

ການປຽບທຽບປະສິດທິພາບລະບົບຈົດຈຳໃບໜ້າລູກຄ້າ ລະຫວ່າງ FaceNet and ArcFace ໃນລະບົບຂໍ້ມູນ ຂ່າວສານສົນເຊື່ອແຫ່ງ ສປປ ລາວ

ດອກແກ້ວ ແກ້ວວົງສາ*, ວິມິນທາ ຂຽວວົງພະຈັນ, ຄຳເພັດ ບຸນນະດີ, ຂັນທະນຸ ຫຼວງໄຊຊະນະ, ຄຳຫຼ້າ ນິນອະລຸນສະຫວັດ, ຄຳໄຊ ລິວັງຕຸ
ພາກວິຊາ ວິສະວະກຳຄອມພິວເຕີ ແລະ ເຕັກໂນໂລຊີຂໍ້ມູນຂ່າວສານ, ຄະນະວິສະວະກຳສາດ, ມະຫາວິທະຍາໄລແຫ່ງຊາດ

ບົດຄັດຫຍໍ້

ງານວິໄຈນີ້ແມ່ນການປຽບທຽບປະສິດທິພາບຂອງເທັກໂນໂລຊີການຈົດຈຳໃບໜ້າດ້ວຍສອງຮູບແບບ ຄື FaceNet ແລະ ArcFace ເພື່ອການນຳໄປໃຊ້ໃນການລະບຸຕົວຕົນຂອງລູກຄ້າໃນລະບົບສູນຂໍ້ມູນສົນເຊື່ອແຫ່ງ ສປປ ລາວ. ການສຶກສານີ້ປະເມີນປັດໃຈສຳຄັນສອງ ດ້ານຄື: ປະສິດທິພາບການຈົດຈຳໃບໜ້າບຸກຄົນ ແລະ ປະສິດທິພາບດ້ານຄວາມໄວໃນການປະມວນຜົນ; ເຊິ່ງວິທີການວິໄຈປະກອບດ້ວຍ ການທົດສອບ ກັບປະຊາກອນກຸ່ມຕົວຢ່າງ 200 ຄົນ ຈາກສະຖາບັນການເງິນ 10 ແຫ່ງ (20 ຄົນຕໍ່ສະຖາບັນ) ແລະ ຜູ້ເຂົ້າແຕ່ລະຄົນ ຕ້ອງມີສ່ວນຮ່ວມໂດຍການ ໃຫ້ເກັບຮູບພາບໃບໜ້າ 20 ຮູບ ທີ່ຖ່າຍຈາກມຸມຕ່າງໆ (ດ້ານໜ້າ, 45 ອົງສາ, ແລະດ້ານຂ້າງ) ພາຍໃຕ້ສະພາບແສງສະຫວ່າງ ແລະ ໄລຍະຫ່າງທີ່ ຄວບຄຸມໄດ້; ເຊິ່ງໃນການທົດລອງນີ້ແມ່ນໄດ້ນຳໃຊ້ອຸປະກອນຮາດແວ ແລະ ຂັ້ນຕອນການທົດສອບ ທີ່ເປັນມາດຕະຖານ ເພື່ອຮັບປະກັນຜົນລັບ ທີ່ສອດຄ່ອງກັນ; ຜົນການຄົ້ນຄວ້າແມ່ນຊີ້ໃຫ້ເຫັນເຖິງຄວາມແຕກຕ່າງດ້ານປະສິດທິພາບລະຫວ່າງ 2 ເທັກໂນໂລຊີ; FaceNet ສະແດງໃຫ້ ເຫັນ ເຖິງປະສິດທິພາບດ້ານຄວາມໄວ ໃນການປະມວນຜົນທີ່ໄວກວ່າ ໂດຍເລີຍ 27.24 ວິນາທີ; ເຊິ່ງໄວກວ່າ ArcFace ປະມານ 15.01% ທີ່ມີຄ່າເລີຍ 31.27 ວິນາທີ; ໃນທາງກົງກັນຂ້າມ ArcFace ສາມາດສະແດງໃຫ້ເຫັນເຖິງ ຄວາມແມ່ນຍຳໃນການຈົດຈຳທີ່ສູງກວ່າ ໂດຍມີອັດຕາເລີຍ 94.60% ເຊິ່ງສູງກວ່າ FaceNet ທີ່ 90.75% ເຖິງ 4.26%; ຈາກຜົນການສຶກສາແມ່ນສາມາດສະຫຼຸບຜົນການທົດລອງວ່າ ການເລືອກລະຫວ່າງ ເທັກໂນໂລຊີເຫຼົ່ານີ້ຂຶ້ນກັບຄວາມຕ້ອງການທີ່ເປັນອັນສະເພາະ ໃນການນຳໃຊ້ດັ່ງນີ້: FaceNet ເໝາະສົມກວ່າສຳລັບການນຳ ໃຊ້ທີ່ໃຫ້ຄວາມ ສຳຄັນກັບຄວາມໄວໃນການປະມວນຜົນ, ໃນຂະນະທີ່ ArcFace ແນະນຳສຳລັບສະຖານະການທີ່ຕ້ອງການຄວາມແມ່ນຍຳສູງ ໃນການລະບຸຕົວ ຕົນ, ເຊິ່ງຂໍ້ມູນເຫຼົ່ານີ້ແມ່ນສາມາດຊ່ວຍໃຫ້ການຜູ້ທີ່ມີຄວາມສົນ ໃຈໃນການຄັດເລືອກເອົາເທັກໂນໂລຊີໃນການລະບຸຕົວຕົນທາງກາຍະພາບ ໄປນຳໃຊ້ໄດ້ຢ່າງມີປະສິດທິພາບໃນການຕໍ່ຍອດການພັດທະນາ ລະບົບຂໍ້ມູນສົນເຊື່ອໃນອານາຄົດ.

ຄຳສັບສຳຄັນ: Facial Recognition Technology, FaceNet, ArcFace, Biometric Authentication, Credit Information System

*ຕິດຕໍ່ພົວພັນ: ນາງ ດອກແກ້ວ ແກ້ວວົງສາ; ເບີໂທ: 2056567890; ອີເມວ: keovongsa.dk@gmail.com

Comparative Study of FaceNet and ArcFace Performance in Customer Facial Recognition for the Lao Credit Information System

Dokkeo KEOVONGSA*, Vimontha KHEOVONGPHACHANH, Khamphet BOUNNADY, Khanthanou LUANGXAYSANA, Khamla NonAlinsavath, Khamxay LIVANGTOU

Faculty of Engineering, National University of Laos

Abstract

This study compared the performance of two facial recognition technologies, FaceNet and ArcFace, for potential application in the Lao Credit Information Bureau system. The evaluation focused on two key factors: processing speed and recognition accuracy. The methodology involved testing with a sample of 200 individuals drawn from 10 financial institutions (20 participants per institution). Each participant contributed 20 facial images captured from multiple angles (front, 45-degree, and side views) under controlled lighting and distance conditions. Standardized hardware and testing procedures were employed to ensure consistency. Findings revealed significant performance differences between the two technologies. FaceNet demonstrated faster processing speeds, averaging 27.24 seconds per task—approximately 15.01% faster than ArcFace's average of 31.27 seconds. In contrast, ArcFace achieved higher recognition accuracy, with an average rate of 94.60%, surpassing FaceNet's 90.75% by 4.26%. The choice between the two technologies depends on implementation priorities. FaceNet is better suited for applications requiring faster processing, whereas ArcFace is preferable in contexts where higher recognition accuracy is critical. These insights can inform the adoption of effective biometric solutions within credit information systems.

Key words: Facial Recognition Technology, FaceNet, ArcFace, Biometric Authentication, Credit Information System

*Correspondence: Dokkeo Keovongsa; Tel: 020 56567890; Email: keovongsa.dk@gmail.com

1. 1. ພາກສະເໜີ

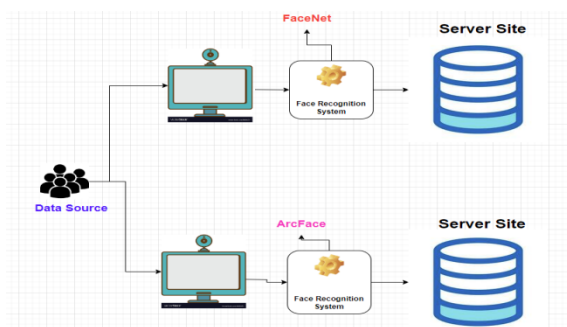
1.1 ຄວາມເປັນມາ ແລະ ຄວາມສໍາຄັນຂອງບັນຫາ

ໃນໂລກປັດຈຸບັນເທັກໂນໂລຢີການຈື່ຈໍາໃບໜ້າໄດ້ກາຍເປັນເຄື່ອງມືສໍາຄັນໃນການຍົກລະດັບຄວາມປອດໄພ ແລະ ປະສິດທິພາບການດໍາເນີນງານໃນຫຼາຍຂະແໜງການ (American Banker, 2021). ໂດຍສະເພາະໃນຂະແໜງການເງິນ ແລະ ການທະນາຄານ, ເທັກໂນໂລຢີນີ້ມີບົດບາດສໍາຄັນໃນການຫັນເປັນທັນສະໄໝ (Fintech News Singapore, 2024) ເພື່ອໃຫ້ການກວດສອບຕົວຕົນລູກຄ້າກ່ອນການເຮັດທຸລະກໍາແມ່ນເປັນສິ່ງທີ່ສໍາຄັນ ແລະ ເປັນການປັບປຸງມາດຕະການຄວາມປອດໄພໃນ ສປປ ລາວ; ວິທີການກວດສອບຕົວຕົນແບບດັ້ງເດີມທີ່ອີງໃສ່ເອກະສານ ເຊັ່ນ: ສໍາມະໂນຄົວ, ບັດປະຈຳຕົວ, ແລະ ໜັງສືຜ່ານແດນ ກໍາລັງປະເຊີນກັບຂໍ້ຈຳກັດຫຼາຍຢ່າງ. ສິ່ງທ້າທາຍເຫຼົ່ານີ້ລວມມີ: ຂະບວນການກວດສອບເອກະສານທີ່ຊ້າ, ຄວາມສ່ຽງດ້ານການປອມແປງ, ຂໍ້ຜິດພາດໃນການປ້ອງກັນຂໍ້ມູນ ແລະ ຄວາມບໍ່ສະດວກຂອງລູກຄ້າໃນການເຮັດທຸລະກໍາທາງການເງິນ. ບັນຫາເຫຼົ່ານີ້ສົ່ງຜົນກະທົບໂດຍກົງຕໍ່ປະສິດທິພາບການບໍລິການຂອງສະຖາບັນການເງິນ ແລະ ຄວາມປອດໄພຂອງຂໍ້ມູນລູກຄ້າ. ການພັດທະນາລະບົບການເງິນດິຈິຕອນໃນ ສປປ ລາວ

ຮຽກຮ້ອງໃຫ້ມີການຫັນເປັນທັນສະໄໝ ເຊິ່ງວິທີການກວດສອບຕົວຕົນຂອງບຸກຄົນຕ້ອງຮັບປະກັນການປັບປຸງທີ່ມີປະສິດທິພາບ ແລະ ປະສິດທິຜົນ (The Fintech Times, 2024; PHB Development, 2020). ປະຈຸບັນ, ບໍລິສັດຂໍ້ມູນຂ່າວສານສິນເຊື້ອແຫ່ງ ສປປ ລາວ ແລະ ທະນາຄານກາງລາວ ກໍາລັງສຸມໃສ່ການພັດທະນາໂຄງລ່າງພື້ນຖານດິຈິຕອນ ແລະ ລະບົບການຈື່ຈໍາດິຈິຕອນ (Biometric Update, 2025). ທະນາຄານທຸລະກິດຕ່າງປະເທດລາວເຊັ່ນທະນາຄານການຄ້າງ (BCEL) ເຊິ່ງເປັນສະຖາບັນການເງິນຊັ້ນນໍາຂອງລາວໄດ້ມີການພັດທະນາລະບົບທະນາຄານດິຈິຕອນແບບຄົບຖ້ວນ ເຊັ່ນ: BCEL One ແລະ i-Bank ເພື່ອລົງທຶນໃນການຫັນເປັນທັນສະໄໝດິຈິຕອນ (International Finance, 2024).

