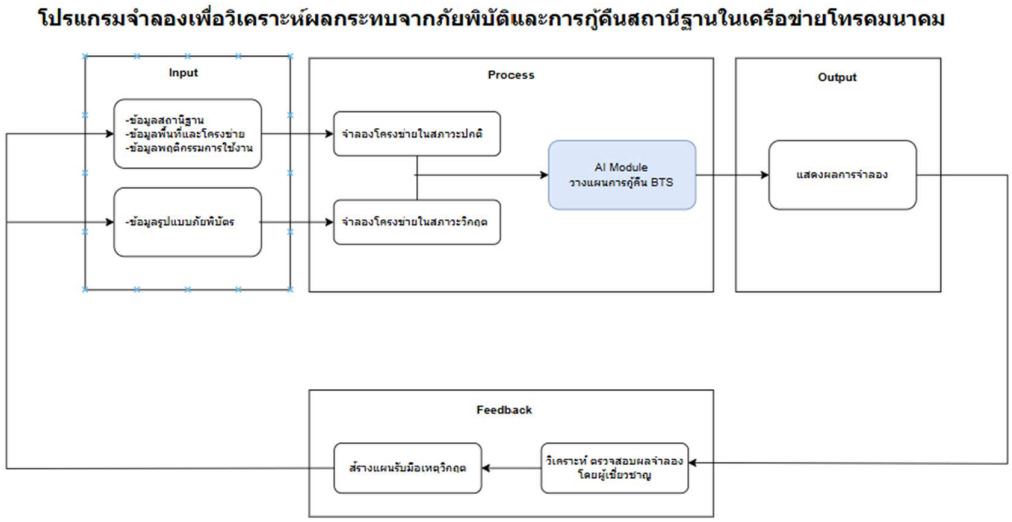

Fig 1. โครงสร้างแบบจำลองเพื่อวิเคราะห์ผลกระทบจากภัยพิบัติและการกู้คืนสถานีฐานในเครือข่ายโทรคมนาคม

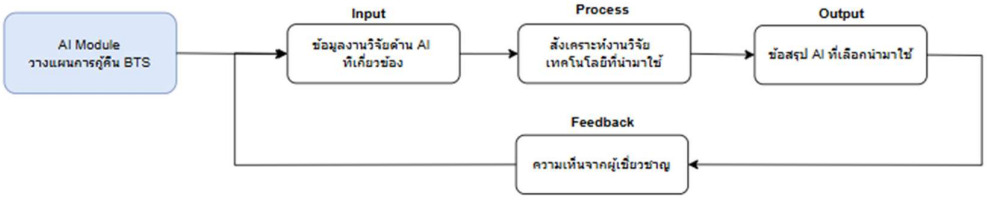

Fig 2. กรอบแนวคิดการวิจัย การศึกษาเทคโนโลยี AI และการประเมินจากผู้เชี่ยวชาญ

6. วิธีดำเนินการวิจัย

6.1 ศึกษาและวิเคราะห์งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ขั้นตอนแรกของการดำเนินการวิจัยคือการศึกษาและวิเคราะห์งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง (Literature Review) เพื่อสร้างกรอบแนวคิดเชิงทฤษฎีและเชิงเทคนิคสำหรับการพัฒนาระบบจำลอง Network Simulation ที่รองรับการจำลองผลกระทบจากภัยพิบัติและกระบวนการกู้คืนสถานีฐาน (BTS Recovery) อย่างเหมาะสม การทบทวนวรรณกรรมครอบคลุม 5 กลุ่มหัวข้อหลัก ได้แก่ (1) Crisis Network Simulation (2) BTS Failure and Recovery Modeling (3) Resilient Network Architecture (4) Emergency Communication Restoration และ (5) Network Recovery Performance Metrics

