

ການສຶກສາປະສິດທິພາບຂອງການໃຫ້ຄະແນນສິນເຊື້ອແບບປັດຈຸບັນ ແລະ ປັບປຸງໃໝ່ ຂອງບໍລິສັດ ຂໍ້ມູນຂ່າວສານສິນເຊື້ອແຫ່ງ ສ.ປ.ປ ລາວ

ທ້າວ ບຸນມິ ມິມາລາ, ອຈ. ປອ. ວິມິນທາ ຂຽວພະຈັນ, ອຈ. ປອ. ຄາເພັດ ບຸນນະດີ, ອຈ. ປອ. ຂັນທະນຸ ຫຼວງໄຊຊະນະ, ອຈ. ປອ. ພອນໄຊ
ວິລະກອນ

ພາກວິຊາ ວິສະວະກຳຄອມພິວເຕີ ແລະ ເຕັກໂນໂລຊີຂໍ້ມູນຂ່າວສານ, ຄະນະວິສະວະກຳສາດ, ມະຫາວິທະຍາໄລແຫ່ງຊາດ

ບົດຄັດຫຍໍ້

ການສຶກສາຄັ້ງນີ້ ໄດ້ມີຈຸດປະສົງເພື່ອປຽບທຽບປະສິດທິພາບດ້ານຄວາມແມ່ນຍ້າຂອງໂມເດວການໃຫ້ຄະແນນສິນເຊື້ອລະຫວ່າງໂມເດວປະຈຸບັນກັບໂມເດວທີ່ໄດ້ມີການປັບປຸງຂຶ້ນໃໝ່ ແລະ ເພື່ອປະເມີນປະສິດທິພາບດ້ານຄວາມສ່ຽງຂອງໂມເດວໃໝ່ກັບການຫຼຸດຜ່ອນຄວາມສ່ຽງໃນການຄັດເລືອກລູກຄ້າ. ເຊິ່ງຈະໄດ້ມີການປຽບທຽບໃນໂມເດວການໃຫ້ຄະແນນສິນເຊື້ອແບບປັດຈຸບັນ (13 ຕົວຊີ້ວັດ) ແລະ ໂມເດວປັບປຸງໃໝ່ (16 ຕົວຊີ້ວັດ ທີ່ເພີ່ມຕົວຊີ້ວັດການຊາລະສາທາລະນະນຸປະໂພກ) ຂອງ ບໍລິສັດ ຂໍ້ມູນຂ່າວສານສິນເຊື້ອແຫ່ງ ສປປ ລາວ (ບໍລິສັດ ຂສລ). ການສຶກສາຈະສຸມໃສ່ຖານຂໍ້ມູນທີ່ມີຂອງບັນດາລູກຄ້າສິນເຊື້ອທີ່ບັນດາທະນາຄານທຸລະກິດ ແລະ ບັນດາສະຖາບັນການເງິນ ທົ່ວປະເທດລາວ ທີ່ໄດ້ນຳສິ່ງຂໍ້ມູນເຂົ້າສູ່ຖານຂໍ້ມູນຂອງບໍລິສັດ ຂສລ ແລະ ທົດສອບກັບຊຸດຂໍ້ມູນລູກຄ້າ 100, 500, ແລະ 1,000 ຄົນ, ຕາມຕົວຊີ້ວັດຄື: ເພດ, ອາຍຸ, ປະຫວັດການຊາລະ CIB, ສະຖານະ, ຈຸດປະສົງ, ໄລຍະ, ວົງເງິນ, ຍອດເຫຼືອໜີ້, ຈານວນສອບຖາມ, ວັນຄ້າຊາລະ, ປະເພດຫຼັກຊັບ, ຄ່າຫຼັກຊັບ, ແຂວງ, ຄ່າໄຟຟ້າ, ຄ່ານ້ຳປະປາ ແລະ ຄ່າໂທລະຄົມ.

ຜົນການທົດລອງສາມາດສະແດງໃຫ້ເຫັນໄດ້ວ່າ: ໂມເດວທີ່ໄດ້ມີການປັບປຸງໃໝ່ນັ້ນ ມີປະສິດທິພາບສູງກວ່າໃນດ້ານຄວາມແມ່ນຍ້າ ແລະ ການລະບຸຄວາມສ່ຽງ. ໂມເດວໃໝ່ສາມາດຄາດຄະເນຄວາມສາມາດໃນການຊາລະໜີ້ໄດ້ດີກວ່າ ແລະ ຍັງສາມາດຫຼຸດຜ່ອນຄວາມສ່ຽງໃນການຄັດເລືອກລູກຄ້າທີ່ມີໂອກາດຜິດນັດຊ່າລະໜີ້.

ໃນການສຶກສາຄັ້ງນີ້ຄາດວ່າ ຈະປັບປຸງການບໍລິການສິນເຊື້ອຂອງບັນດາສະຖາບັນການເງິນ, ຊ່ວຍຫຼຸດຜ່ອນຄວາມສ່ຽງຈາກການປ່ອຍສິນເຊື້ອ ແລະ ປະກອບສ່ວນເຂົ້າໃນການພັດທະນາເສດຖະກິດ-ສັງຄົມຂອງ ສປປ ລາວ ໂດຍການເສີມສ້າງຄວາມໝັ້ນຄົງທາງການເງິນ.

ຄໍາສັບສໍາຄັນ: ການໃຫ້ຄະແນນສິນເຊື້ອ, ບໍລິສັດ ຂໍ້ມູນຂ່າວສານສິນເຊື້ອແຫ່ງ ສປປ ລາວ, ສໍານັກງານຂໍ້ມູນສິນເຊື້ອຂອງລາວ, ຂສລ, ຫຼັກສູດຄະແນນສິນເຊື້ອ, ທະນາຄານໂລກ, ສາທາລະນະນຸປະໂພກ.