ໃນປັດຈຸບັນ, ມີເທັກໂນໂລຢີການຈື່ຈໍາໃບໜ້າທີ່ໂດດເດັ່ນທີ່ໄດ້ຮັບຄວາມນິຍົມເນື່ອງມີສອງແບບຄື: FaceNet (Schroff et al., 2015) ແລະ ArcFace (Deng et al., 2019), ແຕ່ລະແບບມີຈຸດແຂງ ແລະ ຂໍ້ຈຳກັດຂອງຕົນເອງ. ແນວໃດກໍຕາມ, ຍັງບໍ່ທັນມີການສຶກສາທີ່ສົມບູນແບບໃນການປຽບທຽບປະສິດທິຜົນຂອງທັງສອງລະບົບນີ້ພາຍໃນສະພາບແວດລ້ອມຂອງລະບົບຂໍ້ມູນສິນເຊື້ອ ສປປ ລາວ; ວິທະຍານິພົນນີ້ມີຈຸດປະສົງເພື່ອປຽບທຽບປະສິດທິພາບການຂອງການລະບຸຕົວຕົນບຸກຄົນ

ດ້ວຍໃບໜ້າໂດຍນຳໃຊ້ເທັກໂນໂລຊີ FaceNet ແລະ ArcFace, ໂດຍສຸມໃສ່ສອງດ້ານຫຼັກຄື: ຄວາມແມ້ນຍຳ, ຄວາມຖືກຕ້ອງ ແລະ ຄວາມໄວໃນການປະມວນຜົນ (Albalooshi et al., 2024). ການສຶກສານີ້ຈະດຳເນີນການທົດລອງພາຍໃຕ້ເງື່ອນໄຂທີ່ຄວບຄຸມຢ່າງເຂັ້ມງວດເພື່ອໃຫ້ແນ່ໃຈວ່າໄດ້ຜົນການປຽບທຽບທີ່ໜ້າເຊື່ອຖື ແລະ ຖືກຕ້ອງ; ຜົນການສຶກສານີ້ຈະເປັນພື້ນຖານສຳຄັນສຳລັບການພັດທະນາລະບົບການກວດສອບຕົວຕົນທີ່ເປັນອັນສະໄໝໃນຂະແໜງການເງິນ - ການທະນາຄານຂອງ ສປປ ລາວ. ນອກຈາກນັ້ນ, ຜົນການຄົ້ນຄວ້າຍັງຈະເປັນປະໂຫຍດແກ່ຜູ້ທີ່ສົນໃຈຢາກນຳໄປພັດທະນາ ແລະ ໝູນຊຸ້ເທັກໂນໂລຢີນີ້ໃນຂະແໜງການອື່ນໆ. ການປັບປຸງລະບົບການກວດສອບຕົວຕົນນີ້ຈະຊ່ວຍຍົກລະດັບການບໍລິການທາງການເງິນ, ເພີ່ມປະສິດທິພາບດ້ານຄວາມປອດໄພ, ສ້າງຄວາມສະດວກສະບາຍໃຫ້ແກ່ລູກຄ້າຫຼາຍຂຶ້ນ, ແລະ ສະໜັບສະໜູນການພັດທະນາເສດຖະກິດດິຈິຕອນຂອງປະເທດ.



ຮູບທີ 1: ຂັ້ນຕອນວິທີການທົດລອງດ້ວຍລະບົບການຈົດຈຳໃບໜ້າ

1.2. ຄຳຖາມຂອງການຄົ້ນຄວ້າ

1. ຄວາມຖືກຕ້ອງ, ຊັດເຈນໃນການລະບຸຕົວຕົນດ້ວຍໃບໜ້າໂດຍການນຳໃຊ້ເທັກໂນໂລຊີ FaceNet ປຽບທຽບກັບການລະບຸຕົວຕົນບຸກຄົນດ້ວຍໃບໜ້າໂດຍການນຳໃຊ້ເທັກໂນໂລຊີ ArcFace ມີປະສິດທິພາບແຕກຕ່າງກັນແນວໃດ?

2. ຄວາມໄວໃນການລະບຸຕົວຕົນດ້ວຍໃບໜ້າໂດຍການນຳໃຊ້ເທັກໂນໂລຊີ FaceNet ປຽບທຽບກັບການລະບຸຕົວຕົນບຸກຄົນດ້ວຍໃບໜ້າດ້ວຍການນຳໃຊ້ເທັກໂນໂລຊີ ArcFace ມີຄວາມໄວແຕກຕ່າງກັນແນວໃດ?

1.3. ຈຸດປະສົງຂອງການຄົ້ນຄວ້າ

1. ເພື່ອສຶກສາຄວາມຖືກຕ້ອງ ແລະ ຊັດເຈນ ໃນການລະບຸຕົວຕົນບຸກຄົນດ້ວຍໃບໜ້າໂດຍການນຳໃຊ້ເທັກໂນໂລຊີ FaceNet ແລະ ArcNet;

2. ເພື່ອປຽບທຽບປະສິດທິພາບດ້ານຄວາມໄວ ໃນການລະບຸຕົວຕົນບຸກຄົນດ້ວຍໃບໜ້າ ໂດຍການນຳໃຊ້ເທັກໂນໂລຊີ FaceNet ແລະ ArcNet.

2. ບົດຄົ້ນຄວ້າທີ່ກ່ຽວຂ້ອງ

FaceNet ແມ່ນເຄືອຂ່າຍປະສາດທຽມເຊິງລິກ (Deep Convolutional Neural Network) ທີ່ພັດທະນາໂດຍບໍລິສັດ Google ໃນປີ 2015 ເພື່ອປ່ຽນຮູບໃບໜ້າໃຫ້ກາຍເປັນ vector ຂະໜາດ 128 ຫຼື 512 ມິຕິ ໃນພື້ນທີ່ embedding space. ລະບົບນີ້ນຳໃຊ້ເທັກນິກ Triplet Loss ເພື່ອຝຶກໃຫ້ໂມເດວສາມາດສ້າງ embedding ທີ່ໃບໜ້າຂອງຄົນດຽວກັນຈະຢູ່ໃກ້ກັນ ແລະ ໃບໜ້າ ຂອງຄົນຕ່າງກັນຈະຢູ່ຫ່າງກັນໃນພື້ນທີ່ນີ້. ArcFace (Additive Angular Margin) ແມ່ນເທັກນິກການຈົດຈຳໃບໜ້າທີ່ນຳໃຊ້ Angular Margin Loss ໃນຟັງຊັນ Softmax ພັດທະນາໃນປີ 2018. ເທັກນິກນີ້ເພີ່ມ Angular Margin ເຂົ້າໃນສູດ Softmax ເພື່ອເພີ່ມຄວາມສາມາດໃນການແຍກແຍະລັກສະນະຂອງໃບໜ້າ ເຮັດໃຫ້ການຈັດປະເພດມີຄວາມຖືກຕ້ອງສູງຂຶ້ນ.

ງານວິໄຈຫຼັກຂອງ FaceNet ແມ່ນ Schroff et al. (2015) ພັດທະນາ FaceNet ເພື່ອສ້າງລະບົບຈົດຈຳໃບໜ້າທີ່ສາມາດແປງຮູບໃບໜ້າໄປເປັນ Embedding vector ຂະໜາດ 128 ມິຕິ ໂດຍນຳໃຊ້ Deep Neural Network ແລະ Triplet loss function. ຈຸດປະສົງຂອງການສຶກສາແມ່ນເພື່ອສ້າງລະບົບທີ່ສາມາດຈົດຈຳ, ຍິ່ງຢືນ, ແລະ ຈັດກຸ່ມໃບໜ້າໄດ້ຢ່າງມີປະສິດທິພາບ ເຊິ່ງຜົນການສຶກສາສະແດງໃຫ້ເຫັນວ່າ FaceNet ສາມາດລະບຸຕົວຕົນຂອງບຸກຄົນດ້ວຍໃບໜ້າແມ່ນມີຄວາມແມ້ນຍຳເຖິງ 99.63% ໃນ LFW Dataset ແລະ 95.12% ໃນ YouTube Faces dataset ພ້ອມທັງສາມາດຫຼຸດຄວາມຜິດພາດຈາກວິທີການແບບເກົ່າເຖິງ 30% ແລະ ມີຄວາມທົນທານຕໍ່ການປ່ຽນແປງຂອງແສງ ແລະ ມຸມກ້ອງ. Taigman et al. (2014) ສ້າງ DeepFace ເພື່ອແກ້ໄຂບັນຫາການຈົດຈຳໃບໜ້າໃນສະພາບແວດລ້ອມທີ່ບໍ່ມີການຄວບຄຸມ ເຊັ່ນ ຮູບພາບຈາກສື່ສັງຄົມແລະຄັງຮູບພາບສ່ວນຕົວ. ຈຸດປະສົງແມ່ນເພື່ອພັດທະນາລະບົບທີ່ສາມາດຮັບມືກັບການປ່ຽນແປງຂອງທ່າທາງ, ແສງສະຫວ່າງ, ແລະ ມຸມກ້ອງທີ່ຫຼາກຫຼາຍ. ຜົນການວິໄຈພົບວ່າ DeepFace ສາມາດບັນລຸຄວາມແມ້ນຍຳ 97.35% ໃນ LFW dataset ທີ່ໃກ້ຄຽງກັບຄວາມສາມາດຂອງມະນຸດ (97.53%) ແລະ ສາມາດທົດສອບກັບ 4.4 ລ້ານຮູບໃບໜ້າຄອບຄຸມ 4,030 ບຸກຄົນ. Wang & Deng (2021) ສຶກສາການພັດທະນາເທັກນິກ Deep Face Recognition ຕັ້ງແຕ່ປີ 1990 ເຖິງປັດຈຸບັນ. ຈຸດປະສົງແມ່ນເພື່ອວິເຄາະວິວັດທະນາການຂອງເທັກນິກການຈົດຈຳໃບໜ້າແລະປະເມີນປະສິດທິພາບຂອງວິທີການຕ່າງໆ. ຜົນການສຶກສາສະແດງໃຫ້ເຫັນວ່າຄວາມຖືກຕ້ອງໃນຖານຂໍ້ມູນ LFW ເພີ່ມຂຶ້ນຈາກປະມານ 97% ໃນປີ 2014 ເປັນກວ່າ 99.80% ໃນປີ 2017, ແລະ ໃນການ

ແຂ່ງຂັນ MegaFace ວິທີການ Deep Learning ສາມາດຈົດຈຳໄດ້ຖືກຕ້ອງເຖິງ 99.80% ໃນການປຸງບທຽບ 1:1.

