



The Study of Using Fuzzy Logic for Improving Landslide Early Warning Accuracy

Maleny Mounivong , Savath Saypadith

Computer Engineering and Information Technology Department, Faculty of Engineering, National University of Laos, Lao PDR

***Correspondence:** Maleny

Mounivong , Savath Saypadith,
Computer Engineering and
Information Technology Department,
Faculty of Engineering, National
University of Laos Tel
+8562055959095,
Malenymild69@gmail.com

Abstract

Landslides are natural disasters that occur in many regions worldwide, particularly in mountainous areas. These events pose serious threats to human life and property and are often triggered by factors such as intense or prolonged rainfall, steep slopes, deforestation, road construction, and other land-use changes. These conditions alter the geological stability of an area, increasing the risk of landslides. Due to the sudden and unpredictable nature of landslides, early detection and accurate warnings are critical to minimizing damage and saving lives. This study aims to enhance the efficiency of landslide early warning systems using Fuzzy Logic, combined with MATLAB and a Threshold-based Classification method. A total of 30 initial data sets were collected, including values for rainfall, land slope, soil moisture, vibration, and readings from top and bottom sensors. Risk levels were classified into three categories based on Fuzzy Logic analysis: Low Risk (Safe) – no immediate danger; Medium Risk (Alert) – possible landslide, early warning required; and High Risk (Danger) – landslide imminent, immediate action needed. The study compared the performance of a conventional Threshold-based Classification method with a Fuzzy Logic-based approach. Evaluation was conducted using the Confusion Matrix to assess accuracy, precision, recall, and F1-score. The results demonstrate that the Fuzzy Logic method significantly outperforms the traditional approach. The model achieved an accuracy of 90.0%, precision of 91.4%, recall of 90.0%, and an F1-score of 89.5%. The non-Fuzzy Logic method showed lower performance and misclassified data in cases with multiple risk levels. These findings indicate that integrating Fuzzy Logic improves the reliability of landslide early warning systems and supports better decision-making in high-risk areas.

Keywords: Fuzzy Logic, Internet of Things, Sensors, Landslide Early Warning System

Article Info:

Submitted: June 18, 2025

Revised: June 29, 2025

Accepted: July 03, 2025

1. ພາສາສະເໜີ

ດິນເຈື່ອນ (Landslide or Mass movement) ຄືການເຄື່ອນທີ່ຂອງດິນ ຫຼື ຫີນ ທີ່ລົງມາຕາມພູໂດຍແຮງໂນ້ມຖ່ວງຂອງໂລກນ້ຳເປັນປັດໃຈຫຼັກທີ່ເຮັດໃຫ້ເກີດດິນເຈື່ອນ ເຊິ່ງນ້ຳຈະເປັນຕົວຫຼຸດແຮງຕ້ານທານໃນການເຄື່ອນທີ່ຂອງດິນ ຫຼື ຫີນ ແລະ ນ້ຳຈະເປັນຕົວທີ່ເຮັດໃຫ້ດິນປ່ຽນຈາກຂອງແຂງເປັນຂອງແຫຼວໄດ້. ດິນເຈື່ອນເປັນປະກົດການທີ່ພົບເຫັນໄດ້ໃນບໍລິເວນພູເຂົາທີ່ມີຄວາມສູງຊັນ ແນວໃດກໍຕາມໃນບໍລິເວນທີ່ມີຄວາມຊັນຕໍ່າກໍສາມາດເກີດດິນເຈື່ອນໄດ້ຖ້າມີປັດໄຈທີ່ພາໃຫ້ເກີດດິນເຈື່ອນ ໂດຍທົ່ວໄປບໍລິເວນທີ່ມັກເກີດດິນເຈື່ອນ ແມ່ນ

ບໍລິເວນທີ່ໃກ້ກັບແນວຮອຍແຍກຂອງພູ ແລະ ມີການຍົກຕົວຂອງແຜ່ນດິນຂຶ້ນເປັນພູເຂົາສູງ, ບໍລິເວນທີ່ມີນ້ຳກັດເຊາະເປັນຊຸມ ແລະ ຊັນ ບໍລິເວນທີ່ມີການແຕກຂອງດິນ ເຊິ່ງດິນເຈື່ອນມັກຈະເກີດຈາກການທີ່ນ້ຳຊຶມລົງໃນຊັ້ນດິນ ແລະ ເກີດແຮງດັນຂອງນ້ຳເພີ່ມຂຶ້ນໃນຊັ້ນດິນໂດຍສະເພາະໃນຊ່ວງທີ່ຝົນຕົກໜັກ, ຈາກສະຖານະການໄພພິບັດດິນເຈື່ອນໃນປະຈຸບັນ ເລີ່ມທະວີຄຸນຄວາມຮຸນແຮງຫຼາຍຂຶ້ນເລື້ອຍໆ ນັບວ່າເປັນປາກົດການທີ່ເກີດຂຶ້ນຕາມທຳມະຊາດ. ເນື່ອງຈາກອິດທິພົນຂອງຝົນ, ປັດໄຈທາງພາຍນອກ, ຊີວະພາບອື່ນໆ ໃນຜືນທີ່ ທີ່ບໍ່ສາມາດຄວບຄຸມ ແລະ ຮອງຮັບປະລິມານນ້ຳຝົນທີ່ຕົກໃຫ້ລະບາຍໄດ້ທັນຕາມຊ່ວງ

ໄລຍະເວລາທີ່ຄວນຈະເປັນ ອາດຈະເປັນຍ້ອນປະລິມານນໍ້າຝົນທີ່ຕົກຫຼາຍຈົນເກີນໄປເນື່ອງຈາກພາຍຸ, ລົມມໍລະສຸມພັດຜ່ານ ຫຼື ຜົນກະທົບຈາກການປ່ຽນແປງດ້ານໂຄງສ້າງ, ໜ້າທີ່ຂອງອົງປະກອບໃນຝື່ນທີ່ລຸ່ມນໍ້າ ເນື່ອງຈາກບໍ່ມີວິທີການທີ່ຈະສາມາດຮູ້ທັນເຫດການຈິງເຮັດໃຫ້ບໍ່ສາມາດປ້ອງກັນ, ແກ້ໄຂສະຖານະການໄດ້ທັນທີ, ການຂາດອົງຄວາມຮູ້ທາງດ້ານໄຟຟ້າຕ່າງໆ ໂດຍສະເພາະປະຊາຊົນທີ່ຢູ່ໃນເຂດຝື່ນທີ່ສ່ຽງໄພ ກໍ່ເປັນປັດໄຈໜຶ່ງທີ່ສິ່ງຜົນກະທົບໄປເຖິງການເກີດດິນເຈື່ອນຂຶ້ນ. ການຈໍາແນກດິນເຈື່ອນແມ່ນນໍາໃຊ້ກັນຢ່າງແຜ່ຫຼາຍ (Fleming & Varnes, 1991). ເຊິ່ງອາໄສຫຼັກການຈໍາແນກ ຊະນິດຂອງວັດສະດຸທີ່ຝັງທະລາຍລົງມາ (Type of Material) ແລະ ລັກສະນະການເຄື່ອນທີ່ (Type of Movement).

ອິນເຕີເນັດແຫ່ງສັບພະສິ່ງ (Internet of things-IoT) ຖືກຄົ້ນຄິດຂຶ້ນໂດຍ Kevin Ashton ໃນປີ 1999 ເຊິ່ງເລີ່ມຕົ້ນ “Auto-ID Center” ໃນມະຫາວິທະຍາໄລ (Massachusetts Institute of Technology) ຈາກເຕັກໂນໂລຊີ RFID (Radio Frequency Identification) ເປັນລະບົບທີ່ນໍາເອົາຄື້ນ ວິທະຍຸມາໃຊ້ໃນການສື່ສານຂໍ້ມູນລະຫວ່າງອຸປະກອນສອງຊະນິດເຊິ່ງເປັນການສື່ສານແບບໄຮ້ສາຍ, ຕໍ່ມາໃນຍຸກຫຼັງປີ 2000 ເຕັກໂນໂລຊີຕ່າງໆໄດ້ຮັບການພັດທະນາຢ່າງໄວວາ ເລີ່ມມີອຸປະກອນເອເລັກໂຕຣນິກອອກມາເປັນຈໍານວນຫຼາຍແລະ ໄດ້ເລີ່ມມີການໃຊ້ຄໍາວ່າ Smart ຂຶ້ນເຊັ່ນ: Smart Grid, Smart Home, Smart Device ແລະ Smart Network ເປັນຕົ້ນ (Scully, 2020); ສິ່ງເຫຼົ່ານີ້ສາມາດເຊື່ອມຕໍ່ກັບໂລກອິນເຕີເນັດໄດ້ ເຮັດໃຫ້ອຸປະກອນດັ່ງກ່າວສາມາດສື່ສານແລກປ່ຽນຂໍ້ມູນໄດ້ໂດຍອາໄສຕົວ ເຊັ່ນເຊີໃນການສື່ສານເຖິງກັນໂດຍ Kevin Ashton ໄດ້ໃຫ້ນິຍາມວ່າ “Internet-like” ຕໍ່ມາມີຄໍາວ່າ “Things” ເຂົ້າມາແທນອຸປະກອນເອເລັກໂຕຣນິກຕ່າງໆ ອິນເຕີເນັດແຫ່ງສັບພະສິ່ງ ໝາຍເຖິງເຄືອຂ່າຍວັດຖຸອຸປະກອນ, ພາຫະນະ, ສິ່ງປຸກສ້າງ ແລະ ສິ່ງຂອງອື່ນໆ ທີ່ມີວົງຈອນເອເລັກໂຕຣນິກ, ຊອບແວ, ເຊັ່ນເຊີ ແລະ ການເຊື່ອມຕໍ່ກັບເຄືອຂ່າຍຢູ່ໃນຕົວເຮັດໃຫ້ວັດຖຸເຫຼົ່ານັ້ນສາມາດເກັບບັນທຶກ ແລະ ແລກປ່ຽນຂໍ້ມູນໄດ້.