การสืบค้นเอกสารดำเนินการผ่านฐานข้อมูลวิชาการที่ได้รับการยอมรับ เช่น IEEE Xplore, ScienceDirect และ SpringerLink โดยคัดเลือกบทความวิจัยที่มีความเกี่ยวข้องโดยตรงกับการจำลองเครือข่ายในสภาวะวิกฤต การออกแบบโครงข่ายที่มีความทนทาน (Resilience) และการประยุกต์ใช้ AI ในการเพิ่มประสิทธิภาพการกู้คืนโครงข่าย ในขั้นตอนการวิเคราะห์ ผู้วิจัยทำการจัดหมวดหมู่แนวทางที่พบในวรรณกรรมออกเป็น 3 มิติสำคัญ ได้แก่

1.มิติการจำลองโครงข่าย (Simulation Modeling Techniques) เช่น Discrete Event Simulation, Graph-based Modeling และ Digital Twin

2.มิติการประเมินความทนทานและการฟื้นฟู (Resilience and Recovery Modeling) เช่น การวัด Time to Recovery, Connectivity Ratio และ Service Availability

3.มิติการประยุกต์ใช้ปัญญาประดิษฐ์เพื่อการตัดสินใจ (AI-based Optimization and Decision Support)

นอกจากนี้ ยังมีการวิเคราะห์ช่องว่างขององค์ความรู้ (Research Gap Analysis) พบว่างานวิจัยส่วนใหญ่มุ่งเน้นการวิเคราะห์ความเสียหายหรือการออกแบบโครงสร้างเครือข่ายเชิงทฤษฎี แต่ยังขาดการบูรณาการโมดูล AI ที่สามารถเลือกกลยุทธ์การกู้คืน BTS แบบอัตโนมัติภายใต้ข้อจำกัดของทรัพยากรและสถานการณ์ที่เปลี่ยนแปลงแบบพลวัต ผลลัพธ์จากขั้นตอนนี้คือกรอบแนวคิดเชิงบูรณาการที่ใช้เป็นพื้นฐานในการออกแบบ High-Level View (HLV) ของระบบจำลอง และเป็นฐานข้อมูลเชิงเหตุผลสำหรับการคัดเลือกแขนง AI ที่เหมาะสมที่สุดในขั้นตอนถัดไป

6.2 การสังเคราะห์เทคโนโลยีและกลุ่มงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ในขั้นตอนนี้ ผู้วิจัยดำเนินการทบทวนวรรณกรรมอย่างเป็นระบบ (Systematic Literature Review) ครอบคลุมหัวข้อ Crisis Network Simulation, BTS Failure Modeling, Resilient Network Architecture, Emergency Restoration และ AI-based Network Optimization โดยคัดเลือกงานวิจัยจากฐานข้อมูลวิชาการที่ได้รับการยอมรับ เช่น IEEE Xplore, ScienceDirect และ Springer การสังเคราะห์จะจัดกลุ่มเทคโนโลยีออกเป็น 3 ส่วนหลัก ได้แก่

1. เทคโนโลยีการจำลองเครือข่าย (เช่น Discrete Event Simulation, Digital Twin, NS-3)

2. แบบจำลองความทนทานของเครือข่าย (Resilience Modeling)

3. เทคโนโลยี AI สำหรับการตัดสินใจ

จากนั้นจึงวิเคราะห์เปรียบเทียบจุดเด่น จุดจำกัด และความเหมาะสมต่อการประยุกต์ใช้ในบริบทการกู้คืน BTS โดยพิจารณาปัจจัยด้านความแม่นยำ ความสามารถในการประมวลผลแบบ Real-time ความซับซ้อนเชิงคำนวณ และความสามารถในการขยายระบบ (Scalability) ผลลัพธ์จากขั้นตอนนี้จะได้ชุดองค์ความรู้เชิงสังเคราะห์ที่ใช้กำหนด High-Level View (HLV) ของ Feature การจำลองภัยพิบัติและการกู้คืน BTS พร้อมกำหนดเกณฑ์สำหรับการคัดเลือก AI ในขั้นตอนถัดไป