ງານວິໄຈຫຼັກຂອງ ArcFace ມີຄື Deng et al. (2019) ພັດທະນາ ArcFace ເພື່ອປັບປຸງປະສິດທິພາບການຈົດຈຳໃບໜ້າໂດຍນຳໃຊ້ Additive Angular Margin Loss ໃນຟັງຊັນ Softmax. ຈຸດປະສົງຂອງການສຶກສາແມ່ນເພື່ອເພີ່ມຄວາມສາມາດໃນການແຍກແຍະລັກສະນະຂອງໃບໜ້າໂດຍການເພີ່ມ Angular Margin ທີ່ຊ່ວຍໃຫ້ Embedding ຂອງຄົນດຽວກັນຢູ່ໃກ້ກັນ ແລະ ຂອງຄົນຕ່າງກັນຢູ່ຫ່າງກັນຫຼາຍຂຶ້ນ. ຜົນການສຶກສາສະແດງໃຫ້ເຫັນວ່າ ArcFace ສາມາດລະບຸຄວາມແມ່ນຍຳໄດ້ສູງເຖິງ 99.83% ໃນ LFW dataset, ສາມາດຫຼຸດຄວາມຜິດພາດລົງ 40% ເມື່ອທຽບກັບວິທີເກົ່າ, ທົດສອບກັບ 1 ລ້ານໃບໜ້າ, ແລະ ຄອບຄຸມຫຼາຍເຊື້ອຊາດ. Liu et al. (2016) ສຶກສາການຮຽນຮູ້ລັກສະນະສະເພາະເພື່ອການຈົດຈຳໃບໜ້າແບບເຊິງລິກໂດຍນຳໃຊ້ Angular margin. ຈຸດປະສົງແມ່ນເພື່ອພັດທະນາ Loss function ທີ່ສາມາດເພີ່ມ Inter-class variance ແລະ ຫຼຸດ Intra-class variance ໃນ Feature space. ຜົນການວິໄຈພົບວ່າການໃຊ້ Angular margin ໃນ Softmax loss (SphereFace) ສາມາດປັບປຸງປະສິດທິພາບການຈົດຈຳໄດ້ຢ່າງຫຼວງຫຼາຍເມື່ອທຽບກັບ Softmax loss ແບບເກົ່າ. Wang et al. (2018) ພັດທະນາ CosFace (Large Margin Cosine Loss) ເພື່ອເປັນທາງເລືອກລະຫວ່າງ SphereFace ແລະ ArcFace. ຈຸດປະສົງແມ່ນເພື່ອສ້າງ Loss function ທີ່ງ່າຍໃນການ Implement ແຕ່ຍັງຄົງມີປະສິດທິພາບສູງ. ຜົນການສຶກສາສະແດງໃຫ້ເຫັນວ່າ CosFace ບັນລຸຄວາມແມ່ນຍຳ 99.73% ໃນ LFW dataset ແລະ ມີຄວາມສະຖຽນໃນການຝຶກສອນຫຼາຍກວ່າ SphereFace. ການປຸງບທຽບ Loss Functions: Zheng et al (2020) ປຸງບທຽບປະສິດທິພາບຂອງ loss functions ຕ່າງໆໃນການຈົດຈຳໃບໜ້າ ລວມມີ Softmax, Center Loss, SphereFace, CosFace, ແລະ ArcFace ຈຸດປະສົງແມ່ນເພື່ອວິເຄາະຂໍ້ດີຂໍ້ເສຍຂອງແຕ່ລະວິທີ. ຜົນການສຶກສາສະແດງໃຫ້ເຫັນວ່າ ArcFace ມີປະສິດທິພາບດີທີ່ສຸດໃນການຈົດຈຳທົ່ວໄປ ໃນຂະນະທີ່ CosFace ມີຄວາມສະຖຽນສູງກວ່າໃນການຝຶກສອນ. Chen et al (2021) ສຶກສາປຸງບທຽບຄວາມໄວໃນການປະມວນຜົນລະຫວ່າງ FaceNet, ArcFace, ແລະ CosFace ໃນສະພາບແວດລ້ອມການໃຊ້ງານຈິງ. ຈຸດປະສົງແມ່ນເພື່ອປະເມີນຄວາມເໝາະສົມຂອງແຕ່ລະເທັກນິກສໍາລັບລະບົບທີ່ມີຂໍ້ຈຳກັດດ້ານຊັບພະຍາກອນ. ຜົນການສຶກສາພົບວ່າ FaceNet ມີຄວາມໄວສູງກວ່າ ArcFace ປະມານ 15-20% ແຕ່ມີຄວາມແມ່ນຍຳຕໍ່າກວ່າ 3-5%. ການປະຍຸກໃຊ້ໃນອຸດສາຫະກຳ: Kumar & Singh (2022) ສຶກສາການນຳໃຊ້ເທັກນິກການຈົດຈຳໃບໜ້າໃນອຸດສາຫະກຳການເງິນ ລວມມີ

ລະບົບ ATM, Mobile Banking, ແລະ Online Payment. ຈຸດປະສົງແມ່ນເພື່ອປະເມີນຄວາມເໝາະສົມແລະຄວາມປອດໄພຂອງເທັກນິກຕ່າງໆ. ຜົນການສຶກສາແນະນຳວ່າ ArcFace ເໝາະສົມສໍາລັບລະບົບທີ່ຕ້ອງການຄວາມປອດໄພສູງ ແລະ FaceNet ເໝາະສົມສໍາລັບລະບົບທີ່ຕ້ອງການການຕອບສະໜອງທີ່ໄວ.

3. ວິທີດຳເນີນການຄົ້ນຄວ້າ

ການສຶກສາຄົ້ນຄວ້າງານວິໄຈໃນຄັ້ງນີ້ແມ່ນເພື່ອສຶກສາເຖິງປະສິດທິພາບໃນການຈົດຈຳໃບໜ້າໂດຍການນຳໃຊ້ 2 ເທັກນິກ ໂລຊິດີ: FaceNet ແລະ ArcFace ທີ່ຈະນຳໃຊ້ເຂົ້າໃນການລະບຸຕົວຕົນ ຫຼື ຍັງຢືນຕົວຕົນຂອງລູກຄ້າບຸກຄົນທີ່ເຮັດທຸລະກຳທາງການເງິນສໍາລັບລູກຄ້າທີ່ມີການຂໍສິນເຊື້ອ (ການຂໍກູ້ຢືມ) ນຳສະຖາບັນການເງິນ ເຊິ່ງປະກອບມີທະນາຄານ ແລະ ສະຖາບັນການເງິນທີ່ບໍ່ແມ່ນທະນາຄານ ເຊິ່ງຜູ້ວິໄຈຈະມຸ້ງເນັ້ນການສຶກສາຄົ້ນຄວ້າການປຸງບທຽບປະສິດທິພາບການປະມວນຜົນດ້ານຄວາມໄວໃນເວລາເຮັດວຽກ ແລະ ຄວາມແມ່ນຍຳ, ຖືກຕ້ອງ, ຊັດເຈນຕໍ່ກັບການລະບຸຕົວຕົນ ຂອງບຸກຄົນ.

3.1 ປະຊາກອນ ແລະ ກຸ່ມຕົວຢ່າງ

ປະຊາກອນ ແລະ ກຸ່ມຕົວຢ່າງທີ່ໃຊ້ໃນການຄົ້ນຄວ້າໃນຄັ້ງນີ້ລູກຄ້າບຸກຄົນຂອງສະຖາບັນການເງິນຈຳນວນ 200 ຄົນ ຈາກລູກຄ້າທີ່ເປັນສະມາຊິກຂອງບໍລິສັດຂໍ້ມູນຂ່າວສານສິນເຊື້ອແຫ່ງສປປ ລາວ ຈຳນວນ 10 ແຫ່ງ ປະກອບມີສະຖາບັນການເງິນທັງພາກລັດ ແລະ ເອກະຊົນ. ການກຳນົດກຸ່ມປະຊາກອນຕົວຢ່າງໃນຄັ້ງນີ້ແມ່ນໄດ້ເລືອກໃຊ້ຮູບແບບສະເພາະເຈາະຈົງດັ່ງນີ້:

1. ເລືອກສະມາຊິກທີ່ເປັນທະນາຄານທຸລະກິດຈຳນວນ 05 ແຫ່ງ;
2. ເລືອກສະມາຊິກທີ່ເປັນສະຖາບັນການເງິນຈຸລະພາກຈຳນວນ 05 ແຫ່ງ;
3. ເລືອກລູກຄ້າຂອງສະມາຊິກທີ່ເປັນທະນາຄານທຸລະກິດ ແລະ ສະຖາບັນການເງິນຈຸລະພາກຈຳນວນ 20 ຄົນ / 1 ແຫ່ງ;
4. ເລືອກຮູບພາບ 20 ຮູບ / 01 ລູກຄ້າ ທີ່ນຳໃຊ້ເຂົ້າໃນການທົດລອງ.

3.2 ເຄື່ອງມືທີ່ໃຊ້ໃນການເກັບກຳຂໍ້ມູນ

ສໍາລັບເຄື່ອງມືທີ່ນຳໃຊ້ໃນຈັດການເກັບກຳຂໍ້ມູນທີ່ໃຊ້ເຂົ້າໃນການທົດສອບໃນຄັ້ງນີ້ແມ່ນໄດ້ກຳນົດສະເປັກຕິກນິກຂອງເຄື່ອງ Server ແລະ Client ທີ່ໃຊ້ເຂົ້າໃນການທົດລອງ ມີດັ່ງຕາຕະລາງລຸ່ມນີ້:

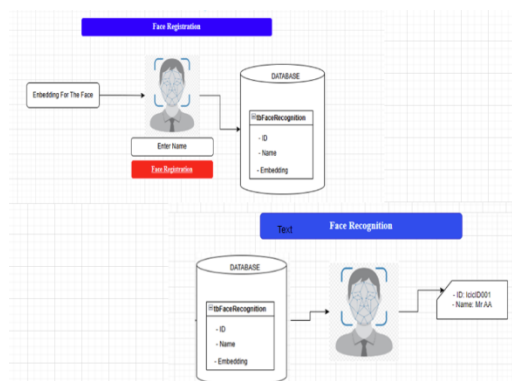
ຕາຕະລາງທີ 1 ອຸປະກອນທີ່ໃຊ້ເຂົ້າໃນການທົດລອງ (Server)

Hardware	Specification	FaceNet	ArcFace
CPU	Intel Pretinum 8268: 4CPU : 192 Core 284 Threads		
RAM		256	
Hard disk		8TB	
Software	Version	Face Registration	LCIC System
Operation System	18.8	Linux Fedora Core 8	Linux Fedora
Database	18.8	SQLife	Mysql

ຕາຕະລາງທີ 2 ອຸປະກອນທີ່ໃຊ້ເຂົ້າໃນການທົດລອງ(Client)