Bounnady et al. (2022) ນໍາໃຊ້ Internet of things-IoT ເຂົ້າໃນງານຄົ້ນຄວ້າ-ວິໄຈກ່ຽວກັບ ລະບົບການຄວບຄຸມທາດອາຫານອັດຕະໂນມັດໂດຍອິນເຕີເນັດແຫ່ງສັບພະສິ່ງສໍາລັບພືດໄຮໂດລິກ ເຫັນໄດ້ວ່າການນໍາໃຊ້ເຕັກໂນໂລຊີ ອິນເຕີເນັດແຫ່ງສັບພະສິ່ງນີ້ເຮັດໃຫ້ຜິດມີອັດຕາການເຕີບໃຫຍ່ທີ່ດີກ່ອນການປຸກແບບໃຊ້ຄືນປົວລະບັດເບິ່ງແຍງເຖິງ 3.66% ແລະ ຜົນຜະລິດທີ່ໄດ້ສະເລ່ຍລວມແມ່ນຈະເຫັນໄດ້ວ່າລະບົບທີ່ໃຊ້ເຕັກໂນໂລຊີອິນເຕີເນັດແຫ່ງສັບພະສິ່ງມີອັດຕາຜົນຜະລິດທີ່ຫຼາຍກວ່າການປຸກແບບໃຊ້ຄືນປົວລະບັດເບິ່ງແຍງເຖິງ 7.35%

Lin et al. (2023) ໄດ້ໃຫ້ນິຍາມວ່າ ຝັດຊີ ໂລຈິກ ແມ່ນຮູບແບບໜຶ່ງຂອງຕັກກະທີ່ໃຊ້ໃນການໃຫ້ເຫດຜົນແບບປະເມີນຄ່າຫຼາຍກວ່າການໃຫ້ທີ່ຕາຍຕົວ ຫຼື ຊັດເຈນຄືກັນກັບຕັກກະແບບດັ້ງເດີມທີ່ໃຫ້ຄ່າເປັນແທ້ (1) ຫຼື ບໍ່ແທ້ (0) ເທົ່ານັ້ນຈະມີລໍາດັບຄ່າຄວາມຈິງບາງສ່ວນຄື: ຂໍ້ຄວາມອາດແທ້ ຫຼື ບໍ່ແທ້ທັງໝົດ; ແຕ່ຄວາມເປັນຈິງແມ່ນມີຝຽງບາງສ່ວນເທົ່ານັ້ນເຊັ່ນ: ໃນ Fuzzy Logic ຄໍາສັບທີ່ວ່າ “ນໍ້າຮ້ອນ” ອາດຈະມີຄວາມຈິງແທ້ຝຽງບາງສ່ວນໃນລະດັບ 0.7 ຫຼື 90.0% ແທນທີ່ຈະມີຝຽງແທ້ ຫຼື ບໍ່ແທ້ເທົ່ານັ້ນ ສິ່ງນີ້ເຮັດໃຫ້ Fuzzy Logic ມີປະໂຫຍດຫຼາຍໃນລະບົບທີ່ຕ້ອງມີການຕັດສິນໃຈຈາກຂໍ້ມູນທີ່ບໍ່ຊັດເຈນ ຫຼື ບໍ່ແນ່ນອນ.

Kambalimath & Deka (2020) ຄົ້ນຄວ້າ-ວິໄຈ ກ່ຽວກັບ Fuzzy Logic ເປັນເຄື່ອງມືໜຶ່ງທີ່ຖືກນໍາມາໃຊ້ໃນການປະເມີນຄວາມສ່ຽງ ໂດຍມີຄວາມສາມາດໃນການຈັດການກັບຂໍ້ມູນທີ່ມີຄວາມບໍ່ແນ່ນອນ ແລະ ຄວາມຊັບຊ້ອນສູງສາມາດປະເມີນສະພາບແວດລ້ອມໂດຍການໃຊ້ຂໍ້ມູນໃນລັກສະນະເປັນຊ່ວງ (Range) ຂອງຄວາມໜ້າຈະເປັນໄປໄດ້ແທນທີ່ຈະເປັນການປະເມີນໃນຮູບແບບຕາຍຕົວ (Binary Decision) ໂດຍ Fuzzy Logic ຈະເຮັດໃຫ້ລະບົບສາມາດປະເມີນສະຖານະການໄດ້ຢ່າງລະອຽດ ແລະ ຕອບສະໜອງຕໍ່ການປ່ຽນແປງຂອງສະພາບແວດລ້ອມໄດ້ຢ່າງຊັດເຈນ ແລະ ຖືກຕ້ອງລະບົບຈິ່ງມີປະສິດທິພາບໃນການຄາດຄະເນການເກີດໄຟຟ້າປັດດິນເຈື່ອນ.

Wardhana et al. (2019) ໄດ້ຄົ້ນຄວ້າ-ວິໄຈ ການອອກແບບທົດສະດີຂອງ Fuzzy Logic ເພື່ອປັບປຸງຄວາມຖືກຕ້ອງຂອງການເຕືອນໄພດິນເຈື່ອນ; ລະບົບປະກອບດ້ວຍ: ປະລິມານນໍ້າຝົນ (Rainfall), ຄວາມຊັນ (Land Slope), ເຊັ່ນເຊີວັດແທກຄວາມຊຸ່ມເທິງ (Top Soil Moisture sensor) ແລະ ລຸ່ມ (Bottom Soil Moisture sensor), ເຊັ່ນເຊີວັດແທກຄວາມສັ່ນສະເທືອນ (Vibration sensor). ຂໍ້ມູນນໍາເຂົ້າປະກອບມີ 33 ຂໍ້ມູນ, ລະດັບຄວາມສ່ຽງແບ່ງອອກເປັນ 5 ຄວາມສ່ຽງຄື: Very safe, Relatively safe, Potential, Relatively Potential, and Very potential. ນໍາເອົາຜົນການປຽບທຽບກັນລະຫວ່າງການແຈ້ງເຕືອນໄພດິນເຈື່ອນໂດຍນໍາໃຊ້ Fuzzy Logic ແລະ ບໍ່ນໍາໃຊ້ Fuzzy Logic ຜົນການປຽບທຽບເຫັນວ່າມີ 7 ຂໍ້ມູນທີ່ແຕກຕ່າງກັນທຽບໄດ້ 2.03%.

Sofwan & Azka (2019) ໄດ້ມີການນໍາໃຊ້ຂໍ້ມູນໃນການທົດລອງວັດແທກຕົວຈິງຄື: ເຊັ່ນເຊີວັດແທກຄວາມຊຸ່ມ (Soil Moisture sensor), ເຊັ່ນເຊີວັດແທກຄວາມສັ່ນສະເທືອນ (Vibration sensor), ປະລິມານນໍ້າຝົນ (Rainfall sensor), ຄວາມຊັນ (Land slope sensor). ແບ່ງອອກເປັນຈໍານວນ 30 ຂໍ້ມູນ; ລະດັບຄວາມສ່ຽງແບ່ງອອກເປັນ 3 ຄວາມສ່ຽງຄື: Safe, Alert, Danger ປຽບທຽບກັນລະຫວ່າງ Generalized Regression ແລະ

Feed Forward Backpropagation. ຜົນການປຸງປະຕິບັດໄດ້ວ່າ ມີຄວາມແຕກຕ່າງກັນຄືດັ່ງນີ້: ວິທີການຂອງ Generalized Regression ແລະ ວິທີການຂອງ Feed Forward Backpropagation ມີຄ່າຢູ່ທີ່ 0.00115 ແລະ 0.08702 ຕາມລຳດັບ.

Gamperl et al. (2021) ໄດ້ຄົ້ນຄວ້າ-ວິໄຈ ກ່ຽວກັບລະບົບ ເຕືອນໄພລ່ວງໜ້າດິນເຈື່ອນ (LEWS: Landslide Early Warning System) ໂດຍການນຳໃຊ້ IoT ເຊັ່ນ: Micro-Electro-Mechanical System (MEMS) ແລະ LoRa (Long Range) ສາມາດເຊື່ອມຕໍ່ ກັບ ເຊັນເຊີ ຕ່າງໆໄດ້ຫຼາກຫຼາຍ. ລະບົບ LEWS ນຳໃຊ້ ເຊັນເຊີ ຫຼາຍ ຊະນິດ ແລະ ທີ່ສຳຄັນສຸດນິຍົມກັນມັກຈະຖືກນຳໃຊ້ຕິດຕັ້ງໃນພື້ນທີ່ທີ່ ສ່ຽງໄພດິນເຈື່ອນ. ໃນຫຼາຍພື້ນທີ່ທີ່ວິໄຈໄດ້ພົບເຫັນວ່າ ຫຼັກການທີ່ໃຊ້ ໃນການເຕືອນໄພຄື ປັດໄຈກະຕຸ້ນເຊິ່ງສ່ວນໃຫຍ່ແມ່ນມາຈາກ: ປະລິມານນ້ຳຝົນ (Rainfall) ແລະ ປະລິມານແຮງດັນຂອງນ້ຳໃຕ້ດິນ (Pore water pressure) ເພາະປັດໄຈຫຼັກທີ່ເຮັດໃຫ້ເກີດດິນເຈື່ອນກໍ ຄື ປະລິມານນ້ຳຝົນ.