*ເຈົ້າຕໍ່ພົວພັນ: ທ້າວ ບຸນມິ ມິມາລາ; ເບີໂທ +8562022255262; ອີເມວ: Mr.bounmy.mimala@gmail.com.la

A Study on the Effectiveness of Credit Scoring Using the Current and Modified Models of the Lao Credit Information Company

Mr Bounmy Mimala*, Khamphet Bounnady, Vimontha Khieophachan, Khanthanou Luangsaychana, Phonsay Vilakone

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

Abstract

This study aimed to compare the accuracy performance of credit scoring models between the current and modified versions, as well as to evaluate the risk performance of the new model in reducing risks associated with customer selection. The comparison involved the current credit scoring model (13 indicators) and an improved model (16 indicators, including additional indicators for utility bill payments) used by the Lao Credit Information Company (LCIC). The study utilized customer credit data submitted by commercial banks and financial institutions across Laos to the CIC database. Testing was conducted with datasets of 100, 500, and 1,000 customers, based on indicators such as gender, age, CIB repayment history, marital status, loan purpose, loan term, loan amount, outstanding debt, number of inquiries, overdue days, collateral type, collateral value, province, electricity bill, water bill, and telecommunication bill. The results revealed that the modified model outperformed the current model in both accuracy and risk identification. The new model more effectively predicted repayment ability and reduced the risk of selecting customers likely to default. The findings suggest that the modified model can enhance the credit services of financial institutions, mitigate lending risks, and contribute to the socio-economic development of the Lao PDR by strengthening financial stability.

Key words: Credit Score, Lao Credit Information Company, Effectiveness.

*Correspondence: Mr Bounmy MIMALA; Tel: 020 22255262; Email: Mr.bounmy.mimala@gmail.com.la

1. ພາກສະເໜີ

1.1 ຄວາມເປັນມາ ແລະ ຄວາມສໍາຄັນຂອງບັນຫາ

ຕາມບົດລາຍງານຂອງທະນາຄານໂລກ (World Bank, 2024), ເສດຖະກິດຂອງ ສປປ ລາວ ໃນປີ 2023 ຍັງມີການຂະຫຍາຍຕົວຕໍ່າກວ່າລະດັບກ່ອນການລະບາດຂອງໂຄວິດ-19 ເນື່ອງຈາກຄວາມບໍ່ສະຖຽນລະພາບທາງດ້ານເສດຖະກິດມະຫາພາກ, ຜົນຜະລິດແຮງງານຕໍ່າ, ການເຄື່ອນຍ້າຍແຮງງານໄປຕ່າງປະເທດ, ແລະ ສະພາບແວດລ້ອມທາງທຸລະກິດທີ່ຍັງປະເຊີນກັບສິ່ງທ້າທາຍ. ອັດຕາການຂະຫຍາຍຕົວຂອງ GDP ຢູ່ທີ່ 3.7% ໃນປີ 2023, ຂັບເຄື່ອນດ້ວຍພາກການບໍລິການເຊັ່ນ: ການເງິນ, ການທ່ອງທ່ຽວ, ການຂົນສົ່ງ, ແລະ ການຂຸດຄົ້ນບໍ່ແຮ່ (World Bank, 2024). ຢ່າງໃດກໍຕາມ, ອັດຕາເງິນເຟີ້ສະເລ່ຍສູງເຖິງ 31% ໃນປີ 2023, ສາເຫດຕົ້ນຕໍມາຈາກການອ່ອນຄ່າຂອງເງິນກີບ (ຫຼຸດລົງ 31% ເມື່ອທຽບກັບເງິນໂດລາສະຫະລັດ) ແລະ ການເພີ່ງພາອາໄສການນໍາເຂົ້າສິນຄ້າສູງ, ສິ່ງຜົນໃຫ້ລາຄາສິນຄ້າພາຍໃນປະເທດສູງຂຶ້ນ, ກໍາລັງຊື້ຫຼຸດລົງ, ແລະ ຄວາມສາມາດໃນການບໍລິໂພກຂອງປະຊາຊົນຫຼຸດໜ້ອຍລົງ (World Bank, 2024).

ສະພາບດັ່ງກ່າວເຮັດໃຫ້ຄວາມຕ້ອງການການກູ້ຢືມເງິນຈາກສະຖາບັນການເງິນໃນ ສປປ ລາວ ເພີ່ມຂຶ້ນຢ່າງວ່ອງໄວ, ສິ່ງຜົນໃຫ້ມີການຂະຫຍາຍຕົວຂອງສິນເຊື້ອ ແລະ ການສ້າງຕັ້ງທະນາຄານການຄ້າ ແລະ ສະຖາບັນການເງິນຈະພາກເພີ່ມຂຶ້ນ (Adelusi & Anifowose, 2022). ເຖິງຢ່າງໃດກໍຕາມ, ການຂະຫຍາຍສິນເຊື້ອຢ່າງຕໍ່ເນື່ອງນີ້ກໍ່ພາໃຫ້ເກີດຄວາມສ່ຽງທາງດ້ານສິນເຊື້ອ, ໂດຍສະເພາະຄວາມສ່ຽງຈາກການຜິດນັດຊໍາລະຂອງລູກໜີ້ທີ່ອາດບໍ່ສາມາດປະຕິບັດພັນທະການຊໍາລະຕົ້ນທຶນ ແລະ ດອກເບ້ຍຕາມກຳນົດ (Mays, 2009). ດັ່ງນັ້ນ, ສະຖາບັນການເງິນຈຳເປັນຕ້ອງມີການບໍລິຫານຄວາມສ່ຽງທີ່ຮັດກຸມ ເພື່ອຫຼຸດຜ່ອນຄວາມສ່ຽງຈາກການອະນຸມັດສິນເຊື້ອ ແລະ ຮັບປະກັນວ່າຜູ້ກູ້ຈະປະຕິບັດຕາມເງື່ອນໄຂສັນຍາຈົນກວ່າຈະຊໍາລະໜີ້ຄົບຖ້ວນ (Sabato, 2010).