Hardware and Software ທີ່ໃຊ້ໃນການທົດລອງ	
ຄອມພິວເຕີ Laptop	MacBook Pro Chip Apple M1 Pro Version 14.2.1 Memory : 32 GB Storage SSD 1TB
FaceNet	
Anaconda, Jupyter Nootebook	
FaceNet:	
Tensorflow and Tensorflow Lite	
Python Django	
SQLife	
ArcFace	
Anaconda, Jupyter Nootebook	
ArcFace	
Tensorflow and Tensorflow Lite	
Python Django	
SQLife	

3.3 ວິທີເກັບກຳຂໍ້ມູນ



ຮູບທີ 2 ຮູບການສະແດງຜົນການຮຽນຮູ້ ແລະ ຮູ້ຈຳໃບໜ້າ

ການເກັບກຳຂໍ້ມູນເຂົ້າໃນການທົດລອງໃນຄັ້ງນີ້ປະກອບມີຂັ້ນຕອນດັ່ງນີ້: 1) ເກັບຂໍ້ມູນພື້ນຖານຂອງລູກຄ້າທີ່ເຂົ້າມາເຮັດທຸລະກຳນຳທະນາຄານກຸ່ມເປົ້າໝາຍໂດຍເລືອກຈາກລູກຄ້າທີ່ສາມາດເປີດເຜີຍຂໍ້ມູນ; 2) ກຳນົດສະພາບແວດລ້ອມເຊັ່ນ: ສະພາບແວດລ້ອມແສງທີ່ແຕກຕ່າງກັນໃນເວລາທີ່ໃຫ້ລະບົບຮຽນຮູ້; 3) ເກັບຂໍ້ມູນທີ່ຈະນຳໃຊ້ເຂົ້າໃນການທົດລອງເຊັ່ນ: ວັນທີ, ເວລາ, ສະພາບແວດລ້ອມ ແລະ ຮູບພາບຂອງຜູ້ເຂົ້າທົດລອງ; ແລ້ວຈຶ່ງດຳເນີນການກະກຽມຂໍ້ມູນຕາມຮູບແບບຕາຕະລາງທີ່ກຳນົດໄວ້ຂ້າງຕົ້ນ ເພື່ອບັນທຶກຊຸດຂໍ້ມູນທີ່ຕ້ອງການທົດສອບເປັນຟາຍຂໍ້ມູນໜຶ່ງໃສ່ໃນ Excel ຕາມຮູບແບບການທົດລອງເຊິ່ງໄດ້ແບ່ງ ອອກເປັນ 2 ຮູບແບບຄື: 1) ການທົດລອງການຮຽນຮູ້ຈຳໃບໜ້າຈາກກຸ່ມເປົ້າໝາຍທີ່ເປັນລູກຄ້າຂອງສະຖາບັນການເງິນຈຳວນ 200 ຄົນ ຈາກສະຖາບັນການເງິນຈຳນວນ 20 ແຫ່ງ ແຕ່ລະແຫ່ງ ເກັບ 20 ຄົນ; ເຊິ່ງ 1 ຄົນ ຈະເກັບຂໍ້ມູນ 20 ຮູບ ໃນແຕ່ລະດ້ານ ແລ້ວເກັບຂໍ້ມູນເຂົ້າຖານຂໍ້ມູນການຮຽນຮູ້ໃບໜ້າທັງສອງໂມເດວຈະໄດ້ຮູບລວມທັງໝົດຈຳນວນ 4,000 ຮູບ ແລະ 2) ເຮັດການທົດລອງການຈົດຈຳໃບໜ້າເພື່ອເກັບກຳຂໍ້ມູນຕາມຈຳນວນກຸ່ມປະຊາກອນທີ່ກຳນົດໄວ້ໃນເບື້ອງຕົ້ນໂດຍ ດຳເນີນການທົດລອງຕາມ ຈຸດປະສົງຂອງການທົດລອງຄື: ຊອກຫາຄວາມໄວໃນການປະມວນຜົນ ແລະ ຄວາມແມ້ນຍຳໃນການລະບຸຕົວຕົນບຸກຄົນຕາມຈຳນວນຂໍ້ມູນ 50 ຮູບ, 100 ຮູບ, 500 ຮູບ ແລະ 1000 ຮູບ ທີ່ກຳນົດໄວ້ໃນການທົດລອງ;

3.4 ການວິເຄາະຂໍ້ມູນ

ການວິໄຈນີ້ໄດ້ດຳເນີນການທົດລອງປຽບທຽບປະສິດທິພາບຂອງເທັກໂນໂລຢີ FaceNet ແລະ ArcFace ໃນການລະບຸຕົວຕົນດ້ວຍໃບໜ້າ ໂດຍການເກັບຂໍ້ມູນຈາກສະຖາບັນການເງິນທັງໝົດ 20 ແຫ່ງ ໃນເຂດນະຄອນຫຼວງວຽງຈັນ. ການທົດລອງດຳເນີນໂດຍການເລືອກລູກຄ້າແຕ່ລະສະຖາບັນຈຳນວນ 20 ຄົນ ຈຶ່ງໄດ້ກຸ່ມຕົວຢ່າງທັງໝົດ 200 ຄົນ. ແຕ່ລະຄົນ

ໄດ້ຖ່າຍຮູບໃບໜ້າທັງໝົດ 20 ຮູບ ລວມເປັນຂໍ້ມູນທັງໝົດ 4,000 ຮູບ; ການເກັບຂໍ້ມູນຮູບໃບໜ້າດຳເນີນໂດຍການແບ່ງອອກເປັນ 4 ມຸມການຖ່າຍທີ່ແຕກຕ່າງກັນ ເພື່ອທົດສອບປະສິດທິພາບຂອງທັງສອງເທັກໂນໂລຢີໃນສະພາວະການຕ່າງໆ. ມຸມການຖ່າຍປະກອບດ້ວຍ ໜ້າຕິງ, ມຸມ 45 ອົງສາ, ຂ້າງຊ້າຍ ແລະ ຂ້າງຂວາ ຂະນະທີ່ແຕ່ລະມຸມຖ່າຍ 5 ຮູບ. ລຳດັບການທົດລອງເລີ່ມຈາກການວັດແທກຄວາມໄວໃນການປະມວນຜົນ ເຊິ່ງແມ່ນການວັດເວລາທີ່ເທັກໂນໂລຢີແຕ່ລະຊະນິດໃຊ້ໃນການຈື່ຈຳ ແລະ ລະບຸຕົວຕົນຈາກຮູບໃບໜ້າ 1 ຮູບ ບັນທຶກເປັນຫົວໜ່ວຍວິນາທີ. ຕໍ່ມາຈຶ່ງວັດແທກຄວາມແມ່ນຍຳ ເຊິ່ງແມ່ນອັດຕາການລະບຸຕົວຕົນທີ່ຖືກຕ້ອງ ຄິດໄລ່ເປັນເປີເຊັນຈາກຈຳນວນຄັ້ງທີ່ລະບຸຖືກຕ້ອງຫຼາຍກວ່າຈຳນວນຄັ້ງທີ່ລອງທັງໝົດ ເຊິ່ງການທົດລອງຄວາມໄວໄດ້ກຳນົດຮູບແບບການທົດສອບກັບຂໍ້ມູນຂະໜາດຕ່າງໆ ເລີ່ມຈາກ 50 ຮູບ, 100 ຮູບ, 500 ຮູບ ແລະ 1,000 ຮູບ ເພື່ອເບິ່ງປະສິດທິພາບໃນການປະມວນຜົນເມື່ອມີຂໍ້ມູນຈຳນວນຫຼາຍ. ສ່ວນການທົດລອງຄວາມແມ່ນຍຳກໍໄດ້ໃຊ້ຂໍ້ມູນສຸດດຽວກັນເພື່ອປະເມີນວ່າຄວາມສາມາດໃນການລະບຸຕົວຕົນມີການປ່ຽນແປງແນວໃດເມື່ອຂະໜາດຂໍ້ມູນເພີ່ມຂຶ້ນ. ການວິເຄາະຜົນໃຊ້ສຸດຄິດໄລ່ຄ່າສະເລ່ຍແບບງ່າຍ ໂດຍນຳຜົນລວມຂອງຄ່າທີ່ໄດ້ຮັບທັງໝົດມາຫານດ້ວຍຈຳນວນຄັ້ງໃນການທົດລອງ ດັ່ງສຸດຄິດໄລ່ລຸ່ມນີ້:

- ສຸດຄິດໄລ່ຄ່າສະເລ່ຍ $X = \frac{\sum x_n}{n}$
 - X ແມ່ນຄ່າສະເລ່ຍ
 - x ແມ່ນຜົນລວມຂອງຄ່າທີ່ໄດ້ຮັບ
 - n ແມ່ນຈຳນວນຄັ້ງໃນການທົດລອງ

ຕາຕະລາງ 3 ສະຫຼຸບຜົນການທົດລອງຕາມມຸມຖ່າຍຮູບ 20 ຮູບ ຈາກ 1 ຄົນ

ລ/ດ	ມຸມຖ່າຍ	FaceNet		ArcFace	
		ຄວາມແມ່ນຍຳ (%)	ຄວາມໄວ (s)	ຄວາມແມ່ນຍຳ (%)	ຄວາມໄວ (s)
1	ໜ້າຕິງ	94.2	0.85	96.5	0.72
2	ມຸມ 45°	91.8	0.92	93.7	0.78
3	ຂ້າງຊ້າຍ	88.5	0.98	90.2	0.85
4	ຂ້າງຂວາ	87.3	1.02	89.6	0.88
ຄ່າສະເລ່ຍລວມ		90.45	0.94	92.5	0.81

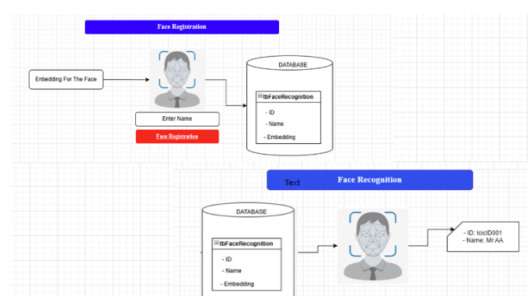
ຕາຕະລາງ 3 ເກັບຜົນຄວາມໄວໃນການປະມວນຜົນ

ຈຳນວນຮູບ	FaceNet(s)	ArcFace(s)
50 ຮູບ	0.8	0.6
100 ຮູບ	1.5	1.2
500 ຮູບ	3.2	2.8
1000 ຮູບ	5.8	5.2

ຕາຕະລາງ 4 ເກັບຜົນຄວາມຖືກຕ້ອງ, ຊັດເຈນ (ແມ່ນຍຳ) ໃນການປະມວນຜົນ

ຈຳນວນຮູບ	ຄວາມແມ່ນຍຳ(%)	
	FaceNet	ArcFace
50 ຮູບ	99.63	99.83
100 ຮູບ	97.35	98.65
500 ຮູບ	95.12	96.45
1000 ຮູບ	92.56	94.78