Fatimah et al. (2020) ຄົ້ນຄວ້າ-ວິໄຈ ການເກີດດິນເຈື່ອນ ຢູ່ທີ່ປະເທດ ອິນໂດເນເຊຍ, ດິນເຈື່ອນແມ່ນໜຶ່ງໃນໄພພິບັດທາງທຳມະ ຊາດທີ່ມັກເກີດຂຶ້ນໃນລະດູຝົນ. ໂດຍສະເພາະແມ່ນ ເຂດພູດອຍ, ຜາ, ເນີນພູ ເຊິ່ງກໍ່ໃຫ້ເກີດການສູນເສຍຫຼາຍສົມຄວນ. ດັ່ງນັ້ນ ລະບົບເຕືອນ ໄພລ່ວງໜ້າດິນເຈື່ອນຈຶ່ງມີຄວາມຈຳເປັນ. ສາເຫດຕົ້ນຕໍຂອງດິນເຈື່ອນ ແມ່ນເກີດຈາກ ຄວາມຊັນ, ການສັ່ນສະເທືອນ ແລະ ປະລິມານນ້ຳຫຼາຍ ເກີນໄປໃນດິນ. ເພື່ອວັດແທກຄ່າເຫຼົ່ານີ້ Internet of Things (IoT) ຖືກໃຊ້ງານຮ່ວມກັບ ເຊັນເຊີ ຕ່າງໆ. ໃນການສຶກສານີ້, Fuzzy ທີ່ໄດ້ ຮັບຄຳຈາກການວັດແທກຂອງເຊັນເຊີ: ເຊັນເຊີວັດແທກການເຄື່ອນທີ່ (Accelerometer sensor), ເຊັນເຊີວັດແທກການເໜັງຕົວ (Gyroscope sensor), ເຊັນເຊີວັດແທກຄວາມຊຸ່ມ (Soil Moisture sensor) ຖືກສົ່ງໄປຫາເຊີເວີ (Sever) Antares ໂດຍໃຊ້ LoRa. ໃນ ການຄົ້ນຄວ້າ Fuzzy Algorithm ຖືກນຳໃຊ້ເພື່ອວິເຄາະຜົນການ ວັດແທກຂອງ ເຊັນເຊີ ໃນຮູບແບບຂອງການຕັດສິນໃຈທ້າຍສຸດ ໂດຍ ອີງໃສ່ເກນການປະເມີນຄວາມສ່ຽງຄື: ປອດໄພ (Safe), ເຕືອນ (Alert) ແລະ ສັງເກດການ (Watch out). ອີງຕາມຜົນທີ່ໄດ້ຮັບໃນ ການສຶກສາຄົ້ນຄວ້ານີ້, ບົດສະຫຼຸບແມ່ນ ລະບົບການແຈ້ງເຕືອນໄພລ່ວງ ໜ້າດິນເຈື່ອນ ເບື້ອງຕົ້ນເຮັດວຽກໄດ້ດີຕາມການຄາດຄະເນໄວ້ ໂດຍ ມີຄ່າຄວາມຖືກຕ້ອງ 90% ແລະ ຄ່າຄວາມຜິດພາດ 10% ອີງຈາກຂໍ້ ມູນນຳເຂົ້າຈຳນວນ 30 ຂໍ້ມູນ. ມີກົດຂອງ ຝັດຊີ (Fuzzy Rules) 27 ກົດ ທີ່ສ້າງຂຶ້ນຈາກ 3 ເຊັນເຊີ.

Kapoor et al. (2016) ສຶກສາຄົ້ນຄວ້າເນັ້ນໃສ່ການແຈ້ງ ເຕືອນໄພດິນເຈື່ອນໄດ້ມີການນຳໃຊ້ ເຊັນເຊີ ວັດແທກການເຄື່ອນທີ່ (Accelerometer sensor), ເຊັນເຊີ ແຮງດັນນ້ຳໃນດິນ (Pressure

sensor); ເຮັດວຽກຮ່ວມກັນກັບ ໂປຣເຊດເຊີ Renesas GR-Kaede. ຂໍ້ມູນຖືກສົ່ງໄປຫາ ເຄື່ອງເຊີເວີ (Sever) ຜ່ານ Zigbee. ເຄື່ອງເຊີເວີ (Sever) ແມ່ນເຮັດວຽກໂດຍໃຊ້ XAMPP ແລະ PHP ເຊິ່ງຕິດຕາມຂໍ້ມູນນຳເຂົ້າຢ່າງຕໍ່ເນື່ອງ. ຫຼັງຈາກນັ້ນ ເຊີເວີ (Sever) ຈະ ສົ່ງຂໍ້ມູນໄປຍັງແອັບລິເຄຊັນ Android ທີ່ຖືກອອກແບບມາສະເພາະ ເພື່ອແຈ້ງເຕືອນຜູ້ໃຊ້ງານທັນທີທັນໃດທີ່ເກີດດິນເຈື່ອນຂຶ້ນ, ເຊັນເຊີ ວັດແທກການເຄື່ອນທີ່ ຈະຖືກກະຕຸ້ນ ແລະ ເຮັດໃຫ້ເກີດການປ່ຽນແປງ ເມື່ອຄ່າວັດແທກພົບເຫັນຄວາມອຽງຫຼາຍກວ່າ 30° ໃນແຕ່ລະຄັ້ງ ແລະ ຖືກກະຕຸ້ນ ເມື່ອມີການສັ່ນສະເທືອນດິນກວ່າ 30s ຕໍ່ຄັ້ງ; ເຊັນເຊີ ວັດແທກແຮງດັນ ຈະເຮັດວຽກກໍ່ຕໍ່ເມື່ອມີແຮງດັນເພີ່ມຂຶ້ນ. ຜູ້ໃຊ້ ສາມາດສົ່ງຂໍ້ຄວາມ ຫຼື ໂທຫາເຈົ້າໜ້າທີ່ກ່ຽວຂ້ອງໂດຍກົງ ເຮັດໃຫ້ ສາມາດຊ່ວຍເຫຼືອຜູ້ສ່ຽງໄພດິນເຈື່ອນໄດ້ໂດຍທັນທີທັນໃດ.

Wichuda et al. (2022) ໄດ້ສຶກສາກ່ຽວກັບການພັດທະນາ ລະບົບກວດວັດໄພດິນເຈື່ອນໂດຍລະບົບ Internet of things (IoT) ເປັນການພັດທະນາໃຫ້ເຮັດວຽກຮ່ວມກັນໂດຍການສື່ສານຜ່ານ ອຸປະກອນເອເລັກໂຕຣນິກສະແດງຜົນຜ່ານຊ່ອງທາງອິນເຕີເນັດນຳໄປສູ່ ການພັດທະນາການເຕືອນໄພດິນເຈື່ອນທີ່ເໝາະສົມ ຈາກຜົນການໃຊ້ ງານລະບົບດັ່ງກ່າວໃນພື້ນທີ່ສ່ຽງໄພດິນເຈື່ອນ ທີ່ບ້ານ ນ້ຳຈຸນ ແຂວງ ນ່ານ, ປະເທດໄທ ພົບວ່າມີການເຄື່ອນຕົວຂອງດິນລະດັບຕົ້ນ 0.5-1.0m ປະມານ 30mm ປະລິມານນ້ຳຝົນສະສົມ 600mm ໃນຊ່ວງ 3 ເດືອນ, ອັດຕາການເຄື່ອນຕົວຂອງດິນມີຄ່າ 0,015m/h ຄ່າເຫຼົ່ານີ້ ບັນທຶກໂດຍລະບົບ IoT ທີ່ປະກອບດ້ວຍ Arduino Meka2560 ແລະ NB IoT (Narrowband Internet of Things) ເປັນຕົວກາງ ສຳຄັນທີ່ເຮັດໃຫ້ເຄື່ອງມືອຸປະກອນຕ່າງໆ ສາມາດເຊື່ອມຕໍ່ ແລະ ສົ່ງຂໍ້ ມູນລະຫວ່າງກັນໄດ້.

ລະບົບເຕືອນໄພພິບັດແຈ້ງເຕືອນລ່ວງໜ້າກຳລັງຈະກາຍເປັນ ໜຶ່ງໃນເສົາຫຼັກຂອງການປ້ອງກັນໄພພິບັດໃນທຳມະຊາດ ໂດຍສະເພາະ ໃນກໍລະນີທີ່ບໍ່ສາມາດບັນລຸກົນລະຍຸດໃນການບັນເທົາຜົນກະທົບຈາກ ໄພພິບັດ ດັ່ງນັ້ນ, ລະບົບເຕືອນໄພຕ່າງໆໄດ້ມີການປັບປຸງການກວດ ສອບອັນຕະລາຍທີ່ຈະເກີດຂຶ້ນ ຈຶ່ງໄດ້ມີການຂະຫຍາຍຕົວຢ່າງຕໍ່ເນື່ອງ ແລະ ເປັນສິ່ງທີ່ທຳທາຍຫຼາຍ; ເລີ່ມຕົ້ນຈາກການເກັບກຳຂໍ້ມູນໄປ ປະມວນຜົນເພື່ອນຳໄປວິເຄາະຂໍ້ມູນ ຈະຖືກປະມວນຜົນຕາມຄວາມ ຕ້ອງການຂອງຜູ້ໃຊ້ສະເພາະ ແລະ ສາມາດກະກຽມເພື່ອໃຊ້ຮ່ວມໃນ ໂຄງສ້າງຂໍ້ມູນລະດັບທ້ອງຖິ່ນ, ລະດັບພາກພື້ນ ລວມໄປຈົນເຖິງລະດັບ ໂລກ (Jaiswal et al., 2021).

ບົດຄົ້ນຄວ້າ-ວິໄຈສະບັບນີ້ ມີຈຸດປະສົງເພື່ອນຳໃຊ້ ຝັດຊີ ໂລ ຈິກ ໃນການເພີ່ມປະສິດທິພາບການປະເມີນຜົນເຕືອນໄພລ່ວງໜ້າດິນ ເຈື່ອນ ແລະ ເພື່ອຄິດໄລ່ຫາຄ່າຕົວຊີ້ວັດໃນການປະເມີນຄວາມຖືກຕ້ອງ ແບບ Confusion Matrix ຂອງລະບົບເຕືອນໄພລ່ວງໜ້າດິນເຈື່ອນ,

ໄດ້ມີການນຳໃຊ້ ໂປຣແກຣມ ແມັດແລັບ (MATLAB) (Akan et al., 2024) ແລະ ທິດສະດີ ຟັດຊີ ໂລຈິກ (Fuzzy Logic) (HARERIMANA, 2022) ເຂົ້າຊ່ວຍໃນການສຶກສາຄືນຄວາມນີ້ ໂດຍນຳໃຊ້ວິທີການເຮັດ Threshold-based Classification (Segoni et al., 2018) ເພື່ອນຳໄປເປັນຕົວປຽບທຽບລະຫວ່າງ ວິທີການນຳໃຊ້ ຟັດຊີ ໂລຈິກ ແລະ ວິທີການບໍ່ນຳໃຊ້ ຟັດຊີ ໂລຈິກ. ຍັງໄດ້ມີການຄິດໄລ່ຫາຄ່າຕົວຊີ້ວັດໃນການປະເມີນຄວາມຖືກຕ້ອງແບບ Confusion Matrix ດ້ວຍ *Accuracy*, *Precision*, *Recall* ແລະ *F1-Score* (Amin et al., 2022) ເພື່ອປຽບທຽບປະສິດທິພາບຂອງ ວິທີການນຳໃຊ້ ຟັດຊີ ໂລຈິກ ແລະ ວິທີການບໍ່ນຳໃຊ້ ຟັດຊີ ໂລຈິກ; ເຊິ່ງໄດ້ມີການນຳໃຊ້ຂໍ້ມູນເຂົ້າໃນການທົດລອງເບື້ອງຕົ້ນຈຳນວນ 30 ຂໍ້ມູນ (Sofwan&Azka, 2019).