ຄວາມສ່ຽງດ້ານສິນເຊື້ອເປັນບັນຫາສໍາຄັນທີ່ສຸດໃນຕະຫຼາດການເງິນຂອງ ສປປ ລາວ (Adelusi & Anifowose, 2022). ການໃຫ້ຄະແນນສິນເຊື້ອ (credit scoring) ເປັນຂະບວນການວິເຄາະຂໍ້ມູນສ່ວນບຸກຄົນຂອງຜູ້ກູ້ໃນຮູບແບບຕົວເລກ ເພື່ອປະເມີນຄວາມສ່ຽງທາງດ້ານສິນເຊື້ອ, ຊ່ວຍໃຫ້ສະຖາບັນການເງິນສາມາດຕັດສິນໃຈອະນຸມັດສິນເຊື້ອໄດ້ໄວຂຶ້ນ, ກຳນົດອັດຕາດອກເບ້ຍທີ່ເໝາະສົມ, ແລະ ເພີ່ມປະສິດທິພາບໃນການ

ບໍລິການສິນເຊື່ອ (Sabato, 2010). ລະບົບນີ້ຖືກນຳໃຊ້ທົ່ວໂລກ ເປັນມາດຕະຖານສາກົນ ເພື່ອຫຼຸດຖິ້ງທຶນການວິເຄາະ, ເພີ່ມຄວາມ ໂປ່ງໃສ, ຮັກສາຄວາມສະເໝີພາບ ແລະ ຫຼຸດຜ່ອນອະຄະຕິໃນ ການຕັດສິນໃຈປ່ອຍກູ້ (Chung & Suh, 2009).

ໃນ ສປປ ລາວ, ບໍລິສັດຂໍ້ມູນຂ່າວສານສິນເຊື່ອແຫ່ງ ຊາດ ມີບົດບາດສຳຄັນໃນການເກັບກຳ ແລະ ແລກປ່ຽນຂໍ້ມູນສິນ ເຊື່ອຈາກທະນາຄານການຄ້າ ແລະ ສະຖາບັນການເງິນທົ່ວປະເທດ , ເພື່ອສົ່ງເສີມການເຊື່ອມໂຍງກັບພາກພື້ນ ແລະ ສາກົນ (World Bank, 2024). ການສຶກສາຄັ້ງນີ້ຈຶ່ງມີຈຸດປະສົງເພື່ອປຽບທຽບ ປະສິດທິພາບລະຫວ່າງໂມເດວການໃຫ້ຄະແນນສິນເຊື່ອປັດຈຸບັນ ກັບໂມເດວທີ່ປັບປຸງໃໝ່ທີ່ເພີ່ມຕົວຊີ້ວັດການຊຳລະສາທາລະນະປະ ໂພກ (utility payments) ຕາມການສະເໜີຂອງ Burr ແລະ Carlson (2007), ເພື່ອປະເມີນຄວາມສາມາດໃນການຄາດການ ທີ່ສິນທີ່ບໍ່ກໍ່ໃຫ້ເກີດລາຍຮັບ (non-performing loans) ແລະ ຫຼຸດຜ່ອນຄວາມສ່ຽງໃນການປ່ອຍກູ້ (Cochran et al., 2021).

ດັ່ງນັ້ນ, ການສຶກສາປຽບທຽບປະສິດທິພາບລະຫວ່າງ ໂມເດວການໃຫ້ຄະແນນສິນເຊື່ອປັດຈຸບັນ ແລະ ໂມເດວປັບປຸງໃໝ່ ຂອງ LCIC ຈະຊ່ວຍໃຫ້ສະຖາບັນການເງິນສາມາດຕັດສິນໃຈ ປ່ອຍກູ້ໄດ້ຢ່າງມີປະສິດທິພາບ, ຫຼຸດຜ່ອນຄວາມສ່ຽງ, ແລະ ສົ່ງເສີມການເຕີບໂຕຂອງເສດຖະກິດຢ່າງຍືນຍົງ.

1.2. ຄຳຖາມຂອງການຄົ້ນຄວ້າ

1. ປະສິດທິພາບດ້ານຄວາມແມ່ນຍຳຂອງໂມເດວການ ໃຫ້ຄະແນນສິນເຊື່ອໂມເດວປັດຈຸບັນ ແລະ ໂມເດວປັບປຸງໃໝ່ ແຕກຕ່າງກັນແນວໃດ?

2. ການນຳໃຊ້ໂມເດວປັບປຸງໃໝ່ຈະມີຄວາມແຕກຕ່າງ ທາງດ້ານຄວາມສ່ຽງຂອງລູກຄ້າແນວໃດ ເມື່ອທຽບກັບໂມເດວ ປັດຈຸບັນ?

1.3. ຈຸດປະສົງຂອງການຄົ້ນຄວ້າ

1. ເພື່ອປຽບທຽບປະສິດທິພາບດ້ານຄວາມແມ່ນຍຳ ຂອງໂມເດວການໃຫ້ຄະແນນສິນເຊື່ອໂມເດວປັດຈຸບັນ ແລະ ໂມ ເດວປັບປຸງ ໃໝ່;

2. ເພື່ອປະເມີນປະສິດທິພາບດ້ານຄວາມສ່ຽງຂອງໂມ ເດວໃໝ່ກັບການຫຼຸດຄວາມສ່ຽງໃນການຄັດເລືອກລູກຄ້າ.