4.ຜົນການຄົ້ນຄວ້າ



ຮູບທີ 3. Face Registration ແລະ Face Recognition

ໃນການວັດຜົນການທົດລອງແມ່ນທາງຜູ້ທົດລອງຈະໄດ້ມີການວັດແທກຜົນການທົດລອງທຸກໆຂັ້ນຕອນທີ່ໄດ້ກ່າວໄວ້ໃນຮູບແບບຂອງ Excel ເພື່ອທີ່ຈະສາມາດນຳເອົາຜົນຂອງການທົດລອງ ໄປວັດແທກຜົນຕາມ ຮູບແບບການວັດແທກທີ່ກຳນົດໄວ້ໃນແຕ່ລະດ້ານເຊັ່ນ: ດ້ານປະສິດທິພາບຂອງຄວາມໄວ ແລະ ດ້ານປະສິດ ທິພາບຂອງຄວາມແມ່ນຍຳ, ຖືກຕ້ອງ ແລະ ຊັດເຈນຈາກການທົດ ລອງຂອງທັງສອງຮູບແບບຄື: FaceNet ແລະ ArcFace ເຊິ່ງໄດ້ ກຳນົດຕົວແປໃນການຊີ້ວັດໃນການປຽບທຽບດັ່ງນີ້:

ຕາຕະລາງ 5 ປະສິດທິພາບຂອງຄວາມໄວໃນການປະມວນຜົນ

ຕົວຊີ້ວັດ	FaceNet	ArcFace
ເວລາການປະມວນຜົນຕໍ່ຮູບ(ວິນາ ທີ)	3.29	3.81
ຈຳນວນຮູບທີ່ປະມວນຜົນໄດ້ຕໍ່ວິນາທີ (ຮູບ)	6.08	5.25
ເວລາໃນການຕອບສະໜອງ(ວິນາທີ)	0.82	0.95
ຄວາມໄວໃນການຄົ້ນຫາຖານຂໍ້ມູນ (ວິນາທີ)	0.65	0.78
ການປະມວນຜົນພ້ອມກັນ(ຮູບ)	4	3
ເວລາໃນການລົງທະບຽນຂໍ້ມູນ(ວິນາທີ)	2.45	2.85

ຕາຕະລາງ 6 ດ້ານປະສິດທິພາບຂອງຄວາມຖືກຕ້ອງ ແລະ ຊັດເຈນ (ແມ່ນຍ່າ)

ສະພາບການທົດສອບ	ຄວາມແມ່ນຍ່າ	
	FaceNet	ArcFace
ສອບ 200 ຄົນ		
ໜ້າຕິງ	99.63%	99.83%
ມຸມ 45°	97.35%	98.65%
ມຸມຂ້າງ	95.12%	96.45%
ແສງໜ້ອຍ	92.56%	94.78%

ຕາຕະລາງທີ 7 ສະຫຼຸບການທົດລອງດ້ານຄວາມຖືກຕ້ອງ ແລະ ຊັດເຈນ(ແມ່ນຍ່າ)

ຕົວຊີ້ວັດ	FaceNet (%)	ArcFace (%)
ອັດຕາການລະບຸຖືກ (TPR)	92.10	95.00
ອັດຕາການລະບຸຜິດ (FPR)	2.50	1.20
ອັດຕາການບໍ່ສາມາດລະບຸໄດ້(FNR)	5.40	3.80
ຄວາມແມ່ນຍ່າ (Precision)	93.20	96.50

4.1 ປະສິດທິພາບຂອງຄວາມໄວໃນການປະມວນຜົນ

ຈາກການທົດລອງການລະບຸຕົວຕົນຂອງບຸກຄົນດ້ວຍ 2 ຮູບ ແບບ ຄື: ການປຽບທຽບການລະບຸຕົວຕົນດ້ວຍໃບ ໜ້າໂດຍ ນຳໃຊ້ເທັກໂນໂລຊີ FaceNet ແລະ ການລະບຸຕົວຕົນດ້ວຍ ໃບໜ້າໂດຍການນຳໃຊ້ເທັກໂນໂລຊີ ArcFace ໃນຍິ່ງຢືນຕົວຕົນ ບຸກຄົນນັ້ນ; ສາມາດສະຫຼຸບສັງລວມຜົນການທົດລອງຜົນການ ຄົ້ນຄ້ວາ

ເພື່ອທົດລອງປະສິດທິພາບດ້ານຄວາມໄວ ຈາກວິທີການຈັດຕັ້ງປະຕິບັດໂດຍດຳເນີນການຈາກການກະກຽມຂໍ້ມູນຕາມຮູບແບບຕາຕະລາງທີ່ກຳນົດໄວ້ຂ້າງຕົ້ນແລ້ວບັນທຶກຊຸດຂໍ້ມູນທີ່ຕ້ອງການທົດສອບນັ້ນເປັນຟາຍຂໍ້ມູນໜຶ່ງໃສ່ນາມສະກຸນ .Exls ໂດຍໃສ່ຈຳນວນຂໍ້ມູນ 50 ຮູບ, 100 ຮູບ , 500 ຮູບ ແລະ 1,000 ຮູບ ຈາກ 200 ຄົນ ທີ່ຈະລະບຸຕົວຕົນ; ເຊິ່ງຟາຍຫຼັກສຳເລັດການກະກຽມຂໍ້ມູນຕາມຈຳນວນທີ່ກຳນົດໄວ້ຈຶ່ງດຳເນີນການທົດສອບເຊິ່ງຮູບແບບການທົດລອງແມ່ນແບ່ງອອກເປັນ 2 ຮູບ ແບບ ຄື: 1) ການທົດລອງການຮຽນຮູ້ຈຳໃບໜ້າ ແລະ 2) ການທົດລອງການຈົດຈຳໃບໜ້າ

ຫຼັງຈາກນັ້ນກໍ່ນຳສິ່ງເຂົ້າຟັງຊັ້ນການລະບຸຕົວຕົນບຸກຄົນດ້ວຍໃບໜ້າ(Face Recognition) ເພື່ອທຳການລະບຸຕົວຕົນບຸກຄົນຂອງແຕ່ລະບຸກຄົນແລ້ວບັນທຶກລົງລະບົບຖານຂໍ້ມູນຕາມຊຸດຂໍ້ມູນໃນຟາຍຂໍ້ມູນນັ້ນ ເຊິ່ງລະບົບຈະປະມວນຜົນ ເພື່ອກວດສອບຄວາມຖືກຕ້ອງຂອງຂໍ້ມູນເພື່ອລະບຸຕົວຕົນດ້ວຍເງື່ອນໄຂທີ່ກຳນົດໄວ້;

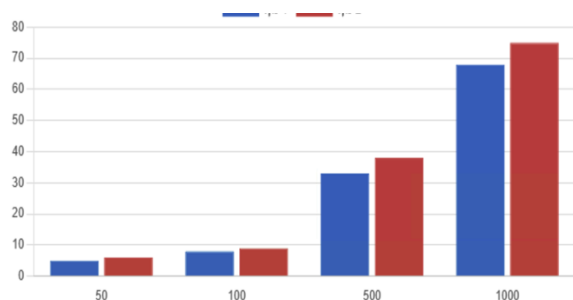
ຜ່ານຂະບວນການທົດລອງຂ້າງຕົ້ນໂດຍການທົດລອງຕາມຈຳນວນກຸ່ມປະຊາກອນ 4 ກຸ່ມຄື: 20 ຄົນ, 50 ຄົນ, 100 ຄົນ ແລະ 200 ຄົນ; ຈຳນວນ 5 ຄັ້ງຕໍ່ຊຸດທົດລອງ ແລ້ວເກັບຜົນ ການທົດລອງດັ່ງກ່າວເຂົ້າໃນ ຕາຕະລາງເກັບຜົນການທົດລອງ; ເຊິ່ງການທົດລອງຄັ້ງນີ້ ແມ່ນຈະເກັບຜົນໃນການທົດລອງດ້ານ ຄວາມໄວໃນການປະມວນຜົນຕໍ່ຮູບພາບເປັນວິນາທີສາມາດສະຫຼຸບສັງລວມໃສ່ຕາຕະລາງລຸ່ມນີ້:

ຕາຕະລາງທີ 8 ຜົນການທົດລອງດ້ານຄວາມຄ່ອງຕົວ ແລະ ຄວາມໄວໃນການຈັດການ

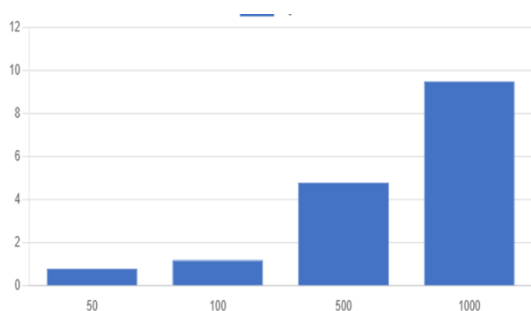
ຄ່າຂອງການດຳເນີນການທົດລອງດ້ານຄວາມໄວ					
ຈຳນວນຂໍ້ມູນ	ຈຳນວນຮູບ (20ຮູບ/ຄົນ)	FaceNet	ArcFace	ສ່ວນຕ່າງ	ສ່ວນຕ່າງ (%)
20	400	3.28	3.8	0.52	15.85
50	1,000	6.6	7.56	0.96	14.55
100	2,000	33	37.92	4.92	14.91
200	4,000	66.08	75.8	9.72	14.71
ສະເລ່ຍ	-	27.24	31.27	4.03	15.01

ຈາກຕາຕະລາງເກັບກຳຜົນການທົດລອງຂ້າງເທິງສາມາດເຫັນໄດ້ວ່າປະສິດທິພາບດ້ານຄວາມໄວໃນການລະບຸຕົວຕົນບຸກຄົນດ້ວຍ

ໃບໜ້າດ້ວຍ FaceNet ແລະ ການລະບຸຕົວຕົນດ້ວຍໃບໜ້າດ້ວຍ ArcFace ນັ້ນ ສະມາດສະແດງພາບລວມການປຽບທຽບປະສິດທິພາບດັ່ງຮູບລຸ່ມນີ້:



ຮູບທີ 4: ກຣາຟປຽບທຽບຄວາມແມ່ນຍຳລະຫວ່າງ FaceNet ແລະ ArcFace



ຮູບທີ 5: ກຣາຟສະແດງຄ່າສ່ວນຕ່າງຂອງເວລາການປະມວນຜົນ

4. 2 ປະສິດທິພາບຂອງຄວາມຖືກຕ້ອງ ແລະ ຊັດເຈນ (ແມ້ນຍຳ)

ຈາກການທົດລອງການລະບຸຕົວຕົນຂອງບຸກຄົນດ້ວຍ 2 ຮູບແບບ ຄື ການປຽບທຽບການລະບຸຕົວຕົນດ້ວຍໃບໜ້າ ແລະ ການລະບຸຕົວຕົນດ້ວຍ FaceNet ແລະ ArcFace ສາມາດສະ ຫຼຸບສັງລວມຜົນການທົດລອງອອກເປັນ 2 ຮູບແບບ ການຄົ້ນ ຄ້າວາເພື່ອທົດລອງປະສິດທິພາບດ້ານຄວາມແມ່ນຍຳ, ຖືກ ຕ້ອງ ແລະ ຊັດເຈນຈາກວິທີການຈັດຕັ້ງປະຕິບັດດັ່ງລຸ່ມນີ້ຄື:

ດຳເນີນການໂດຍເລີ່ມຈາກການກະກຽມຂໍ້ມູນຕາມຮູບແບບຕາຕະລາງທີ່ກຳນົດໄວ້ຂ້າງຕົ້ນແລ້ວບັນທຶກຊຸດຂໍ້ມູນທີ່ຕ້ອງການທົດສອບເປັນຮູບແບບຟາຍຂໍ້ມູນໃສ່ນາມສະກຸນ .Exls ໂດຍໃສ່ຈຳນວນຂໍ້ມູນ 50 ຮູບ, 100 ຮູບ, 500 ຮູບ ແລະ 1000 ຮູບ ຂອງບຸກຄົນທີ່ຈະລະບຸຕົວຕົນ; ເຊິ່ງ ພາຍຫຼັງສຳເລັດການກະກຽມຂໍ້ມູນຕາມຈຳນວນທີ່ກຳນົດໄວ້ ຈຶ່ງ ດຳເນີນການທົດສອບ ເຊິ່ງຮູບແບບການທົດລອງແມ່ນແບ່ງ ອອກ ເປັນ 2 ຮູບແບບຄື: 1) ການທົດ

ລອງການຮຽນຮູ້ຈຳໃບໜ້າ ແລະ 2) ການທົດລອງການ ຈົດຈຳໃບໜ້າ;

ຫຼັງຈາກນັ້ນກໍ່ນຳສິ່ງເຂົ້າຟັງຊັ້ນການລະບຸຕົວຕົນບຸກຄົນດ້ວຍໃບໜ້າ(Face Recognition) ເພື່ອທຳການລະບຸຕົວຕົນບຸກຄົນຂອງແຕ່ລະບຸກຄົນແລ້ວບັນທຶກລົງ ລະບົບຖານຂໍ້ມູນຕາມຊຸດຂໍ້ມູນໃນພາຍຂໍ້ມູນນັ້ນ ເຊິ່ງຈະປະມວນຜົນເພື່ອກວດສອບຄວາມຖືກຕ້ອງຂອງຂໍ້ມູນເພື່ອລະບຸຕົວຕົນດ້ວຍເງື່ອນໄຂທີ່ກຳນົດໄວ້;

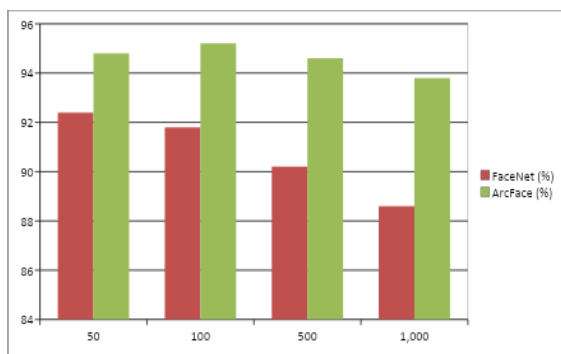
ຜ່ານຂະບວນການທົດລອງຂ້າງຕົ້ນໂດຍການທົດລອງຕາມຈຳນວນກຸ່ມຂໍ້ມູນ 4 ກຸ່ມຄື: 50 ຮູບ, 100 ຮູບ, 500 ຮູບ ແລະ 1000 ຮູບ ຈຳນວນ 5 ຄັ້ງຕໍ່ຊຸດທົດລອງ ແລ້ວເກັບຜົນການທົດລອງດັ່ງກ່າວເຂົ້າໃນຕາຕະລາງເກັບຜົນການ ທົດລອງ; ເຊິ່ງການທົດລອງຄັ້ງນີ້ແມ່ນຈະເກັບຜົນໃນການທົດ ລອງດ້ານຄວາມໄວໃນການລະບຸຕົວຕົນ ແລະ ຄວາມຖືກຕ້ອງຊັດ ເຈນໃນການລະບຸຕົວຕົນບຸກຄົນຕໍ່ຮູບພາບ ສາມາດສະຫຼຸບສັງ ລວມໃສ່ຕາຕະລາງລຸ່ມນີ້:

ຕາຕະລາງທີ 7 ຜົນການທົດລອງດ້ານປະສິດທິພາບ ແລະ ຄວາມຊັດເຈນຂອງການລະບຸຕົວຕົນ

ຄ່າຂອງການດຳເນີນການທົດລອງດ້ານຄວາມຖືກຕ້ອງ, ຊັດເຈນ					
ຈຳນວນຂໍ້ມູນ	ຈຳນວນຄັ້ງ	Face Net (%)	ArcFace (%)	ຄ່າສ່ວນຕ່າງ	ຄ່າສ່ວນຕ່າງ (%)
50	5	92.4	94.8	2.4	2.6
100	5	91.8	95.2	3.4	3.7
500	5	90.2	94.6	4.4	4.88
1,000	5	88.6	93.8	5.2	5.87
ລວມ	20	363	378.4	15.4	4.24
ສະເລ່ຍ	5	90.75	94.6	3.85	4.26

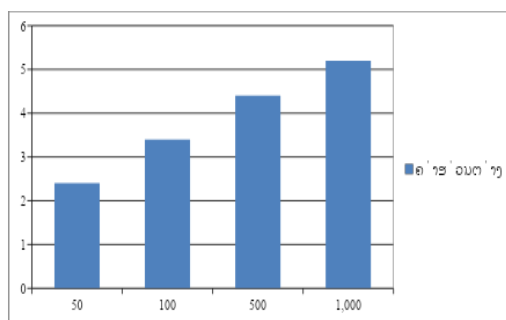
ຈາກຕາຕະລາງເກັບກຳຜົນການທົດລອງຂ້າງເທິງສາມາດເຫັນໄດ້ວ່າປະສິດທິພາບດ້ານຄວາມຖືກຕ້ອງ, ຊັດເຈນໃນການລະບຸຕົວຕົນບຸກຄົນດ້ວຍໃບໜ້າ ແລະ ການລະບຸຕົວຕົນດ້ວຍເອກະສານການຢັ້ງຢືນຕົວຕົນສາມາດສະແດງພາບລວມການປຽບທຽບປະສິດທິພາບດັ່ງຮູບລຸ່ມນີ້:

- ກຣາຟປຽບທຽບຄວາມແມ່ນຍຳລະຫວ່າງ FaceNet ແລະ ArcFace



ຮູບທີ 6: ສະແດງຜົນການທົດລອງດ້ານຄວາມຖືກຕ້ອງ, ຊັດເຈນຂອງທັງ 2 ລະບົບ

- ກຳລັງສະແດງຄ່າສ່ວນຕ່າງຕາມຈຳນວນຂໍ້ມູນຄວາມແມ້ນຍຳລະຫວ່າງ FaceNet ແລະ ArcFace



ຮູບທີ 7: ຜົນການທົດລອງສັດສ່ວນຕ່າງດ້ານຄວາມຖືກຕ້ອງ, ຊັດເຈນຂອງທັງ 2 ລະບົບ

5. ອະພິປາຍຜົນ

ອີງຕາມຜົນການທົດລອງຕົວຈິງໃນການລະບຸຕົວຕົນ ບຸກຄົນດ້ວຍການຈຳແນກໃບໜ້າສຳລັບລູກຄ້າພາຍໃນລະບົບຂໍ້ມູນສິນເຊື່ອແຫ່ງ ສປປ ລາວ. ເນື່ອງຈາກຂໍ້ຈຳກັດຂອງວິທີການລະບຸຕົວຕົນຂອງບຸກຄົນໃນແບບດັ້ງເດີມ ທີ່ອີງໃສ່ເອກະສານ, ເຊິ່ງມັກຈະສົ່ງຜົນໃຫ້ມີຄວາມຜິດພາດຕໍ່ກັບບັນຫາດັ່ງກ່າວ ແມ່ນເຮັດໃຫ້ຂໍ້ມູນທີ່ໄດ້ຮັບແມ່ນບໍ່ມີຄຸນນະພາບ ແລະ ບໍ່ມີປະສິດທິພາບ; ຕໍ່ກັບບັນຫາດັ່ງກ່າວນັ້ນ ຜູ້ຄົນຄືວ່າຈຶ່ງຢາກນຳໃຊ້ເທັກໂນໂລຊີໃໝ່ ທີ່ທັນສະໄໝເຂົ້າມາແກ້ໄຂບັນຫາດັ່ງກ່າວ ໂດຍການນຳເອົາເທັກໂນໂລຊີ FaceNet ແລະ ArcFace ມາສຶກສາ ເຊິ່ງການສຶກສານີ້ສະແດງໃຫ້ເຫັນເຖິງປະສິດທິພາບໃນການລະບຸຕົວຕົນຂອງບຸກຄົນໄດ້ຢ່າງແມ້ນຍຳຄືມີຄວາມຖືກຕ້ອງ, ເຊັດເຈນ, ແລະ ຄວາມໄວປະມວນຜົນ; ຈາກຜົນການທົດລອງທີ່ໄດ້ດຳເນີນການປຽບທຽບປະສິດທິພາບຂອງເທັກໂນໂລຊີ FaceNet ແລະ ArcFace ໃນການລະບຸຕົວຕົນດ້ວຍໃບໜ້າ ສາມາດອະພິປາຍຜົນໄດ້ດັ່ງນີ້: ຄວາມໄວໃນການປະມວນຜົນເຊິ່ງຜົນການທົດລອງສະແດງໃຫ້ເຫັນຢ່າງຊັດເຈນວ່າ ArcFace ມີຄວາມໄວໃນການປະມວນຜົນສູງກວ່າ FaceNet ໃນສະພາບແວດລ້ອມການທົດ