2. ອຸປະກອນ ແລະ ວິທີການ

2.1 ຂໍ້ມູນໃນການທົດລອງ

- ຂໍ້ມູນເບື້ອງຕົ້ນຈຳນວນ 30 ຂໍ້ມູນໄດ້ອ້າງອີງຄ່າມາຈາກ

(Sofwan & Azka, 2019) ເຊິ່ງໄດ້ສະແດງໄວ້ໃນຕາຕະລາງທີ 1.

1. ປະລິມານນ້ຳຝົນ (Rainfall): ນ້ຳຝົນເປັນປັດໄຈຫຼັກທີ່ຜົນໃຫ້ເກີດດິນເຈື່ອນ.
 2. ຄວາມຊັນ (Land slope): ຄວາມຊັນຂອງພື້ນດິນກໍເປັນປັດໄຈຮ່ວມໃນການເກີດດິນເຈື່ອນຂຶ້ນ.
 3. ຄວາມຊຸ່ມໃນດິນ (Soil moisture 1): ຄວາມຊຸ່ມເທິງດິນເປັນຕົວຊີ້ວັດປະລິນມານນ້ຳທີ່ຖືກເກັບກັກໄວ້ ເທິງພື້ນດິນ.
 4. ຄວາມຊຸ່ມໃນດິນ (Soil moisture 2): ຄວາມຊຸ່ມໃນດິນເປັນຕົວຊີ້ວັດປະລິນມານນ້ຳທີ່ຖືກເກັບກັກໄວ້ລຸ່ມພື້ນດິນ.
 5. ຄວາມສັ່ນສະເທືອນ (Vibration): ການສັ່ນສະເທືອນ ຫຼື ການເຄື່ອນຕົວກໍເປັນປັດໄຈຮ່ວມໃນການເກີດດິນເຈື່ອນຂຶ້ນ.
- ການປະເມີນຄວາມສ່ຽງ
- ລະດັບຄວາມສ່ຽງແບ່ງອອກເປັນ 3 ລະດັບຕາມການວິເຄາະຂອງ

Fuzzy Logic ຄື:

1. ຄວາມສ່ຽງຕ່ຳ (Safe): ສະພາບປົກກະຕິບໍ່ມີອັນຕະລາຍທັນທີ.
2. ຄວາມສ່ຽງປານກາງ (Alert): ມີໂອກາດເກີດດິນເຈື່ອນຂຶ້ນ, ຕ້ອງເລີ່ມສິ່ງສັນຍານແຈ້ງເຕືອນໄພລ່ວງໜ້າ.
3. ຄວາມສ່ຽງສູງ (Danger): ດິນກຳລັງຈະເຈື່ອນ ຕ້ອງມີການຮັບມືໃຫ້ທ່ວງທັນ.

2.2 ວິທີການທົດລອງ

ໂດຍການປະມວນຜົນຈາກ Fuzzy Logic system ລະບົບການປະມວນຜົນຂອງ ຟັດຊີ ໂລຈິກປະກອບມີ 3 ຂັ້ນຕອນ ຄື:

2.2.1 ການປ່ຽນຄ່າ (Fuzzification)

ເປັນຂັ້ນຕອນທຳອິດໃນຕັກກະຂອງ ຟັດຊີ (Fuzzy) ດັ່ງທີ່ໄດ້ສະແດງໄວ້ໃນ ຕາຕະລາງທີ 3 ເຊິ່ງກ່ຽວກັບການປ່ຽນແປງຄ່າຈຳນວນສະເພາະ (Crisp input) ໃຫ້ເປັນຄ່າ Fuzzy (Fuzzy values) ທີ່ສາມາດປະມວນຜົນໄດ້ໃນລະບົບ, ຄ່າຈຳນວນສະເພາະແມ່ນ ຄ່າຂໍ້ມູນຕົວເລກທີ່ມີຄວາມຊັດເຈນສູງເຊັ່ນ: ອຸນຫະພູມ ຫຼື ແຮງດັນນ້ຳທີ່ວັດແທກຄ່າໄດ້ແນ່ນອນ, ແຕ່ຄ່າຂອງ Fuzzy ຈະເປັນລັກສະນະເຊັ່ນ: ຕ່ຳ, ປານກາງ, ສູງ ເຊິ່ງສະແດງເຖິງລຳດັບຂອງຄວາມຈິງໃນຕັກກະຂອງ Fuzzy. ຂະບວນການນີ້ກ່ຽວຂ້ອງກັບການຈັບຄູ່ຄ່າຈຳນວນສະເພາະເຫຼົ່ານີ້ເຂົ້າສູ່ (Fuzzy sets) ໂດຍໃຊ້ຟັງຊັນສະມາຊິກ (Membership functions) (Zadeh, 2023).

2.2.2 ກົດຂອງຟັດຊີ (Fuzzy Rules)

ອີງຕາມການນຳເຂົ້າຂໍ້ມູນ ປະກອບມີ 5 ຕົວຄື: ເຊັ່ນເຊີວັດແທກຄວາມຊຸ່ມໃນດິນ (Soil Moisture Sensor) ລວມມີ 2 ຂໍ້ມູນຈາກເຊັ່ນເຊີເທິງດິນ ແລະ ລຸ່ມດິນ, ເຊັ່ນເຊີວັດແທກຄວາມສັ່ນສະເທືອນ (Vibration Sensor), ປະລິມານນ້ຳຝົນ (Rainfall), ຄວາມຊັນ (Land Slope); ລະດັບການເຕືອນໄພປະກອບມີ 3 ລະດັບຄື: ຄວາມສ່ຽງຕ່ຳ (Safe), ຄວາມສ່ຽງປານກາງ (Alert), ຄວາມສ່ຽງສູງ (Danger). ດັ່ງນັ້ນ, ກົດຂອງຟັດຊີ 243 ກົດຖືກສ້າງຂຶ້ນໂດຍ ສົມຜົນ $3^5 = 243$. ເມື່ອໄດ້ຂໍ້ມູນຈຳນວນ 30 ຂໍ້ມູນຈະນຳເຂົ້າສູ່ຂະບວນການ Fuzzification ເພື່ອປ່ຽນແປງຄ່າຈຳນວນສະເພາະ (Crisp input) ໃຫ້ເປັນຄ່າ Fuzzy (Fuzzy value) ທີ່ສາມາດປະມວນຜົນໄດ້ໃນລະບົບ (Zadeh, 2023).

2.2.3 ການປ່ຽນຄ່າຟັດຊີໃຫ້ເປັນຄ່າທີ່ໃຊ້ງານຈິງ (Defuzzification)

ເປັນຂັ້ນຕອນສຸດທ້າຍໃນ Fuzzy Logic ເປັນຂະບວນການໃນການແປງຄ່າຈາກ Fuzzy values ທີ່ໄດ້ຈາກຂັ້ນຕອນ Fuzzy Inference Engine ກັບໄປເປັນຄ່າຈຳນວນສະເພາະ (Crisp value) ທີ່ສາມາດນຳໄປໃຊ້ໃນການຕັດສິນໃຈ ຫຼື ການຄວບຄຸມໄດ້, ຄ່າ Fuzzy ເປັນຜົນລັບທີ່ໄດ້ຈາກກົດຂອງຟັດຊີ (Fuzzy Rule) ໃນຮູບແບບຂອງຂໍ້ມູນຄື: “ຕ່ຳ”, “ປານກາງ”, “ສູງ” ເຊິ່ງຖືກແປງຄ່າກັບໄປເປັນຄ່າຕົວເລກຈຳນວນເຕັມ (Zadeh, 2023).

2.3 ເກນຄວາມສ່ຽງ

ດັ່ງທີ່ໄດ້ສະແດງໃນ ຕາຕະລາງທີ 2, ມີການສະແດງປະເພດຂອງການນຳເຂົ້າຂໍ້ມູນ 5 ຕົວຄື: ເຊັ່ນເຊີວັດແທກຄວາມຊຸ່ມໃນດິນ (Soil Moisture Sensor) ລວມມີ 2 ຂໍ້ມູນຈາກເຊັ່ນເຊີເທິງດິນ ແລະ ລຸ່ມດິນ, ເຊັ່ນເຊີວັດແທກຄວາມສັ່ນສະເທືອນ (Vibration Sensor), ປະລິມານນ້ຳຝົນ (Rainfall), ຄວາມຊັນ (Land Slope); ມີເກນຄວາມສ່ຽງຄື: ຕ່ຳ (Low), ປານກາງ (Medium), ສູງ (High). ເຊິ່ງມີນ້ຳໜັກຂອງແຕ່ລະຂໍ້ມູນທີ່ແຕກຕ່າງກັນ ຈາກຂໍ້ມູນທີ່ໄດ້ມາຈາກ (Sofwan&Azka, 2019) ເຫັນວ່ານ້ຳໜັກຂອງຂໍ້ມູນ Vegetation

ບໍ່ໄດ້ຖືກນຳໃຊ້ເຂົ້າໃນການຄຳນວນເຊິ່ງເຮັດໃຫ້ຜົນຂອງການເຮັດ Fuzzy Logic ມີຄວາມຄາດເຄື່ອນໄດ້. ສະນັ້ນ ໃນງານຄົ້ນຄວ້ານີ້ຈຶ່ງ ໄດ້ທຳການນຳເອົາສັດສ່ວນນ້ຳໜັກຂອງ Vegetation ມາຄິດໄລ່ຄືນ ເພື່ອໃຫ້ໄດ້ນ້ຳໜັກຂອງແຕ່ລະຂໍ້ມູນໃໝ່ ແຕ່ຍັງຮັກສາອັດຕາສ່ວນອັນ ເກົ່າໄວ ດັ່ງທີ່ສະແດງໃນຕາຕະລາງທີ 2.