2. ບົດຄົ້ນຄວ້າທີ່ກ່ຽວຂ້ອງ

ການພັດທະນາລະບົບຄະແນນສິນເຊື່ອ ເລີ່ມຕົ້ນໃນປີ 1941 ໂດຍ Durand (ອ້າງໃນ Kern, 2017) ແລະ ເລີ່ມນຳໃຊ້ FICO Score ຢ່າງກວ້າງຂວາງໃນປີ 1958. ນອກຈາກນີ້, ກົດ ໝາຍ Equal Credit Opportunity Act (ECOA) ປີ 1972 ຊ່ວຍຮັບປະກັນຄວາມຍຸຕິທຳໃນການປະເມີນສິນເຊື່ອ. Lazarus (2012) ໄດ້ສຶກສາການໃຊ້ລະບົບຄະແນນສິນເຊື່ອ ໃນ ປະເທດຝຣັ່ງ ແລະ ສະຫະລັດອາເມລິກາ, ໂດຍເນັ້ນໃສ່ຄວາມ ແຕກຕ່າງໃນການນຳໃຊ້ ແລະ ຜົນກະທົບຕໍ່ຕະຫຼາດສິນເຊື່ອໃນ ທັງສອງປະເທດ. ຄະແນນສິນເຊື່ອໃນຝຣັ່ງຖືກນຳໃຊ້ເປັນເຄື່ອງມື ພາຍໃນຂອງທະນາຄານ ແລະ ບໍ່ໄດ້ເປີດເຜີຍຕໍ່ສາທາລະນະ.

ການຄິດໄລ່ຄະແນນສິນເຊື່ອໃສ່ຂໍ້ມູນສ່ວນຕົວ, ປະຫວັດການຊຳລະໜີ້ , ສະຖານະພາບສ່ວນຕົວ, ອາຊີບ, ແລະ ຄວາມຮັ່ງມີ.

ທະນາຄານຝຣັ່ງໃຊ້ຄະແນນນີ້ເພື່ອຕັດສິນໃຈວ່າຈະອະນຸມັດສິນ ເຊື່ອຫຼືບໍ່, ໂດຍມີການຄວບຄຸມຢ່າງເຂັ້ມງວດເພື່ອຫຼຸດຜ່ອນຄວາມ ສ່ຽງ. ເຊັ່ນດຽວກັນກັບຄະແນນສິນເຊື່ອໃນສະຫະລັດອາເມລິກາ (FICO Score) ເປັນຂໍ້ມູນສາທາລະນະທີ່ສາມາດຊື້ໄດ້. ອີງ ປະກອບຂອງ FICO Score ປະກອບມີ: ປະຫວັດການຊຳລະໜີ້ (35%), ຈຳນວນໜີ້ທີ່ຄົງຄ້າງ (30%), ຄວາມຍາວຂອງປະຫວັດ ສິນເຊື່ອ (15%), ປະເພດສິນເຊື່ອທີ່ໃຊ້ (10%), ແລະ ການສະ ໜັກສິນເຊື່ອໃໝ່ (10%). FICO Score ບໍ່ພຽງແຕ່ໃຊ້ໃນການ ອະນຸມັດສິນເຊື່ອເທົ່ານັ້ນ, ແຕ່ຍັງນຳໃຊ້ເປັນເຄື່ອງມືການຕະຫຼາດ ເພື່ອສະເໜີຜະລິດຕະພັນທາງການເງິນໃຫ້ກັບລູກຄ້າ. ໃນຝຣັ່ງ, ຄະແນນສິນເຊື່ອສ້າງຄວາມແບ່ງແຍກລະຫວ່າງຜູ້ທີ່ໄດ້ຮັບ ແລະ ບໍ່ໄດ້ຮັບສິນເຊື່ອ, ໂດຍມີການຄວບຄຸມທີ່ເຂັ້ມງວດ. ໃນ ສະຫະລັດ, ຄະແນນສິນເຊື່ອ (FICO Score) ສ້າງຄວາມຕໍ່ເນື່ອງ ໃນການເຂົ້າເຖິງບໍລິການທາງການເງິນ, ເຮັດໃຫ້ຜູ້ທີ່ມີຄະແນນຕ່ຳ ຍັງມີໂອກາດໄດ້ຮັບສິນເຊື່ອ ແຕ່ອາດມີຄອກເບ້ຍສູງກວ່າ.

Lazarus (2012) ໄດ້ນຳໃຊ້ແນວຄິດຂອງ Boltanski ກ່ຽວກັບ "ຄວາມເປັນຈິງ" ແລະ "ໂລກ" ເພື່ອອະທິບາຍວ່າ ຄະແນນສິນເຊື່ອພະຍາຍາມລວມເອົາປະຫວັດການທາງການເງິນ ໃນອະດີດ, ປັດຈຸບັນ, ແລະ ອະນາຄົດເຂົ້າດ້ວຍກັນ ເພື່ອຄາດ ຄະເນການຜິດນັດຊຳລະ. ຄະແນນສິນເຊື່ອຖືກອອກແບບໃຫ້ການ ຜິດນັດຊຳລະໜີ້ເປັນສ່ວນໜຶ່ງຂອງການຄິດໄລ່ຄວາມສ່ຽງທາງ ສະຖິຕິ, ໂດຍບໍ່ຄຳນຶງເຖິງປະສິດທິພາບສ່ວນຕົວຂອງຜູ້ກູ້ຢືມ. ໃນ ສະຫະລັດ, ຄະແນນສິນເຊື່ອ (FICO Score) ຖືກໃຊ້ເປັນ ມາດຕະຖານສາກົນໃນການຄິດໄລ່ຄວາມສ່ຽງ, ເຊິ່ງຊ່ວຍໃຫ້ ທະນາຄານສາມາດຈັດການຄວາມສ່ຽງໄດ້ຢ່າງມີປະສິດທິພາບ. ສ່ວນໃນຝຣັ່ງ, ລະບົບຄະແນນສິນເຊື່ອມີຄວາມເປັນສ່ວນຕົວສູງ, ແຕ່ຍັງສາມາດປະເມີນຄວາມສ່ຽງໄດ້ຢ່າງມີປະສິດທິພາບ. ຢ່າງໃດ ກໍຕາມ, ຜູ້ກູ້ຢືມທີ່ຜິດນັດຊຳລະຕ້ອງປະເຊີນກັບຜົນກະທົບທີ່ຮ້າຍ ແຮງກວ່າໃນສະຫະລັດ.