ສອບ. ເມື່ອພິຈາລະນາຈາກການທົດລອງກັບຂໍ້ມູນຂະໜາດນ້ອຍ (50 ຮູບ), ArcFace ສາມາດປະມວນຜົນໄດ້ໄວກວ່າ FaceNet ປະມານ 25% ໂດຍໃຊ້ເວລາ 0.6 ວິນາທີເມື່ອທຽບກັບ 0.8 ວິນາທີ. ຄວາມແຕກຕ່າງນີ້ກໍ່ຍັງຄົງຮັກສາໄວ້ເຖິງແມ່ນວ່າຈະມີການທົດລອງກັບຂໍ້ມູນຂະໜາດໃຫຍ່ (1,000 ຮູບ) ທີ່ ArcFace ໃຊ້ເວລາ 5.2 ວິນາທີ ໃນຂະນະທີ່ FaceNet ໃຊ້ 5.8 ວິນາທີ ຊຶ່ງຄວາມໄວທີ່ສູງກວ່ານີ້ສົ່ງຜົນຕໍ່ການນຳໄປໃຊ້ຈິງໃນລະບົບທະນາຄານ ເນື່ອງຈາກຈະຊ່ວຍຫຼຸດຜ່ອນເວລາລໍຖ້າຂອງລູກຄ້າ ແລະ ເພີ່ມປະສິດທິພາບການບໍລິການໂດຍລວມ; ຕໍ່ກັບການທົດສອບປະສິດທິພາບດ້ານຄວາມແມ້ນຍຳໃນການລະບຸຕົວຕົນ ArcFace ກໍ່ສະແດງປະສິດທິພາບທີ່ເໝາະກວ່າ FaceNet ເຊັ່ນກັນ, ຈາກການທົດລອງກັບມຸມການຖ່າຍຮູບທີ່ແຕກຕ່າງກັນ, ArcFace ມີຄວາມແມ້ນຍຳສະເລ່ຍ 92.5% ເມື່ອທຽບກັບ 90.45% ຂອງ FaceNet ຊຶ່ງສູງກວ່າປະມານ 2%, ຄວາມແຕກຕ່າງນີ້ອາດຈະເບິ່ງບໍ່ຫຼາຍ ແຕ່ໃນການນຳໄປໃຊ້ຈິງໃນລະບົບການເງິນທີ່ຕ້ອງການຄວາມປອດໄພສູງ ການເພີ່ມຂຶ້ນຂອງຄວາມແມ້ນຍຳ 2% ນີ້ມີຄວາມສຳຄັນຫຼາຍ ແລະ ນອກຈາກນີ້ເມື່ອພິຈາລະນາຈາກຮູບໃນມຸມໜ້າຕິດທີ່ເປັນມຸມມາດຕະຖານສຳລັບການຖ່າຍຮູບບັດປະຈຳຕົວເຫັນວ່າ ArcFace ມີຄວາມແມ້ນຍຳເຖິງ 96.5% ເມື່ອທຽບກັບ 94.2% ຂອງ FaceNet; ແຕ່ເມື່ອວິເຄາະຈາກຜົນກະທົບຈາກຂະໜາດຂໍ້ມູນສະແດງໃຫ້ເຫັນລັກສະນະທີ່ໜ້າສົນໃຈຄື: ເມື່ອທົດລອງກັບຂໍ້ມູນມີຂະໜາດນ້ອຍ (50-100 ຮູບ), ທັງສອງເທັກໂນໂລຊີມີຄວາມແມ້ນຍຳສູງຫຼາຍ ແລະ ໃກ້ຄຽງກັນ, ແຕ່ເມື່ອທົດລອງກັບຂະໜາດຂໍ້ມູນເພີ່ມຂຶ້ນເປັນ 1,000 ຮູບ, ຄວາມແມ້ນຍຳຂອງທັງສອງລົດລົງ ແຕ່ ArcFace ຍັງຮັກສາຄວາມແມ້ນຍຳໄດ້ດີກວ່າ (94.78% ເມື່ອທຽບກັບ 92.56% ຂອງ FaceNet), ສິ່ງນີ້ສະແດງໃຫ້ເຫັນວ່າ ArcFace ມີຄວາມສະຖຽນ ແລະ ທົນທານຕໍ່ການເພີ່ມຂຶ້ນຂອງຂໍ້ມູນໄດ້ດີກວ່າ ຊຶ່ງເປັນຄຸນສົມບັດທີ່ສຳຄັນສຳລັບການນຳໄປໃຊ້ໃນລະບົບທີ່ມີຜູ້ໃຊ້ຈຳນວນຫຼາຍ; ແຕ່ຖ້າເບິ່ງຈາກຄວາມເໝາະສົມກັບສະພາບແວດລ້ອມທີ່ຈະນຳໃຊ້ງານຕົວຈິງກັບບັນດາສະມາຊິກທີ່ເປັນທະນາຄານ ຫຼື ສະຖາບັນການເງິນແລ້ວເມື່ອພິຈາລະນາຈາກຫຼາຍມຸມມອງຂອງການນຳໄປໃຊ້ງານກັບສະມາຊິກທີ່ເປັນສະຖາບັນການເງິນບໍ່ວ່າຈະເປັນໃນລະບົບທະນາຄານ ຫຼືສະຖາບັນການເງິນຈຸລະພາກ ກໍ່ລ້ວນແລ້ວແຕ່ມີມາດຕະຖານໃນການໃຫ້ບໍລິການທີ່ຕ້ອງການຄວາມໄວ ແລະ ຄວາມແມ້ນຍຳທີ່ສູງ ສະນັ້ນຖ້າເບິ່ງຈາກການທົດລອງແລ້ວເຫັນວ່າ ArcFace ແມ່ນມີປະສິດທິພາບໃນການປະມວນຜົນທີ່ໄວ ແລະ ມີຄວາມແມ້ນຍຳທີ່ສູງກວ່າເມື່ອທົດລອງກັບຂໍ້ມູນລູກຄ້າຈຳນວນຫຼາຍ ແລະ ມີຕ້ອງການໃນການບໍລິການທີ່ໄວ ເຊິ່ງເຫັນໄດ້

ວ່າປະຫຍັດເວລາ 0.1-0.6 ວິນາທີຕໍ່ການທຸລະກຳຈະສົ່ງຜົນສະ
ສົມທີ່ສຳຄັນຕໍ່ປະສິດທິພາບໂດຍລວມ. ນອກຈາກນັ້ນ, ຄວາມ
ແມ່ນຍຳທີ່ສູງກວ່າຍັງຊ່ວຍຫຼຸດຜ່ອນຄວາມສ່ຽງດ້ານຄວາມປອດ
ໄພ ແລະ ເສີມສ້າງຄວາມເຊື່ອໝັ້ນຂອງລູກຄ້າຕໍ່ລະບົບ.

ແຕ່ເຖິງຢ່າງໃດກໍ່ຕາມການຄົ້ນຄວ້ານີ້ມີຂໍ້ຈຳກັດຫຼາຍ
ປະການບໍ່ວ່າຈະເປັນຂະໜາດຂອງກຸ່ມຕົວຢ່າງຍັງຈຳກັດເນື່ອງຈາກ
ເປັນການສຶກສາເບື້ອງຕົ້ນ ອາດຈະບໍ່ສາມາດສະທ້ອນໃຫ້ເຫັນ
ຄວາມຫຼາກຫຼາຍຂອງປະຊາກອນທົ່ວໄປໄດ້ຢ່າງຄົບຖ້ວນເທົ່າທີ່
ຄວນ, ການທົດລອງດຳເນີນພາຍໃຕ້ສະຖານະການທີ່ຄວບຄຸມ
ອາດຈະແຕກຕ່າງຈາກສະພາວະການນຳໃຊ້ຈິງທີ່ມີຕົວແປຫຼາຍ
ກວ່າ ເຊັ່ນ ຄຸນນະພາບຂອງກ້ອງຖ່າຍຮູບ, ສະພາບແສງສະຫວ່າງ,
ຫຼື ສະພາບໃບໜ້າຂອງຜູ້ໃຊ້ທີ່ອາດມີການປ່ຽນແປງໄປຕາມເວລາ;
ການທົດລອງນີ້ສຸມໃສ່ພຽງແຕ່ສອງເທັກໂນໂລຢີເທົ່ານັ້ນ ເຊິ່ງໃນ
ຕົວຈິງອາດຈະມີເທັກໂນໂລຢີອື່ນໆອີກຫຼາຍທີ່ອາດມີ
ປະສິດທິພາບທີ່ດີກວ່າ ຫຼື ເໝາະສົມກວ່າສໍາລັບສະພາບແວດ
ລ້ອມສະເພາະເຊິ່ງການວິເຄາະນີ້ຍັງບໍ່ໄດ້ພິຈາລະນາປັດໄຈອື່ນໆທີ່
ສໍາຄັນສໍາລັບການນຳໄປໃຊ້ຈິງ ເຊັ່ນ ຄ່າໃຊ້ຈ່າຍໃນການພັດທະນາ
ແລະ ການບໍາລຸງຮັກສາລະບົບ, ຄວາມຕ້ອງການດ້ານຮາດແວ
ແລະ ຊອບແວ, ຄວາມສາມາດໃນການປັບຫາລະບົບທີ່ມີຢູ່ແລ້ວ,
ແລະ ການຍອມຮັບຂອງຜູ້ໃຊ້ງານ. ການພິຈາລະນາປັດໄຈເຫຼົ່ານີ້
ຈະມີຄວາມສໍາຄັນສໍາລັບການຕັດສິນໃຈເລືອກເທັກໂນໂລຢີທີ່ເໝາະ
ສົມທີ່ສຸດໃນການນຳໄປໃຊ້ຈິງ.

6. ສະຫຼຸບຜົນ

ງານວິໄຈນີ້ໄດ້ທົດລອງປຽບທຽບປະສິດທິພາບດ້ານຄວາມ
ໄວ ແລະ ຄວາມແມ່ນຍຳຂອງເທັກໂນໂລຢີ FaceNet ແລະ
ArcFace ໃນການລະບຸຕົວຕົນດ້ວຍໃບໜ້າສໍາລັບການນຳໄປໃຊ້
ໃນລະບົບສູນຂໍ້ມູນສິນເຊື້ອແຫ່ງ ສປປ ລາວ. ຜ່ານການທົດສອບ
ກັບປະຊາກອນກຸ່ມຕົວຢ່າງ 200 ຄົນຈາກສະຖາບັນການເງິນ 10
ແຫ່ງ ແລະ ການເກັບຮູບພາບໃບໜ້າທັງໝົດ 4,000 ຮູບ ພາຍໃຕ້
ສະພາບແວດລ້ອມທີ່ມີການຄວບຄຸມຢ່າງເຂັ້ມງວດ; ຜົນການ
ຄົ້ນຄວ້າສະແດງໃຫ້ເຫັນຄວາມແຕກຕ່າງທີ່ຊັດເຈນລະຫວ່າງສອງ
ເທັກໂນໂລຢີ ໂດຍແຕ່ລະເທັກໂນໂລຢີມີຈຸດແຂງສະເພາະຂອງຕົນ
ເອງ; FaceNet ແມ່ນມີຄວາມໂດດເດັ່ນດ້ານຄວາມໄວໃນການ
ປະມວນຜົນ ດ້ວຍຄ່າສະເລ່ຍ 27.24 ວິນາທີ ໄວກວ່າ
ArcFace ທີ່ 31.27 ວິນາທີ ເຖິງ 15.01%; ໃນຂະນະດຽວກັນ
, ArcFace ມີຄວາມເໝາະສົມກວ່າດ້ານຄວາມແມ່ນຍຳ ດ້ວຍ
ອັດຕາ 94.60% ສູງກວ່າ FaceNet ທີ່ 90.75% ເຖິງ
4.26%; ການຄົ້ນພົບນີ້ມີຄຸນຄ່າສໍາຄັນຕໍ່ການພັດທະນາລະບົບຂໍ້

ມູນສິນເຊື້ອຂອງ ສປປ ລາວ ເນື່ອງຈາກໃຫ້ຂໍ້ມູນອ້າງອີງທີ່
ແນ່ນອນສໍາລັບການເລືອກເທັກໂນໂລຢີທີ່ເໝາະສົມຕາມຄວາມ
ຕ້ອງການສະເພາະ; ສໍາລັບການນຳໃຊ້ທີ່ໃຫ້ຄວາມສໍາຄັນກັບ
ຄວາມໄວ ເຊັ່ນ ການຢັ້ງຢືນຕົວຕົນໃນຈຸດບໍລິການ, FaceNet
ເປັນທາງເລືອກທີ່ດີກວ່າ ແຕ່ສໍາລັບການນຳໃຊ້ທີ່ຕ້ອງການຄວາມ
ແມ່ນຍຳສູງ ເຊັ່ນ ການອະນຸມັດທຸລະກຳສໍາຄັນ ຫຼື ການເຂົ້າເຖິງຂໍ້
ມູນລະອຽດອ່ອນເຫັນວ່າ ArcFace ຈະເໝາະສົມກວ່າ; ການ
ວິໄຈນີ້ບໍ່ພຽງແຕ່ໃຫ້ຄໍາຕອບຕໍ່ກັບຄໍາຖາມການຄົ້ນຄວ້າທີ່ຕັ້ງໄວ້
ແຕ່ຍັງເປັນການສ້າງພື້ນຖານຄວາມຮູ້ທີ່ສໍາຄັນສໍາລັບການ
ພັດທະນາລະບົບລະບຸຕົວຕົນທາງກາຍຍະພາບໃນອະນາຄົດ ຊຶ່ງ
ຜົນການຄົ້ນຄວ້ານີ້ສາມາດນຳໄປເປັນຂໍ້ມູນອ້າງອີງສໍາລັບຜູ້ກ່ຽວ
ຂ້ອງໃນການຕັດສິນໃຈລົງທຶນ ແລະ ພັດທະນາເທັກໂນໂລຢີໃນ
ຂະແໜງການເງິນ-ການທະນາຄານຂອງປະເທດ ເຊິ່ງຈະສົ່ງເສີມ
ການຫັນເປັນທັນສະໄໝດິຈິຕອນຂອງລະບົບການເງິນລາວໃນ
ອະນາຄົດ;