2.4 ວິທີການເກັບກຳຂໍ້ມູນ

$$Output = (BB \times 1 \times 0.15) + (BB \times 2 \times 0.3) + (BB \times 3 \times 0.11) + (BB \times 4 \times 0.11) + (BB \times 5 \times 0.23) + 0.2$$

$BB \times 1$: ແມ່ນຄ່າຂອງປະລິມານນ້ຳຝົນ;

$BB \times 2$: ແມ່ນຄ່າຂອງຄວາມຊັນຂອງດິນ;

$BB \times 3$: ແມ່ນຄ່າຂອງຄວາມຊຸ່ມເທິງດິນ;

$BB \times 4$: ແມ່ນຄ່າຂອງຄວາມຊຸ່ມໃນລຸ່ມດິນ;

$BB \times 5$: ແມ່ນຄ່າຂອງຄວາມສັ່ນສະເທືອນ;

2.5 ວິທີການວັດຜົນ

ການຄິດໄລ່ຫາຄ່າຕົວຊີ້ວັດໃນການປະເມີນຄວາມຖືກຕ້ອງ ແບບ Confusion Matrix ຂອງລະບົບເຕືອນໄພລ່ວງ ໜ້າດິນເຈື່ອນ

ໃນການດຳເນີນການຄົ້ນຄວ້າໃນຄັ້ງນີ້ໄດ້ມີການເກັບກຳຂໍ້ມູນຄື: ຂໍ້ມູນຈິງທີ່ໄດ້ອ້າງອີງມາຈາກ (Sofwan&Azka, 2019) ເຫັນວ່າໄດ້ ມີການນຳໃຊ້ສຸດຄຸນດ້ວຍນ້ຳໜັກທີ່ຜິດພາດໃຫ້ເກີດດິນເຈື່ອນທີ່ກຳໜົດໄວ້ ນັ້ນເພື່ອໃຫ້ໄດ້ຜົນລັບຂອງຄ່າສະພາບຄວາມເປັນໄປໄດ້ໃນການເກີດ ດິນເຈື່ອນໂດຍນຳໃຊ້ ສົມຜົນເຂົ້າໃນການເກັບກຳຂໍ້ມູນ ດັ່ງລຸ່ມນີ້:

ປະກອບດ້ວຍ *Accuracy*, *Precision*, *Recall* ແລະ *F1-Score* ດັ່ງ ສົມຜົນລຸ່ມນີ້ (Amin et al., 2022):

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (2)$$

$$Precision_c = \frac{TP_c}{(TP_c + FP_c)} \quad (3)$$

$$Recall_c = \frac{TP_c}{(TP_c + FN_c)} \quad (4)$$

$$F1-Score = \left(\frac{1}{C}\right) \times \sum_{c=1}^c 2 \times \frac{(Precision_c \times Recall_c)}{(Precision_c + Recall_c)} \quad (5)$$

TP (True Positive): ຄາດຄະເນວ່າມີການແຈ້ງເຕືອນ ແລະ ຄ່າຈິງແມ່ນມີການແຈ້ງເຕືອນ;

TN (True Negative): ຄາດຄະເນວ່າມີການແຈ້ງເຕືອນ ແລະ ຄ່າຈິງແມ່ນບໍ່ມີການແຈ້ງເຕືອນ;

FP (False Positive): ຄາດຄະເນວ່າບໍ່ມີການແຈ້ງເຕືອນ ແລະ ຄ່າຈິງແມ່ນມີການແຈ້ງເຕືອນ;

FN (False Negative): ຄາດຄະເນວ່າບໍ່ມີການແຈ້ງເຕືອນ ແລະ ຄ່າຈິງແມ່ນບໍ່ມີການແຈ້ງເຕືອນ;

c : ແມ່ນຄ່າຂອງຈຳນວນລະດັບການເຕືອນໄພທັງ 3 ລະດັບ (Safe, Alert ແລະ Danger)

2.6 ການວິເຄາະຂໍ້ມູນ

ຫຼັງຈາກເກັບກຳຂໍ້ມູນແລ້ວການເຮັດງານວິໄຈ-ຄົ້ນຄວ້າຈະໄດ້ ນຳເອົາຂໍ້ມູນມາສືບຕໍ່ດຳເນີນການວິເຄາະຂໍ້ມູນ ໂດຍນຳໃຊ້ສົມຜົນ ຄິດໄລ່ ດັ່ງທີ່ສະແດງໄວ້ໃນສົມຜົນ (2), (3), (4) ແລະ (5)ຄື:

- (*Accuracy*) ຄິດໄລ່ຫາຄ່າຄວາມຖືກຕ້ອງ: ເປັນຄ່າທີ່ບົ່ງ ບອກເຖິງຄວາມສາມາດຂອງການແຈ້ງເຕືອນການສ່ຽງໄພດິນເຈື່ອນ ໃນການຄາດຄະເນຄວາມສ່ຽງໃຫ້ໃກ້ຄຽງ ຫຼື ຖືກຕ້ອງກັບຄ່າຈິງທີ່ສຸດ.

- (*Precision*) ຄິດໄລ່ຫາຄ່າຈຳນວນການຄາດຄະເນເປັນຈິງ ທີ່ຖືກຕ້ອງ: ຖ້າ *Precision* ສູງສະແດງວ່າທຸກໆຄັ້ງທີ່ລະບົບແຈ້ງເຕືອນ ວ່າມີຄວາມສ່ຽງສູງກໍຈະເກີດດິນເຈື່ອນຂຶ້ນແທ້, ແຕ່ຖ້າຫາກ *Precision* ຕ່ຳສະແດງວ່າລະບົບມີການແຈ້ງເຕືອນຜິດພາດຕະຫຼອດ (False Alarms).

- (*Recall*) ຄິດໄລ່ຫາຄ່າຄວາມສາມາດໃນການຈັບກຸ່ມຄວາມສ່ຽງທີ່ເກີດດິນເຈື່ອນໄດ້ຖືກຕ້ອງ: ຖ້າ *Recall* ສູງສະແດງວ່າລະບົບສາມາດກວດວັດຄວາມສ່ຽງທີ່ພາໃຫ້ເກີດດິນເຈື່ອນໄດ້ເກືອບທຸກໆຄັ້ງ, ຖ້າ *Recall* ຕ່ຳສະແດງວ່າລະບົບຄາດຄະເນຜິດໃນການກວດວັດຄວາມສ່ຽງທີ່ພາໃຫ້ເກີດດິນເຈື່ອນເກືອບທຸກໆຄັ້ງ (*False Negatives*).

- (*F1-Score*) ຄິດໄລ່ຫາຄ່າປະສິດທິພາບຄວາມຖືກຕ້ອງ: ເປັນຄ່າສະເລ່ຍແບບ Harmonic mean ຂອງ *Precision* ແລະ *Recall*.

3 ຜົນໄດ້ຮັບ

ຜ່ານການທົດລອງ ເຫັນໄດ້ວ່າ ການປຽບທຽບລະຫວ່າງຂໍ້ມູນຊຸດທີ 1-30 ໂດຍວິທີການທີ່ນຳໃຊ້ ຝັດຊີ ໂລຈິກ ແລະ ວິທີການບໍ່ນຳໃຊ້ ຝັດຊີ ໂລຈິກ ທີ່ສະແດງໄວ້ໃນຕາຕະລາງທີ 4 ນັ້ນ, ເຮົາສາມາດສັງເກດເຫັນວ່າ ວິທີການທີ່ນຳໃຊ້ ຝັດຊີ ໂລຈິກ ມີການຄາດຄະເນທີ່ຖືກຕ້ອງສູງຫຼາຍພໍສົມຄວນໃນທັງໝົດຂອງຊຸດຂໍ້ມູນຄວາມສ່ຽງຕ່ຳ ແລະ ສູງ ເມື່ອທຽບກັບວິທີການທີ່ບໍ່ນຳໃຊ້ ຝັດຊີ ໂລຈິກ ແມ່ນຍັງມີການຄາດຄະເນຜິດໃນຫຼາຍຊຸດຂໍ້ມູນຄວາມສ່ຽງ; ໃນສ່ວນຂອງການປຽບທຽບການຄິດໄລ່ຫາຕົວຊີ້ວັດການປະເມີນຄວາມຖືກຕ້ອງແບບ Confusion Matrix ຂອງລະບົບເຕືອນໄພລ່ວງໜ້າດິນເຈື່ອນທີ່ໄດ້ຄິດໄລ່ຫາຄ່າ *Accuracy*, *Precision*, *Recall* ແລະ *F1-Score* ຜົນການປຽບທຽບເຫັນໄດ້ວ່າມີຄວາມແຕກຕ່າງກັນຄັ້ງນີ້:

ວິທີການນຳໃຊ້ ຝັດຊີ ໂລຈິກ ມີຄ່າ *Accuracy* ແມ່ນເຮັດໄດ້ດີກ່ອນວິທີການບໍ່ນຳໃຊ້ ຝັດຊີ ໂລຈິກ ປຽບທຽບໄດ້ 6.7% , *Precision* ແມ່ນເຮັດໄດ້ດີກ່ອນ ປຽບທຽບໄດ້ 4.0%, *Recall* ແມ່ນເຮັດໄດ້ດີກ່ອນ ປຽບທຽບໄດ້ 6.7% ແລະ *F1-Score* *Recall* ແມ່ນເຮັດໄດ້ດີກ່ອນ ປຽບທຽບໄດ້ 7.8%. ດັ່ງທີ່ສະແດງຜົນການປຽບທຽບປະສິດທິພາບຂອງວິທີການນຳໃຊ້ ຝັດຊີ ໂລຈິກ ແລະ ວິທີການບໍ່ນຳໃຊ້ ຝັດຊີ ໂລຈິກ ດ້ວຍ *Accuracy*, *Precision*, *Recall* ແລະ *F1-Score* ໃນຕາຕະລາງທີ 5.