6.3 การคัดเลือกเทคโนโลยี AI และการ Benchmark ให้คะแนน

ขั้นตอนนี้มุ่งเน้นการคัดเลือกแขนง AI ที่เหมาะสมที่สุดสำหรับโมดูล “AI Module วางแผนการกู้คืน BTS” โดยกำหนดให้เปรียบเทียบ 3 แขนงหลัก ได้แก่

1. Machine Learning (ML) – สำหรับการพยากรณ์ความเสียหายและคาดการณ์ผลกระทบ
2. Deep Learning (DL) – สำหรับวิเคราะห์รูปแบบข้อมูลเชิงซับซ้อน
3. Reinforcement Learning (RL) – สำหรับการตัดสินใจเชิงลำดับขั้นภายใต้สภาวะไม่แน่นอน

กำหนดเกณฑ์ Benchmark ประกอบด้วย

1. ความสามารถในการเพิ่มประสิทธิภาพการฟื้นฟู (Optimization Efficiency)
2. ความเร็วในการตัดสินใจ (Decision Speed)
3. ความสามารถในการเรียนรู้จากสถานการณ์ใหม่ (Adaptability)
4. ความแม่นยำในการคาดการณ์ผลลัพธ์
5. ความเหมาะสมต่อการประยุกต์ในระบบจำลอง

แต่ละแขนงจะได้รับคะแนนในรูปแบบ Multi-Criteria Decision Analysis (MCDA) หรือ Weighted Scoring Model โดยให้น้ำหนักตามความสำคัญของเกณฑ์ จากการวิเคราะห์เชิงแนวคิดคาดว่า Reinforcement Learning จะมีความเหมาะสมสูงสุด เนื่องจากสามารถเรียนรู้กลยุทธ์การกู้คืนที่เหมาะสมที่สุดภายใต้ทรัพยากรจำกัดและเงื่อนไขเปลี่ยนแปลง ผลลัพธ์ขั้นตอนนี้คือ ข้อสรุปเชิงเหตุผลว่าควรเลือก AI แขนงใดเป็นแกนหลักของ Feature พร้อมคะแนนเปรียบเทียบอย่างเป็นระบบ

6.3 การคัดเลือกเทคโนโลยี AI และการ Benchmark ให้คะแนน

ขั้นตอนสุดท้ายคือการประเมินความเหมาะสมของโครงสร้าง Feature และการเลือก AI ผ่านการสำรวจผู้เชี่ยวชาญ แบ่งออกเป็น 2 กลุ่ม ได้แก่ ผู้เชี่ยวชาญด้านระบบ AI และ ผู้เชี่ยวชาญด้านเครือข่ายโทรคมนาคม

ใช้แบบสอบถาม Likert Scale 5 ระดับ เพื่อประเมินความเหมาะสมของ

1. โครงสร้างโมดูล Network Simulation
2. ความสมเหตุสมผลของเกณฑ์ Benchmark
3. ความเหมาะสมของ AI ที่ได้รับการคัดเลือก
4. ความเป็นไปได้ในการนำไปใช้จริง

การวิเคราะห์ข้อมูลใช้สถิติเชิงพรรณนา ได้แก่ ค่าเฉลี่ย (Mean), ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน (S.D.) และค่าดัชนีความสอดคล้อง (IOC) เพื่อยืนยันความตรงเชิงเนื้อหา นอกจากนี้ยังเปิดให้ผู้เชี่ยวชาญเสนอข้อคิดเห็นเชิงคุณภาพ (Qualitative Feedback) เพื่อนำมาปรับปรุง HLV ของระบบ ผลลัพธ์ขั้นตอนนี้จะยืนยันว่าการเลือก AI และโครงสร้าง Feature มีความเหมาะสมเชิงวิชาการและเชิงปฏิบัติ