ບົດຄົ້ນຄວ້າຂອງ Kern (2017) ໄດ້ສຶກສາຜົນກະທົບ ຂອງຄະແນນສິນເຊື່ອ ແລະ ປັດໃຈທີ່ກ່ຽວຂ້ອງຕໍ່ການອະນຸມັດ ສິນເຊື່ອ ແລະ ອັດຕາດອກເບ້ຍ. ບົດຄົ້ນຄວ້ານີ້ເປັນສ່ວນໜຶ່ງຂອງ ວິທະຍານິພົນສຳລັບປະລິນຍາໂທສາຂາ Agribusiness Economics ທີ່ Southern Illinois University Carbondale. ຜົນການສຶກສາພົບວ່າ ປະຫວັດການຊຳລະ (35%) ການຊຳລະ ຕາມກຳນົດເວລາມີຜົນຕໍ່ຄະແນນຫຼາຍທີ່ສຸດ. ຈຳນວນໜີ້ທີ່ຄົງຄ້າງ (30%): ການຮັກສາຍອດໜີ້ຕໍ່ຊ່ວຍເພີ່ມຄະແນນ. ຄວາມຍາວ ຂອງປະຫວັດສິນເຊື່ອ (15%): ປະຫວັດທີ່ຍາວນານສະແດງເຖິງ ຄວາມໝັ້ນຄົງ. ການສະໜັກສິນເຊື່ອໃໝ່ (10%): ການສະໜັກ ຫຼາຍຄັ້ງໃນເວລາສັ້ນໆສາມາດຫຼຸດຄະແນນ. ປະເພດສິນເຊື່ອ (10%): ການມີສິນເຊື່ອຫຼາຍປະເພດ (ເຊັ່ນ ບັດເຄຣດິດ, ເງິນກູ້ ລົດ) ຊ່ວຍເພີ່ມຄະແນນ. ນອກຈາກນັ້ນ ການຄົ້ນຄວ້າຍັງພົບວ່າ ຄະແນນເຄຣດິດມີຄວາມສຳພັນໃນທາງລົບກັບອັດຕາດອກເບ້ຍ. ຄະແນນເຄຣດິດທີ່ສູງຂຶ້ນທຳໃຫ້ອັດຕາດອກເບ້ຍທີ່ໄດ້ຮັບຕໍ່າລົງ.

ໄລຍະເວລາກຸ້ຍາວຂຶ້ນທຳໃຫ້ອັດຕາດອກເບ້ຍຫຼຸດລົງ ແລະ ປະເພດເງິນກູ້ປະເພດກະສິກຳ ແລະ ອະສັງຫາລິມະຊັບ ມີຄວາມສຳພັນໃນທາງລົບຕໍ່ອັດຕາດອກເບ້ຍ ເມື່ອທຽບກັບເງິນກູ້ບໍລິໂພກ.

3. ວິທີດຳເນີນການຄົ້ນຄວ້າ

ການຄົ້ນຄວ້າຄັ້ງນີ້ໃຊ້ການອອກແບບການທົດລອງ (experimental design) ໂດຍມີຂັ້ນຕອນການສ້າງແບບຈຳລອງ, ການທົດລອງ, ການເກັບກຳຜົນ, ແລະ ການວິເຄາະຜົນ. ໂມເດວທີ່ນຳໃຊ້ປະກອບດ້ວຍ 2 ຮູບແບບ: ໂມເດວປັດຈຸບັນ ທີ່ໃຊ້ 13 ຕົວຊີ້ວັດ ແລະ ໂມເດວປັບປຸງໃໝ່ ທີ່ໃຊ້ 16 ຕົວຊີ້ວັດ ໂດຍເພີ່ມຕົວຊີ້ວັດການຊຳລະສາທາລະນະປະໂຫຍດ (ຄ່າໄຟຟ້າ, ຄ່ານ້ຳປະປາ, ຄ່າໂທລະຄົມ) ແລະ ປັບນ້ຳໜັກ (weighting) ຂອງຕົວຊີ້ວັດເພື່ອປັບປຸງຄວາມແມ່ນຍຳໃນການປະເມີນຄວາມສ່ຽງ. ການປະມວນຜົນ ແລະ ວິເຄາະຂໍ້ມູນໃຊ້ເຄື່ອງມື Jupiter Notebook ທີ່ຮອງຮັບພາສາ Python ແລະ ຫຼາຍໂມດູນເຊັ່ນ: Pandas, NumPy ແລະ Matplotlib ສຳລັບການວິເຄາະແລະສະແດງຜົນ.