ດັ່ງນັ້ນ ຈາກຜົນການທົດລອງນີ້ຈຶ່ງສາມາດເວົ້າໄດ້ວ່າ ວິທີການທີ່ນຳໃຊ້ ຝັດຊີ ໂລຈິກ ມີຄວາມແທດເໝາະໃນການນຳໃຊ້ເຂົ້າໃນວຽກງານດ້ານການແຈ້ງເຕືອນໄພພິບັດເພື່ອປຸງຄວາມຖືກຕ້ອງຂອງລະບົບເຕືອນໄພລ່ວງໜ້າດິນເຈື່ອນ.

4. ວິພາກຜົນ

ຈາກຜົນການວິໄຈ-ຄົ້ນຄວ້າເຫັນໄດ້ວ່າ ແນວຄວາມຄິດວິທີການນຳໃຊ້ ຝັດຊີ ໂລຈິກ ເຂົ້າໃນລະບົບເຕືອນໄພລ່ວງໜ້າດິນເຈື່ອນ (Zadeh, 2023) ມີຄວາມສຳຄັນຢ່າງຫຼວງຫຼາຍ ແລະ ຍັງມີພິດໄຈຫຼາຍປະການທີ່ຈະສົ່ງຜົນຕໍ່ການເຕືອນໄພລ່ວງໜ້າດິນເຈື່ອນ, ເຊິ່ງວິທີການທີ່ບໍ່ນຳໃຊ້ ຝັດຊີ ໂລຈິກ ແມ່ນອີງຈາກວິທີການເຮັດ Threshold-based Classification ຂອງຂໍ້ມູນຈາກເຊັ່ນເຊີຕ່າງໆ (Segoni et al.,

2018). Threshold-based classification ແມ່ນວິທີການທີ່ຖືກນຳມາໃຊ້ຢ່າງແຜ່ຫຼາຍໃນລະບົບການແຈ້ງເຕືອນໄພລ່ວງໜ້າດິນເຈື່ອນເຊິ່ງການຕັດສິນໃຈ ແບບຂອບເຂດໂບນາລີ (binary decision boundaries) ໄດ້ນຳເອົາຄ່າຈາກຂໍ້ມູນເຊັ່ນເຊີທີ່ກ່ຽວຂ້ອງມາຕັດສິນໃຈ (Guzzetti et al., 2007; Brunetti et al., 2010). ຈາກຂໍ້ມູນນຳເຂົ້າທີ່ໃຊ້ໃນການທົດລອງຈຳນວນ 30 ຂໍ້ມູນ, ຜ່ານການທົດລອງເຫັນໄດ້ວ່າ ວິທີການທີ່ບໍ່ນຳໃຊ້ ຝັດຊີ ໂລຈິກ (Threshold-based classification) ມີການຄາດຄະເນຜິດຈຳນວນ 7 ຂໍ້ມູນທຽບກັບວິທີການນຳໃຊ້ ຝັດຊີ ໂລຈິກ ເຊິ່ງສະແດງໃນຕາຕະລາງທີ 4. ຜົນການທົດລອງຮູບທີ 1 ແລະ ຮູບທີ 2 ຍັງສະແດງໃຫ້ເຫັນວ່າ ວິທີການນຳໃຊ້ ຝັດຊີ ໂລຈິກ ສາມາດຄາດຄະເນໄດ້ກັບທຸກຊຸດຂໍ້ມູນຂອງຄວາມສ່ຽງສູງ, ເຮັດໃຫ້ເຫັນວ່າການໃຊ້ງານຝັດຊີໂລຈິກມີຄວາມປອດໄພສູງໃນການໃຊ້ງານທີ່ອາດມີຜົນກະທົບຮ້າຍແຮງໄດ້. ນອກຈາກນີ້ ໃນສະຖານະການທີ່ມີຄວາມສ່ຽງປານກາງ, ວິທີການນຳໃຊ້ ຝັດຊີ ໂລຈິກ ສາມາດແຈ້ງເຕືອນເປັນຄວາມສ່ຽງປານກາງ 70% ເຊິ່ງທຽບກັບວິທີການບໍ່ນຳໃຊ້ ຝັດຊີ ໂລຈິກ ແມ່ນຍັງມີບາງຊຸດຂໍ້ມູນທີ່ແຈ້ງເຕືອນເປັນຄວາມສ່ຽງຕ່ຳ ເຊິ່ງສາມາດກໍ່ໃຫ້ເກີດຄວາມອ່ອນໄຫວຕໍ່ລະບົບການແຈ້ງເຕືອນໄດ້ງ່າຍ. ຈາກຜົນການທົດລອງທັງໝົດກັບຊຸດຂໍ້ມູນ, ວິທີການນຳໃຊ້ ຝັດຊີ ໂລຈິກ ສາມາດຄາດຄະເນໄດ້ຖືກຕ້ອງ 90.0% ເມື່ອທຽບກັບທີ່ບໍ່ນຳໃຊ້ ຝັດຊີ ໂລຈິກ ແມ່ນມີພຽງ 83.3%, ເຊິ່ງການຄາດຄະເນກັບຊຸດຂໍ້ມູນດັ່ງກ່າວນີ້ ວິທີການນຳໃຊ້ ຝັດຊີ ໂລຈິກຍັງສາມາດເຮັດໄດ້ 100% ກັບຂໍ້ມູນທີ່ເປັນຄວາມສ່ຽງຕ່ຳ ແລະ ສູງ, ເຊິ່ງທຽບກັບວິທີການບໍ່ໃຊ້ ຝັດຊີ ໂລຈິກແມ່ນມີການຄາດຄະເນຜິດພາດເຖິງ 35% ໃນສະຖານະການທີ່ມີຄວາມສ່ຽງຕ່ຳ ແລະ ຄວາມສ່ຽງສູງ.

ດັ່ງນັ້ນ, ຈຶ່ງສາມາດເຫັນໄດ້ເຖິງຄວາມສຳຄັນຂອງການນຳໃຊ້ ຝັດຊີໂລຈິກ ໃນການປັບປຸງຄວາມຖືກຕ້ອງການເຕືອນໄພລ່ວງໜ້າດິນເຈື່ອນ ຖ້າຫາກບໍ່ມີການຄາດຄະເນຂອງ ຝັດຊີ ໂລຈິກ ເຂົ້າມາຊ່ວຍເຮົາກໍຈະບໍ່ສາມາດເຫັນໄດ້ເຖິງຄວາມອັນຕະລາຍ ແລະ ຄວາມສ່ຽງທີ່ຈະເກີດຂຶ້ນຄື: ລະບົບເຕືອນໄພດິນເຈື່ອນຄາດຄະເນວ່າ ລະດັບຄວາມສ່ຽງຕ່ຳທີ່ຈະເກີດດິນເຈື່ອນຂຶ້ນ ແຕ່ຄ່າຈິງແມ່ນມີຄວາມສ່ຽງປານກາງທີ່ຈະເກີດດິນເຈື່ອນ, ຖ້າຫາກໄດ້ມີການຮັບຮູ້ຈາກແຫຼ່ງຂໍ້ມູນທີ່ຖືກຕ້ອງທັນທີທັນໃດ ເພື່ອຜ່ອມຮັບມືກັບສະຖານະການທີ່ຈະເກີດຂຶ້ນນັ້ນ ຈະສາມາດຊ່ວຍຫຼຸດຜ່ອນຜົນກະທົບທີ່ຮ້າຍແຮງ ແລະ ໃຫຍ່ຫຼວງ; ເນື່ອງຈາກໄພພິບັດດິນເຈື່ອນນີ້ແມ່ນຈຳເປັນຕ້ອງມີການເຝົ້າລະວັງ, ຕິດຕາມຢູ່ເລື້ອຍໆແຕ່ລະໄລຍະ ເພື່ອຮັບປະກັນຄວາມປອດໄພຂອງປະຊາຊົນໃນພື້ນທີ່ສ່ຽງໄພ ຫຼື ເຂດພື້ນທີ່ໄກ່ຄຽງນັ້ນ ແລະ ຍັງຊ່ວຍໃຫ້ຫຼຸດຜ່ອນບັນຫາທີ່ຈະເກີດຂຶ້ນໃນພາຍຫຼັງໄດ້.

ຜົນການຄົ້ນຄວ້າ ຍັງສອດຄ່ອງກັບທິດສະດີ (Wardhana et al., 2019) ທີ່ໄດ້ອະທິບາຍວ່າ ການນຳໃຊ້ ຝັດຊີ ໂລຈິກ ເຂົ້າໃນລະບົບ

ເຕືອນໄພລ່ວງໜ້າດິນເຈື່ອນແມ່ນມີຄວາມສໍາຄັນຫຼາຍ ແລະ ຍັງສາມາດ ເຮັດວຽກໄດ້ດີຂຶ້ນ ເມື່ອກຳໜົດກົດ (Fuzzy Rules) ໃຫ້ ຝັດຊີ ໂລ ຈິກ ຫຼາຍເທົ່າໃດຜົນທີ່ໄດ້ນັ້ນກໍຈະມີປະສິດທິພາບ ແລະ ຄວາມ ຖືກຕ້ອງເພີ່ມຂຶ້ນຫຼາຍເທົ່ານັ້ນ.