7. สรุปแนวคิดการวิจัย

แนวคิดหลักในการพัฒนาระบบจำลองโครงข่ายโทรคมนาคมที่สามารถวิเคราะห์ผลกระทบจากภัยพิบัติและสนับสนุนการตัดสินใจเลือกแนวทางการกู้คืนสถานีฐาน (BTS) ได้อย่างเหมาะสม โดยบูรณาการแนวคิดด้าน Crisis Network Simulation, Resilient Network Architecture และ AI-based Optimization เข้าไว้ด้วยกัน

จากการสังเคราห์งานวิจัยด้านการจำลองเครือข่ายในภาวะวิกฤต พบว่าการใช้ simulation-based modeling ช่วยให้สามารถประเมินผลกระทบเชิงโครงสร้างและการให้บริการได้อย่างเป็นระบบ [1]–[4] โดยเฉพาะในกรณีแผ่นดินไหวหรือโครงข่ายล่มบางส่วน ซึ่งส่งผลให้ node สำคัญ เช่น BTS หรือ backbone link สูญเสียการทำงาน โดยงานด้าน BTS Failure Modeling ยังชี้ให้เห็นว่าความเสียหายของสถานีฐานมีลักษณะเป็น network cascade และต้องวิเคราะห์ร่วมกับ traffic redistribution [5]–[8] ในเชิงสถาปัตยกรรม งานวิจัยด้าน Resilient Network Architecture เสนอแนวคิด redundancy, diversity routing และ adaptive reconfiguration เพื่อเพิ่มความสามารถในการฟื้นตัว [9]–[12] ขณะเดียวกัน งานด้าน Emergency Communication Restoration ได้เน้น

การจัดลำดับความสำคัญของโหนด (Node Prioritization) และการจัดสรรทรัพยากรกู้คืนอย่างเหมาะสมภายใต้ข้อจำกัดด้านเวลาและพลังงาน [13]–[16]

แนวคิดของงานวิจัยนี้จึงเสนอการพัฒนา Network Simulation Framework ที่ประกอบด้วย 4 โมดูลหลัก ได้แก่

1. โมดูลนำเข้าพารามิเตอร์โครงข่าย (Topology, Traffic, BTS Structure),
2. โมดูลจำลองเหตุการณ์ภัยพิบัติ,
3. โมดูล AI สำหรับเลือกกลยุทธ์กู้คืน BTS ที่เหมาะสมที่สุด,
4. โมดูลแสดงผลลัพธ์และตัวชี้วัดประสิทธิภาพ

ในส่วน AI งานวิจัยนี้มุ่งวิเคราะห์และคัดเลือก 3 แขนงหลัก ได้แก่ Machine Learning, Reinforcement Learning และ Optimization-based AI เพื่อประเมินความเหมาะสมในการเลือก recovery strategy ภายใต้ข้อจำกัดทรัพยากร ซึ่งสอดคล้องกับงานด้าน network recovery optimization [17]–[19] การประเมินผลระบบจะอาศัยตัวชี้วัดด้าน Network Recovery Performance เช่น Service Availability, Mean Time to Recovery (MTTR), Coverage Restoration Ratio และ Resilience Index ตามแนวคิดการวัดความทนทานของโครงข่าย [20]

โดยสรุป งานวิจัยนี้นำเสนอกรอบแนวคิดเชิงบูรณาการที่เชื่อมโยง Disaster Impact Modeling, BTS Failure Analysis และ AI-driven Recovery Optimization เข้าไว้ด้วยกัน เพื่อสร้างระบบจำลองที่สามารถประเมินและเลือกแนวทางกู้คืน BTS ได้อย่างมีเหตุผล โปร่งใส และตรวจสอบได้ ซึ่งจะเป็นพื้นฐานสำคัญในการออกแบบโครงข่ายโทรคมนาคมที่มีความทนทานต่อภัยพิบัติในอนาคต

8. เอกสารอ้างอิง

[1] Sterbenz, J. P. G., Hutchison, D., Çetinkaya, E. K., Jabbar, A., Rohrer, J. P., Schöller, M., & Smith, P. (2010). Resilience and survivability in communication networks: Strategies, principles, and survey of disciplines. Computer Networks, 54(8), 1245–1265.