3.1 ປະຊາກອນ ແລະ ກຸ່ມຕົວຢ່າງ

ສະຖາບັນການເງິນໃນລາວແມ່ນ ບັນດາສະຖາບັນການເງິນທີ່ເຮັດໜ້າທີ່ໃນການເຄື່ອນໄຫວດ້ານການເງິນບໍ່ວ່າຈະເປັນການປ່ອຍເງິນກູ້, ຝາກເງິນ ແລະ ບໍລິການອື່ນໆ ຊຶ່ງບັນດາສະຖາບັນການເງິນເຫຼົ່ານີ້ແມ່ນ ເປັນສະມາຊິກຂອງບໍລິສັດ ຂໍ້ມູນຂ່າວສານສິນເຊື້ອແຫ່ງ ສປປລາວ ແລະ ມີໜ້າທີ່ລາຍງານຂໍ້ມູນການກູ້ຢືມທັງໝົດຂອງຕົນເຂົ້າສູ່ລະບົບຂໍ້ມູນຂ່າວສານສິນເຊື້ອຂອງບໍລິສັດ ຂໍ້ມູນຂ່າວສານສິນເຊື້ອແຫ່ງ ສປປລາວ ຊຶ່ງມີລາຍລະອຽດດັ່ງລຸ່ມນີ້:

ຊື່ສະຖາບັນການເງິນ	ຈຳນວນສະຖາບັນການເງິນ	ຫົວໜ່ວຍ
ທະນາຄານທຸລະກິດ	39	ແຫ່ງ
ສະຖາບັນການເງິນຈຸລະພາກທີ່ຮັບເງິນຝາກ (ສກຈຮ)	17	ແຫ່ງ
ສະຫະກອນສິນເຊື້ອ ແລະ ເງິນຝາກປະຢັດ (ສສງ)	29	ແຫ່ງ
ສະຖາບັນການເງິນຈຸລະພາກທີ່ບໍ່ຮັບເງິນຝາກ (ສກຈບ)	106	ແຫ່ງ
ບໍລິສັດເຊົ່າສິນເຊື້ອ	30	ແຫ່ງ
ໂຮງຊວດຈຳ	15	ແຫ່ງ
ການຈັດຕັ້ງອື່ນໆ	2	ແຫ່ງ
ນິຕິບຸກຄົນ	1	ແຫ່ງ

ກຸ່ມຕົວຢ່າງປະກອບດ້ວຍຂໍ້ມູນລູກຄ້າສິນເຊື້ອຈາກຖານຂໍ້ມູນຂອງບໍລິສັດ LCIC ທີ່ໄດ້ຮັບຈາກສະຖາບັນການເງິນຕາຕະລາງຂ້າງເທິງ. ການທົດລອງໃຊ້ຊຸດຂໍ້ມູນລູກຄ້າຈຳນວນ 100, 500, ແລະ 1,000 ຄົນ ຊຶ່ງຈະເກັບຂໍ້ມູນຈາກຖານຂໍ້ມູນໃນລະບົບຂໍ້ມູນຂ່າວສານສິນເຊື້ອແຕ່ປີ 2020 ຫາ

2024 ເພື່ອປະເມີນປະສິດທິພາບຂອງໂມເດວໄດ້ຊັດເຈນ. ຕົວຊີ້ວັດທີ່ນຳໃຊ້ປະກອບດ້ວຍ: ເພດ, ອາຍຸ, ປະຫວັດການຊຳລະ CIB, ສະຖານະ, ຈຸດປະສົງກູ້, ໄລຍະກູ້, ວົງເງິນ, ຍອດເຫຼືອໜີ້, ຈຳນວນສອບຖາມ, ວັນຄ້າງຊຳລະ, ປະເພດຫຼັກຊັບ, ຄ່າຫຼັກຊັບ, ແຂວງ, ຄ່າໄຟຟ້າ, ຄ່ານ້ຳປະປາ, ແລະຄ່າໂທລະຄົມ.

3.2 ຂໍ້ມູນຂ່າວສານສິນເຊື້ອ

ຂໍ້ມູນຂ່າວສານສິນເຊື້ອປະກອບມີຂໍ້ມູນກ່ຽວກັບເງິນກູ້, ພາລະຜູກພັນທາງການເງິນ, ແລະ ຂໍ້ມູນອື່ນໆທີ່ກ່ຽວຂ້ອງກັບລູກຄ້າ, ທັງບຸກຄົນ ແລະ ນິຕິບຸກຄົນ, ທີ່ມີພັນທະໃນການຊຳລະໜີ້ຕໍ່ສະຖາບັນການເງິນ. ປັດໃຈຫຼັກປະກອບມີ:

ຂໍ້ມູນລູກຄ້າທີ່ເປັນບຸກຄົນເຊັ່ນ: ບັດປະຈຳຕົວ ແລະ ປຶ້ມທະບຽນສຳມະໂນຄົວ ຫຼື ໜັງສືຜ່ານແດນ;

ຂໍ້ມູນລູກຄ້າທີ່ເປັນນິຕິບຸກຄົນເຊັ່ນ: ໃບທະບຽນວິສາຫະກິດ ແລະ ເລກປະຈຳຕົວຜູ້ເສຍອາກອນ;

ຂໍ້ມູນສັນຍາເງິນກູ້ ຫຼື ບັດສິນເຊື້ອເຊັ່ນ: ວົງເງິນອະນຸມັດ, ວັນເດືອນປີເຊັນສັນຍາ, ວັນເດືອນປິດສິນສັນຍາ, ໄລຍະເວລາກູ້ຢືມ, ອັດຕາດອກເບ້ຍ, ຍອດເຫຼືອໜີ້, ປະເພດເງິນກູ້, ຈັດຊັ້ນໜີ້ເງິນກູ້ ແລະ ສະຖານະພາບເງິນກູ້;

ຂໍ້ມູນສັນຍາຄ້າປະກັນເຊັ່ນ: ອາຄານ, ທີ່ດິນ ແລະ ເຮືອນ, ເງິນໃບບັນຊີ, ເອກະສານມີຄ່າ, ເຄື່ອງຈັກ ແລະ ອຸປະກອນ, ໂຄງການ, ພາຫະນະ, ຜູ້ຄ້າປະກັນ ທີ່ເປັນບຸກຄົນ, ນິຕິບຸກຄົນ ຫຼື ການຈັດຕັ້ງ, ປະກັນໄພ;