5. ສະຫຼຸບ

ບົດຄົ້ນຄວ້າ-ວິໄຈສະບັບນີ້ ໄດ້ມີເປົ້າໝາຍເພື່ອເພີ່ມ ປະສິດທິພາບ ການແຈ້ງເຕືອນໄພລ່ວງໜ້າດິນເຈື່ອນ, ໂດຍນຳໃຊ້ ໂປຣ ແກຣມ ແມັດແລັບ (MATLAB) ແລະ ວິທີການຂອງ Fuzzy Logic ປະເພດ Mamdani Fuzzy Inference System ເຂົ້າຊ່ວຍໃນການ ຮ່ວມປະມວນຜົນໃນການຕັດສິນໃຈໃຫ້ມີຄວາມຖືກຕ້ອງສູງ ແລະ ໄດ້ ມີການຄິດໄລ່ຫາຄ່າຕົວຊີ້ວັດໃນການປະເມີນຄວາມຖືກຕ້ອງແບບ Confusion Matrix ປະກອບດ້ວຍ *Accuracy, Precision, Recall* ແລະ *F1-Score* ຂອງລະບົບເຕືອນໄພລ່ວງໜ້າດິນເຈື່ອນ ເພື່ອ ປຽບທຽບປະສິດທິພາບລະຫວ່າງວິທີການນຳໃຊ້ ຝັດຊີ ໂລຈິກ ແລະ ວິທີການບໍ່ນຳໃຊ້ ຝັດຊີ ໂລຈິກ.

ຜົນການທົດລອງສາມາດຍັງຢືນໄດ້ວ່າ ຝັດຊີ ໂລຈິກ ມີຄວາມ ໝາຍສົມໃນການປັບປຸງຄວາມຖືກຕ້ອງໃນລະບົບເຕືອນໄພລ່ວງໜ້າດິນ ເຈື່ອນໄດ້ດີ ແລະ ມີການຄາດຄະເນທີ່ຖືກຕ້ອງສູງສົມຄວນ, ໃນທາງ ກົງກັນຂ້າມກັນການບໍ່ນຳໃຊ້ ຝັດຊີ ໂລຈິກ ແມ່ນເຫັນໄດ້ວ່າຍັງມີການ ຄາດຄະເນທີ່ຜິດໃນຫຼາຍຊຸດຂໍ້ມູນ ເຊິ່ງອາດຈະກໍ່ໃຫ້ເກີດຜົນກະທົບທີ່ ຕາມມາຢ່າງໃຫຍ່ຫຼວງໄດ້; ການຄົ້ນພົບນີ້ມີຄວາມສໍາຄັນຕໍ່ການປັບປຸງ, ການພັດທະນາ, ເພີ່ມບາດກ້າວໃນການຍົກລະດັບລະບົບເຕືອນໄພລ່ວງ ໜ້າດິນເຈື່ອນໃນປະເທດເຮົາ ໂດຍສະເພາະໃນການເລືອກໃຊ້ຜົນ ຂະຫຍາຍເຕັກໂນໂລຊີທີ່ເໝາະສົມກັບລັກສະນະການໃຊ້ງານ ແລະ ຜູ້ ພັດທະນາສາມາດນຳເອົາຜົນການຄົ້ນຄວ້າສຶກສາຄັ້ງນີ້ໄປເປັນບ່ອນອີງ ໃນການພິຈາລະນາເລືອກໃຊ້ລະບົບທີ່ເໝາະສົມກັບຄວາມຕ້ອງການ ສະເພາະຂອງໂຄງການພັດທະນາເພື່ອປະກອບສ່ວນເຂົ້າໃນການເສີມສ້າງ ປະໂຫຍດ ແລະ ພັດທະນາປະເທດຊາດໃຫ້ຈະເລີນກ້າວໜ້າຕໍ່ໄປ.

6. ຂໍ້ຂັດແຍ່ງ

ຂ້າພະເຈົ້າໃນນາມຜູ້ຄົນຄວາວິທະຍາສາດ ຂໍປະຕິຍານຕົນວ່າ ຂໍ້ ມູນທັງໝົດທີ່ມີໃນບົດຄວາມວິຊາການດັ່ງກ່າວນີ້ ແມ່ນບໍ່ມີຂໍ້ຂັດແຍ່ງ ທາງຜົນປະໂຫຍດກັບພາກສ່ວນໃດ ແລະ ບໍ່ໄດ້ເອື້ອປະໂຫຍດໃຫ້ກັບ ພາກສ່ວນໃດພາກສ່ວນໜຶ່ງ, ກໍລະນີມີການລະເມີດໃນຮູບການໃດໜຶ່ງ ຂ້າພະເຈົ້າມີຄວາມຍິນດີ ທີ່ຈະຮັບຜິດຊອບແຕ່ພຽງຜູ້ດຽວ.

7. ເອກະສານອ້າງອີງ

Akan, A., & Chaparro, L. F. (2024). *Signals and systems using MATLAB®*. Elsevier. Retrieved from https://books.google.la/books?id=QLL6EAAQBAJ&lr=&source=gbs_navlinks_s

Amin, F., & Mahmoud, M. (2022). Confusion matrix in binary classification problems: A step-by-step tutorial. *Journal of Engineering Research*, 6(5), 0-0. Retrieved from <https://digitalcommons.aaru.edu.jo/erjeng/vol6/iss5/1>

Bounnady, K., Thepphasolath, S., Chanthaminavong, S., & Louangvilay, X. (2022). Automatic Nutrient Control System Base on Internet of Things for Hydroponics Crops: <https://doi.org/10.69692/SUJMRD0802331>. *Souph anouvong University Journal Multidisciplinary Research and Development*, 8(2), 331-339. Retrieved from <https://www.su-journal.com/index.php/su/article/view/234>.

Brunetti, M. T., Peruccacci, S., Rossi, M., Luciani, S., Valigi, D., & Guzzetti, F. (2010). Rainfall thresholds for the possible occurrence of landslides in Italy. *Natural Hazards and Earth System Sciences*, 10(3), 447-458. <https://doi.org/10.5194/nhess-10-447-2010>

Fatimah, P., Irawan, B., & Setianingsih, C. (2020). Design of Landslide Early Warning System Using Fuzzy Method Based on Android. *2020 12th International Conference on Information Technology and Electrical Engineering (ICITEE)*, 350-355. DOI: 10.1109/ICITEE49829.2020.9271676

Fleming, R. W., & Varnes, D. J. (1991). Slope movements. <https://doi.org/10.1130/DNAG-CENT-v3.201>

Gamperl, M., Singer, J., & Thuro, K. (2021). Internet of Things Geosensor Network for Cost-Effective Landslide Early Warning Systems. *Sensors*, 21(8), 2609. <https://doi.org/10.3390/s21082609>

Guzzetti, F., Peruccacci, S., Rossi, M., & Stark, C. P. (2007). Rainfall thresholds for the initiation of landslides in central and southern Europe. *Meteorology and atmospheric*

physics, 98, 239-267. DOI:10.1007/s00703-007-0262-7

HARERIMANA, F. (2022). *An IoT based landslide monitoring using fuzzy logic driven early warning system* (Doctoral dissertation, College of science and Technology). Retrieved from <http://hdl.handle.net/123456789/1574>

Jaiswal, P., van Westen, C. J., & Jetten, V. (2021). "Landslide Early Warning Systems: A Review of Current Technologies." *Geosciences Journal*, 8(3), 45-62.
<https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2023.e23247>

Kambalimath, S., & Deka, P. C. (2020). A basic review of fuzzy logic applications in hydrology and water resources. *Applied Water Science*, 10(8), 1-14. DOI:10.1007/s13201-020-01276-2

Kapoor, S., Pahuja, H., & Singh, B. (2016, December). Real time monitoring & alert system for landslide. In *2016 2nd International Conference on Contemporary Computing and Informatics (IC3I)* (pp. 584-589). IEEE. DOI:10.1109/IC3I.2016.7918030

Lin, T. Y., Liao, C. J., & Kacprzyk, J. (Eds.). (2023). *Granular, fuzzy, and soft computing* (pp. 83-92). Springer.
<https://doi.org/10.1007/978-1-0716-2628-3>

Segoni, S., Piciullo, L., & Gariano, S. L. (2018). A review of the recent literature on rainfall thresholds for landslide occurrence. *Landslides*, 15(8), 1483-1501. DOI:10.1007/s10346-018-0966-4

Scully, P. (2020). Top 10 IoT applications in 2020. *IoT Analytics: Market Insights for the Internet of Things*. Available online: <https://iot-analytics.com/top-10-iot-applications-in-2020>.

Sofwan, A., & Azka, T. H. (2019, September). Early Warning System of Landslide Disaster using Generalized Neural Network Algorithm. In *2019 6th International Conference on Information Technology, Computer and Electrical Engineering ICITACEE 2019 Article 8904432*. Institute of Electrical and Electronic Engineers Inc.
<https://doi.org/10.1109/ICITACEE.2019.8904432>

Wardhana, M. D., Sofwan, A., & Setiawan, I. (2019). Fuzzy logic method design for landslide vulnerability. *E3S Web of Conferences*, 125, Article 03004.
<https://doi.org/10.1051/e3sconf/201912503004>

Zadeh, L. A. (2023). Fuzzy logic. In *Granular, x Fuzzy, and Soft Computing* (pp. 19-49). New York, NY: Springer US.
https://doi.org/10.1007/978-1-0716-2628-3_234

ຕາຕະລາງທີ 1. ຂໍ້ມູນທີ່ໃຊ້ເຂົ້າໃນການທົດລອງ.

ຂໍ້ມູນຊຸດທີ	Rainfall (mm ³)	Land slope(%)	Soil Moisture1 (%)	Soil Moisture2 (%)	Vibration(g)
1	49	5	29	16	3
2	63	8	3	5	4
3	63	1	32	10	0
4	31	15	31	19	4
5	56	17	35	0	2
6	63	1	32	10	0
7	31	15	31	19	4
8	9	5	21	8	0
9	25	5	18	8	4
10	6	7	34	32	2
11	25	47	14	35	2

12	5	57	28	9	3
13	12	48	4	3	4
14	137	31	20	55	6
15	9	25	60	73	6
16	75	37	5	39	5
17	8	24	46	59	4
18	62	25	34	35	4
19	42	40	31	33	7
20	125	24	8	76	0
21	150	85	39	32	5
22	131	73	43	31	7
23	135	59	40	93	3
24	75	88	55	85	4
25	130	68	49	98	6
26	41	63	86	81	5
27	36	89	89	81	6
28	147	79	7	77	4
29	92	79	9	42	6
30	112	84	35	33	5

ຕາຕະລາງທີ 2. ເກນຄວາມສ່ຽງ.