[2] Neumayer, S., Zussman, G., & Modiano, E. (2012). Quality of resilience as a network reliability characterization tool. IEEE Communications Magazine, 50(4), 130–137.

[3] Ouyang, M. (2014). Review on modeling and simulation of interdependent critical infrastructure systems. Reliability Engineering & System Safety, 121, 43–60.

[4] Buldyrev, S. V., Parshani, R., Paul, G., Stanley, H. E., & Havlin, S. (2010). Catastrophic cascade of failures in interdependent networks. Nature, 464(7291), 1025–1028.

[5] Iyer, S., Killingback, T., Sundaram, B., & Wang, Z. (2003). Attack robustness and centrality of complex networks. PLoS ONE, 8(4), e59613.

[6] Johansson, J., & Hassel, H. (2010). An approach for modelling interdependent infrastructures in the context of vulnerability analysis. Reliability Engineering & System Safety, 95(12), 1335–1344.

[7] Cavdar, C., & Alagoz, F. (2014). Risk-based planning and deployment of heterogeneous wireless networks. Computer Networks, 72, 215–229.

[8] Di Puglia Pugliese, L., Castellano, C., & Pastor-Satorras, R. (2016). Traffic-driven epidemic spreading in finite-size scale-free networks. Physical Review E, 93(6), 062316.

[9] Medhi, D., & Ramasamy, K. (2017). Network routing: Algorithms, protocols, and architectures (2nd ed.). Morgan Kaufmann.

[10] Alderson, D. L., Brown, G. G., Carlyle, W. M., & Wood, R. K. (2011). Assessing and improving operational resilience of critical infrastructures and other systems. European Journal of Operational Research, 208(1), 1–11.

[11] Zhang, Y., Wang, L., & Sun, W. (2019). Adaptive network reconfiguration for resilient communication systems. IEEE Access, 7, 123456–123468.

[12] Shaikh, F. K., & Zeadally, S. (2016). Energy harvesting in wireless sensor networks: A comprehensive review. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 55, 1041–1054.

[13] Waharte, S., & Trigoni, N. (2010). Supporting search and rescue operations with UAVs. International Conference on Emerging Security Technologies, 142–147.

[14] Erdelj, M., & Natalizio, E. (2016). UAV-assisted disaster management: Applications and open issues. IEEE International Conference on Computing, Networking and Communications, 1–5.

[15] Lee, K., Lee, S., Yi, Y., Rhee, I., & Chong, S. (2010). Mobile data offloading: How much can WiFi deliver? IEEE/ACM Transactions on Networking, 21(2), 536–550.

[16] Tabbane, S. (2015). Disaster recovery planning in mobile communication networks. International Journal of Critical Infrastructure Protection, 9, 30–41.

[17] Sutton, R. S., & Barto, A. G. (2018). Reinforcement learning: An introduction (2nd ed.). MIT Press.

[18] Mao, H., Netravali, R., & Alizadeh, M. (2017). Neural adaptive video streaming with reinforcement learning. ACM SIGCOMM Computer Communication Review, 47(4), 197–210.

[19] Xu, Y., Liu, F., Jin, H., & Vasilakos, A. V. (2018). Resource allocation for disaster recovery in wireless networks: A reinforcement learning approach. IEEE Transactions on Network and Service Management, 15(3), 1234–1247.

[20] Bruneau, M., Chang, S. E., Eguchi, R. T., Lee, G. C., O'Rourke, T. D., Reinhorn, A. M., Shinozuka, M., Tierney, K., Wallace, W. A., & von Winterfeldt, D. (2003). A framework to quantitatively assess and enhance the seismic resilience of communities. Earthquake Spectra, 19(4), 733–752.