ຂໍ້ມູນເອກະສານລາຍງານການເງິນເຊັ່ນ: ໃບລາຍງານຖານະການເງິນ, ໃບລາຍງານຜົນການດຳເນີນງານ, ໃບລາຍງານກະແສເງິນສົດ;

ຂໍ້ມູນສາທາລະນະປະໂຫຍດເຊັ່ນ: ຄ່າໄຟຟ້າ, ຄ່ານ້ຳປະປາ, ຄ່າໂທລະສັບ, ຄ່າປະກັນໄພ;

ຂໍ້ມູນອື່ນຕາມການກຳນົດຂອງທະນາຄານແຫ່ງ ສປປລາວ ໃນແຕ່ລະໄລຍະ.

ຈາກຕາຕະລາງຂ້າງລຸ່ມນີ້ແມ່ນການສະແດງໃຫ້ເຫັນເຖິງລະບົບການໃຫ້ຄະແນນທີ່ຖືກນຳໃຊ້ເພື່ອປະເມີນຄວາມສ່ຽງທາງດ້ານການເງິນຂອງລູກຄ້າ. ຊຶ່ງຖືກອອກແບບມາເພື່ອຈັດກຸ່ມລູກຄ້າຕາມຄວາມສ່ຽງແລະ ມີການແບ່ງອັດຕາການດຳເນີນງານທີ່ແຕກຕ່າງກັນ.

ຕາຕະລາງທີ 2 ການໃຫ້ຄະແນນທີ່ຖືກນຳໃຊ້ເພື່ອປະເມີນຄວາມສ່ຽງທາງດ້ານການເງິນຂອງລູກຄ້າ

ລາຍລະອຽດ	ຊ່ວງຄະແນນ			
	350-579 ຕໍ່າ	580-669 ປານກາງ	670-749 ດີ	750-850 ດີຫຼາຍ
ຂະໜາດຊ່ວງຫ່າງ	229 ຄະແນນ	89 ຄະແນນ	79 ຄະແນນ	100 ຄະແນນ
ເຫດຜົນການກຳນົດ	ມີຄວາມສ່ຽງສູງ ແລະ ລູກຄ້າກະຈາຍຫຼາຍ	ເປັນຊ່ວງຫົວລ່ຽມ, ລູກຄ້າຈຳນວນຫຼາຍ	ສຳຄັນຕໍ່ການກຳນົດດອກເບ້ຍ	ຄວາມສ່ຽງຕໍ່າ, ບໍ່ຈຳເປັນຕ້ອງແຍກລະອຽດ
ການຕັດສິນໃຈ	ຕ້ອງການຊ່ວງກວ້າງເພື່ອເບິ່ງການປັບປຸງ	ຕ້ອງການຊ່ວງແຄບເພື່ອຕິດຕາມໃກ້ຊິດ	ບໍ່ຈຳເປັນຕ້ອງແຍກລະອຽດ	ບໍ່ຈຳເປັນຕ້ອງແຍກລະອຽດ
ຜົນຕໍ່ດອກເບ້ຍ	ສ່ວນຫຼາຍບໍ່ໄດ້ຮັບການອະນຸມັດ	ປັບດອກເບ້ຍຫຼາຍຂຶ້ນ	ດອກເບ້ຍໃກ້ຄຽງກັນ	ດອກເບ້ຍຕໍ່າສຸດ
ການບໍລິຫານຄວາມສ່ຽງ	ໃຊ້ຊັບພະຍາກອນຫຼາຍໃນການຕິດຕາມ	ຕ້ອງການຕິດຕາມລະອຽດ	ໃຊ້ຊັບພະຍາກອນໜ້ອຍ	ໃຊ້ຊັບພະຍາກອນໜ້ອຍທີ່ສຸດ

3.3 ເຄື່ອງມືທີ່ໃຊ້ໃນການເກັບກຳຂໍ້ມູນ

ສຳລັບເຄື່ອງມືທີ່ໃຊ້ໃນການຄົ້ນຄວ້າບົດວິໄຈໃນຄັ້ງນີ້ແມ່ນໄດ້ນຳໃຊ້ Jupiter Notebook ເຊິ່ງເປັນເຄື່ອງມືການຂຽນແລະ ປະຕິບັດລະຫັດໃນສະພາບແວດລ້ອມການໂຕ້ຕອບ, ໃຫ້ຜູ້ໃຊ້ສາມາດເຮັດວຽກໄດ້ຢ່າງມີປະສິດທິພາບກັບລະຫັດ, ເອກະສານ, ແລະ ຜົນໄດ້ຮັບລວມທັງສາມາດສະແດງຜົນການ

ວິເຄາະຂໍ້ມູນໃນຮູບແບບທີ່ເຂົ້າໃຈງ່າຍເຊັ່ນ: ກຣາຟ, ຕາຕະລາງ ຫຼື ຂໍ້ຄວາມ.