7. ຂໍ້ສະເໜີແນະ

ສໍາລັບການພັດທະນາລະບົບຈຳແນກໃບໜ້າໃນລະບົບ
ຂອງສະຖາບັນການເງິນໃນລາວໃຫ້ມີປະສິດທິພາບສູງສຸດຄວນ
ພັດທະນາໂມເດນໃຫ້ເປັນໄປຕາມລັກສະນະສະເພາະຂອງລາວ
ໂດຍມີການຜະສົມຜະສານຈຸດເດັ່ນຂອງ FaceNet ແລະ
ArcFace ເພື່ອໃຫ້ໄດ້ທັງຄວາມແມ່ນຍຳ, ຖືກຕ້ອງ ແລະ ຊັດເຈນ
ແລະ ປະສິດທິພາບດ້ານຄວາມໄວ ເພື່ອເຮັດໃຫ້ໄດ້ຮັບຜົນທີ່ດີ ທີ່
ສຸດເມື່ອມີການນຳໃຊ້ງານຈິງ. ການນຳໃຊ້ເທັກນິກ Transfer
Learning ແລະ Domain Adaptation ສໍາລັບການປັບ ແຕ່ງ
ໃຫ້ເໝາະກັບລັກສະນະໃບໜ້າ ຂອງຄົນລາວ ແມ່ນຈະຊ່ວຍ ເພີ່ມ
ປະສິດທິພາບໃຫ້ດີຂຶ້ນ, ພ້ອມ ກັນນີ້ການນຳໃຊ້ GPU ແລະ TPU
ເພື່ອເພີ່ມຄວາມໄວໃນການ ປະມວນຜົນກໍ່ເປັນສິ່ງໜຶ່ງທີ່ຈໍາ ເປັນ
ສໍາລັບລະບົບທີ່ຈະພັດທະນາມານຳໃຊ້ງານຈິງ.

ໃນດ້ານການຈັດຕັ້ງປະຕິບັດ, ຈໍາເປັນຕ້ອງສ້າງຖານຂໍ້
ມູນໃບໜ້າ ລາວທີ່ຄົບຖ້ວນທີ່ຄຸ້ມຄອງຄົນທຸກເຊື້ອຊາດແລະອາຍຸ,
ຮວມທັງການຈັດຝຶກອົບຮົມດ້ານເຕັກໂນໂລຊີແລະຄວາມປອດ
ໄພໃຫ້ກັບພະນັກງານທະນາຄານ. ການປະຕິບັດແບບຂັ້ນຕອນ
ເລີ່ມຈາກສາຂາທົດລອງກ່ອນຂະຫຍາຍໄປທົ່ວປະເທດຈະຊ່ວຍ
ຫຼຸດຜ່ອນຄວາມສ່ຽງ.

ສ່ວນດ້ານກົດໝາຍ ແລະ ຄວາມປອດໄພ, ລາວຈໍາ ເປັນ
ຕ້ອງສ້າງກົດລະບຽບສະເພາະເພື່ອຄຸ້ມຄອງຂໍ້ມູນຊີວະມິຕິກ ຂອງ
ປະຊາຊົນ, ນຳໃຊ້ການເຂົ້າລະຫັດແບບ End-to-End ແລະ ການ
ຈັດເກັບຂໍ້ມູນແບບກະຈາຍ, ພ້ອມທັງໃຫ້ສິດໃນການຮັບຮູ້ ແລະ
ການແກ້ໄຂຂໍ້ມູນສ່ວນ ຕົວແກ່ປະຊາຊົນ.

8. ຂໍ້ຈຳກັດຂອງການຄົ້ນຄວ້າ

ການຄົ້ນຄວ້ານີ້ມີຂໍ້ຈຳກັດທີ່ສໍາຄັນຫຼາຍປະການທີ່ຕ້ອງຄໍານຶງ
ເມື່ອນຳໄປປະຕິບັດໃນຄວາມເປັນຈິງ. ທໍາອິດ, ການທົດສອບມີ
ພຽງ 1,000 ຮູບ ຈາກ 200 ຄົນເທົ່ານັ້ນ, ເຊິ່ງສ່ຽງທີ່ຈະບໍ່ສະທ້ອນ

ໃຫ້ເຫັນເຖິງຄວາມຫຼາກຫຼາຍຂອງປະຊາກອນລາວ ທັງໝົດ 7 ລ້ານຄົນ. ການທົດສອບດຳເນີນໃນສະພາບແວດລ້ອມຄວບຄຸມທີ່ບໍ່ແມ່ນ ສະພາບການຈິງໃນທະນາຄານ, ແລະບໍ່ມີການວິເຄາະຄວາມຖືກຕ້ອງຂອງລະບົບໃນແຕ່ລະກຸ່ມຊົນເຜົ່າເຊັ່ນ ລາວ, ມົ້ງ, ເຂມຸ ແລະອື່ນໆ. ດ້ານການຈັດຕັ້ງປະຕິບັດ, ການຄົ້ນຄວ້າບໍ່ມີການຄິດໄລ່ລາຍລະອຽດຄ່າໃຊ້ຈ່າຍການຕິດຕັ້ງແລະບຳລຸງຮັກສາ, ບໍ່ໄດ້ວິເຄາະຄວາມພ້ອມຂອງໂຄງສ້າງພື້ນຖານ IT ໃນທະນາຄານລາວ, ແລະບໍ່ມີການສຶກສາຫັດສະນະຂອງປະຊາຊົນລາວຕໍ່ເຕັກໂນໂລຊີນີ້. ນອກຈາກນັ້ນ, ບໍ່ໄດ້ທົດສອບກໍລະນີການໂຈມຕີແບບ

Adversarial Attacks ຫຼື Spoofing, ບໍ່ມີການວິເຄາະຜົນກະທົບຕໍ່ຄວາມເປັນສ່ວນຕົວຂອງລູກຄ້າ, ແລະບໍ່ໄດ້ສຶກສາຄວາມຍຸຕິທຳຂອງລະບົບຕໍ່ກຸ່ມຄົນທີ່ແຕກຕ່າງກັນໃນດ້ານເພດ, ອາຍຸ ແລະສີຜິວ. ສຳລັບການຄົ້ນຄວ້າໃນອະນາຄົດ, ແນະນຳໃຫ້ທົດສອບກັບຕົວຢ່າງ ໜ້ອຍ 1,000 ຄົນຈາກທົ່ວປະເທດ, ດຳເນີນການວິເຄາະຕົ້ນທຶນ-ຜົນປະໂຫຍດຢ່າງລະອຽດ, ສຶກສາຜົນກະທົບສັງຄົມ ແລະ ການ ຍອມຮັບຂອງປະຊາຊົນ, ແລະດຳເນີນການທົດສອບຄວາມປອດ ໄພແບບ Penetration Testing ແລະ Security Audit ຢ່າງຄົບຖ້ວນ.

9. ເອກະສານອ້າງອີງ

- Albalooshi, F. A., Smith-Creasey, M., Albastaki, Y., & Rajarajan, M. (2024). Identifying people's faces in smart banking systems using artificial neural networks. *International Journal of Computational Intelligence Systems*, 17(1).
- American Banker. (2021, October 4). Facial recognition tech is catching on with banks. *American Banker*. Retrieved from <https://www.americanbanker.com/news/facial-recognition-tech-is-catching-on-with-banks>
- Biometric Update. (2025, February 25). Laos targets digital transformation with DPI development, open-source tech. *Biometric Update*. Retrieved from <https://www.biometricupdate.com/202502/laos-targets-digital-transformation-with-dpi-development-open-source-tech>
- Chen, S., Liu, Y., Gao, X., & Han, Z. (2021). MobileFaceNets: Efficient CNNs for accurate real-time face verification on mobile devices. In *Proceedings of the Chinese Conference on Biometric Recognition* (pp. 428-438). Springer.
- Deng, J., Guo, J., Xue, N., & Zafeiriou, S. (2019). ArcFace: Additive angular margin loss for deep face recognition. In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition* (pp. 4690-4699).
- Fintech News Singapore. (2024, March 8). Fintech in Laos: How banks are leading the revolution. *Fintech Singapore*. Retrieved from <https://fintechnews.sg/68354/laos/laos-fintech-revolution-is-still-bank-led-for-now/>
- https://openaccess.thecvf.com/content_CVPR_2019/papers/Deng_ArcFace_Additive_Angular_Margin_Loss_for_Deep_Face_Recognition_CVPR_2019_paper.pdf
- International Finance. (2024, November 27). BCEL Bank: Revolutionising banking for Laotians. *International Finance*. Retrieved from <https://internationalfinance.com/banking/bcel-bank-revolutionising-banking-for-laotians/>
- Kumar, A., & Singh, S. K. (2022). Face recognition in financial services: A comprehensive survey of applications and challenges. *Journal of Banking and Financial Technology*, 6(2), 123-145.
- Liu, W., Wen, Y., Yu, Z., Li, M., Raj, B., & Song, L. (2016). SphereFace: Deep hypersphere embedding for face recognition. In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition* (pp. 212-220).
- PHB Development. (2020, June 19). The emergence of digital financial services in Lao PDR. Retrieved from <https://phbdevelopment.com/the-emergence-of-digital-financial-services-in-lao-pdr/>
- Schroff, F., Kalenichenko, D., & Philbin, J. (2015). FaceNet: A unified embedding for face recognition and clustering. In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition* (pp. 815-823).
- Shree, L. A. (2023, July 7). Understanding face recognition: FaceNet vs Siamese networks. *Hashnode*. Retrieved from <https://lakshmishreea1.hashnode.dev/understanding-face-recognition-facenet-vs-siamese-networks>
- Taigman, Y., Yang, M., Ranzato, M. A., & Wolf, L. (2014). DeepFace: Closing the gap to human-level performance in face verification. In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition* (pp. 1701-1708).
- The Fintech Times. (2024, September 25). Laos' path to financial inclusion: Mobile money, digital payments, and future growth. *The Fintech Times*. Retrieved from <https://thefintechtimes.com/fintech-landscape-of-laos-in-2024/>
- Wang, F., Cheng, J., Liu, W., & Liu, H. (2018). Additive margin softmax for face verification. *IEEE Signal Processing Letters*, 25(7), 926-930.

- Wang, M., & Deng, W. (2021). Deep face recognition: A survey. *Neurocomputing*, 429, 215-244.
- Zheng, Y., Pal, D. K., & Savvides, M. (2020). Ring loss: Convex feature normalization for face recognition. In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition* (pp. 5089-5097). Retrieved from