ລຳດັບ	ປະເພດ	ນ້ຳໜັກ	ນ້ຳໜັກທີ່ປັບປຸງໃໝ່	ເກນຄວາມສ່ຽງ	
1	Rainfall (mm ³)	15%	16.7%	0-30	Low
				30-70	Medium
				>70	High
2	Land slope (%)	30%	33.3%	0-20	Low
				20-40	Medium
				>40	High
3	Soil Moisture1(%)	22%	24.4%	0-30	Low
				30-35	Medium
				>35	High
4	Soil Moisture2 (%)			0-30	Low
				30-35	Medium
				>35	High
5	Vibration (g)	23%	25.6%	1-3	Low
				4-5	Medium
				>5	High
ລວມ		90%	100%		

ຕາຕະລາງທີ 3. ການປ່ຽນຄ່າ (Fuzzification).

ຂໍ້ມູນຊຸດ ທີ	Rainfall (mm ³)	Land slope(%)	Soil Moisture1 (%)	Soil Moisture2 (%)	Vibration (g)	ສະຖານະ
1	Medium	Low	Low	Low	Low	Safe

2	Medium	Low	Low	Low	Medium	Safe
3	Medium	Low	Medium	Low	Low	Safe
4	Medium	Low	Medium	Low	Medium	Safe
5	Medium	Low	Medium	Low	Low	Safe
6	Medium	Low	Medium	Low	Low	Safe
7	Medium	Low	Medium	Low	Medium	Safe
8	Low	Low	Low	Low	Low	Safe
9	Low	Low	Low	Low	Medium	Safe
10	Low	Low	Medium	Medium	Low	Safe
11	Low	High	Low	Medium	Low	Alert
12	Low	High	Low	Low	Low	Alert
13	Low	High	Low	Low	Medium	Alert
14	High	Medium	Low	High	High	Danger
15	Low	Medium	High	High	High	Safe
16	High	Medium	Low	High	Medium	Alert
17	Low	Medium	High	High	Medium	Safe
18	Medium	Medium	Medium	Medium	Medium	Alert
19	Medium	Medium	Medium	Medium	High	Alert
20	High	Medium	Low	High	Low	Alert
21	High	High	High	Medium	Medium	Danger
22	High	High	High	Medium	High	Danger
23	High	High	High	High	Low	Danger
24	High	High	High	High	Medium	Danger
25	High	High	High	High	High	Danger
26	Medium	High	High	High	Medium	Danger
27	Medium	High	High	High	High	Danger
28	High	High	Low	High	Medium	Danger
29	High	High	Low	High	High	Danger
30	High	High	Medium	Medium	Medium	Danger

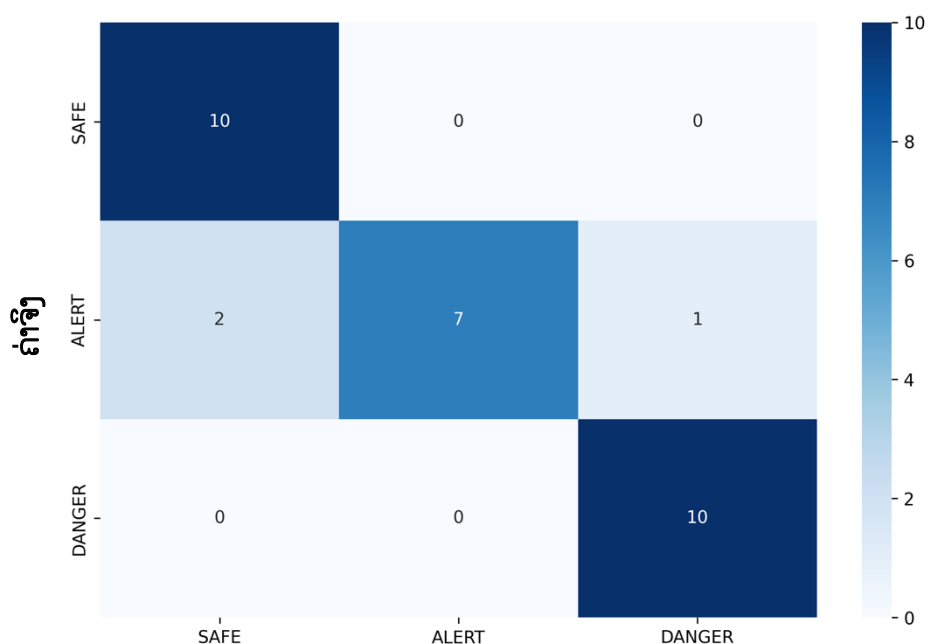
ຕາຕະລາງທີ 4. ປຽບທຽບລະຫວ່າງຂໍ້ມູນຊຸດທີ 1- 30 ໂດຍວິທີການທີ່ນຳໃຊ້ ຝັດຊີ ໂລຈິກ ແລະ ວິທີການບໍ່ນຳໃຊ້ ຝັດຊີ ໂລຈິກ.

ຂໍ້ມູນຊຸດທີ	ຂໍ້ມູນຈິງ	ນຳໃຊ້ ຝັດຊີ ໂລຈິກ	ບໍ່ນຳໃຊ້ ຝັດຊີ ໂລຈິກ
1	Safe	Safe	Safe
2	Safe	Safe	Safe
3	Safe	Safe	Safe
4	Safe	Safe	Safe
5	Safe	Safe	Safe
6	Safe	Safe	Safe
7	Safe	Safe	Safe
8	Safe	Safe	Safe
9	Safe	Safe	Safe
10	Safe	Safe	Alert
11	Alert	Alert	Safe
12	Alert	Alert	Safe

13	Alert	Alert	Safe
14	Alert	Danger	Danger
15	Alert	Safe	Alert
16	Alert	Alert	Alert
17	Alert	Safe	Alert
18	Alert	Alert	Safe
19	Alert	Alert	Alert
20	Alert	Alert	Alert
21	Danger	Danger	Danger
22	Danger	Danger	Danger
23	Danger	Danger	Danger
24	Danger	Danger	Danger
25	Danger	Danger	Danger
26	Danger	Danger	Danger
27	Danger	Danger	Danger
28	Danger	Danger	Danger
29	Danger	Danger	Danger
30	Danger	Danger	Danger

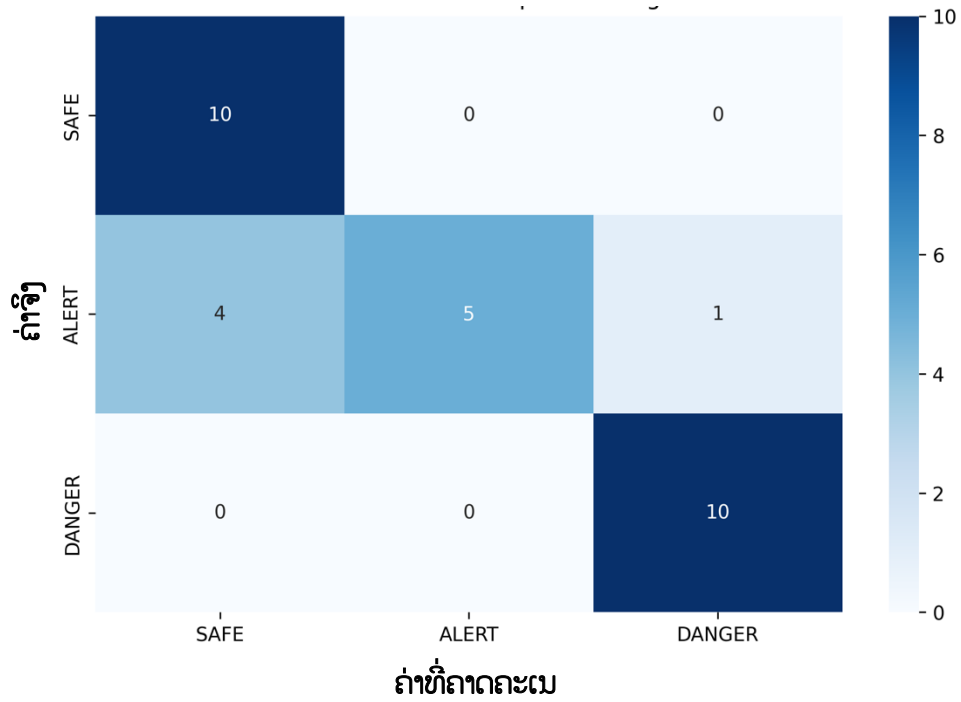
ຕາຕະລາງທີ 5. ປຽບທຽບປະສິດທິພາບຂອງວິທີການນຳໃຊ້ ຝັດຊີ ໂລຈິກ ແລະ ວິທີການບໍ່ນຳໃຊ້ ຝັດຊີ ໂລຈິກ ດ້ວຍ *Accuracy*, *Precision*, *Recall* ແລະ *F1-Score*.

ຕົວຊີ້ວັດ	ນຳໃຊ້ ຝັດຊີ ໂລຈິກ	ບໍ່ນຳໃຊ້ ຝັດຊີ ໂລຈິກ
<i>Accuracy</i>	90.0%	83.3%
<i>Precision</i>	91.4%	87.4%
<i>Recall</i>	90.0%	83.3%
<i>F1-Score</i>	89.5%	81.7%



ຄ່າທີ່ຄາດຄະເນ

ຮູບທີ 1. ການຄິດໄລ່ຫາຄ່າຕົວຊີ້ວັດໃນການປະເມີນຄວາມຖືກຕ້ອງແບບ Confusion Matrix ຂອງວິທີການນຳໃຊ້ ຝັດຊີ ໂລຈິກ



ຮູບທີ 2. ການຄິດໄລ່ຫາຄ່າຕົວຊີ້ວັດໃນການປະເມີນຄວາມຖືກຕ້ອງແບບ Confusion Matrix ຂອງວິທີການບໍ່ນຳໃຊ້ ຝັດຊີ ໂລຈິກ