• ຄຸນສົມບັດ Notebook Jupiter:

1. ຮອງຮັບຫຼາຍພາສາ: ເຖິງວ່າມີຊື່ວ່າ "Jupiter " (ເຊິ່ງຫຍໍ້ມາຈາກ Julia, Python, R), Jupiter Notebook ຮອງຮັບຫຼາຍພາສາເຊັ່ນ: Python, R, Julia, ແລະ ອື່ນໆໂດຍຜ່ານການຕິດຕັ້ງ Kernel ຂອງພາສາ. ອື່ນໆ
2. ການຂຽນ ແລະ ແລ່ນລະຫັດ: Jupiter Notebook ຖືກແບ່ງອອກເປັນເຊລທີ່ຜູ້ໃຊ້ສາມາດຂຽນລະຫັດ ແລະ ແລ່ນມັນໄດ້ເທື່ອຕາຕະລາງຊຶ່ງເຮັດໃຫ້ມັນງ່າຍຕໍ່ການທົດສອບແລະດີບັກລະຫັດ.
3. ການສະແດງຂໍ້ມູນແລະການວິເຄາະ: Jupiter Notebook ມີຄວາມສາມາດໃນການສະແດງຂໍ້ມູນໃນຮູບແບບຕ່າງໆເຊັ່ນ: ກຣາຟ, ຕາຕະລາງ, ແຜນວາດ, ເຊິ່ງສາມາດສ້າງໂດຍໃຊ້ໃນຫຼາຍແບບເຊັ່ນ: Matplotlib, Seaborn, ຫຼື Pandas ໃນ Python.
4. Markdown Support: ສາມາດຂຽນເອກະສານ ຫຼື ລາຍລະອຽດພາຍໃນ Notebooks ດ້ວຍພາສາ Markdown, ເຊິ່ງອະນຸຍາດໃຫ້ຈັດຮູບແບບຂໍ້ຄວາມ, ສ້າງລາຍການ ຫຼື ໃສ່ຮູບພາບ ແລະ ລິ້ງຕ່າງໆໄດ້. ເຮັດໄດ້ງ່າຍ
5. Interactive Widgets*: Jupiter Notebook ສາມາດເພີ່ມ widget ແບບໂຕ້ຕອບເພື່ອສ້າງແບບຟອມສຳລັບຜູ້ໃຊ້ເພື່ອຕັດແປງຄ່າຕ່າງໆ. ແລະເບິ່ງຜົນໄດ້ຮັບທັນທີ
6. ການແບ່ງປັນແລະການຮ່ວມມື: ໄຟລ໌ Notebook (.ipynb) ໄດ້ຖືກແບ່ງປັນໄດ້ຢ່າງງ່າຍດາຍແລະສາມາດເບິ່ງຫຼືແລ່ນໃນເຄື່ອງອື່ນໆ ຢູ່ໃນການບໍລິການຄລອດເຊັ່ນ Google Collab
7. ຮອງຮັບການໃຊ້ງານຜ່ານ web browser: Jupiter Notebook ເຮັດວຽກຜ່ານ web browser. ເຮັດໃຫ້ມັນສາມາດໃຊ້ໄດ້ຈາກທຸກບ່ອນທີ່ທ່ານມີການເຊື່ອມຕໍ່ອິນເຕີເນັດ.

• ການຕິດຕັ້ງແລະການເລີ່ມຕົ້ນ:

1. ຕິດຕັ້ງ Anaconda ເຊິ່ງເປັນແຟມເກັດທີ່ປະກອບມີເຄື່ອງມືທີ່ຈຳເປັນເຊັ່ນ Python, Jupiter Notebook
2. ຫຼັງຈາກການຕິດຕັ້ງ Anaconda, ທ່ານສາມາດເປີດ Jupiter Notebook ຜ່ານ Anaconda Navigator ຫຼືໃຊ້ຄຳສັ່ງ Jupiter notebook ໃນ Command Line.

3.4 ວິທີເກັບກຳຂໍ້ມູນ

ການເກັບກຳຂໍ້ມູນໃນການຄົ້ນຄວ້າຄັ້ງນີ້ແມ່ນນຳໃຊ້ ຂໍ້ມູນທີ່ມີຢູ່ແລ້ວ (secondary data) ທີ່ຖືກສົ່ງມາ ແລະ ບັນທຶກໄວ້ໃນຖານຂໍ້ມູນຂອງ ບໍລິສັດ ຂໍ້ມູນຂ່າວສານສິນເຊື້ອແຫ່ງ ສປປ ລາວ (LCIC) ໂດຍສະຖາບັນການເງິນທີ່ເປັນສະມາຊິກບໍລິສັດ ຂໍ້ມູນຂ່າວສານສິນເຊື້ອແຫ່ງ ສປປ ລາວ. ຂັ້ນຕອນການເກັບກຳຂໍ້ມູນແບ່ງອອກເປັນ 3 ຂັ້ນຕອນຫຼັກມີລາຍລະອຽດດັ່ງນີ້:

3.4.1 ການດຶງຂໍ້ມູນຈາກຖານຂໍ້ມູນບໍລິສັດ LCIC (ການລວບລວມຂໍ້ມູນ):

ຂໍ້ມູນຖືກດຶງມາຈາກຖານຂໍ້ມູນສິນເຊື້ອຂອງ LCIC ທີ່ສະຖາບັນການເງິນ (ເຊັ່ນ: ທະນາຄານທຸລະກິດ, ສະຖາບັນການເງິນຈຸລະພາກ) ໄດ້ສົ່ງມາຢ່າງສົງຄາມ. ການດຶງຂໍ້ມູນແມ່ນແບບ

Manual ເພື່ອໃຫ້ໄດ້ຂໍ້ມູນທີ່ຄົບຖ້ວນກ່ຽວກັບປະຫວັດການຊຳລະ, ຂໍ້ມູນສັນຍາເງິນກູ້, ແລະຂໍ້ມູນສາທາລະນະນຸປະໂພກ. ໄລຍະເວລາການເກັບກຳຂໍ້ມູນຫຼັກແມ່ນໃນຊ່ວງ ປີ 2020-2024 ອີງຕາມຂໍ້ມູນໃນຖານຂໍ້ມູນຂອງ ບໍລິສັດ ຂໍ້ມູນຂ່າວສານສິນເຊື້ອແຫ່ງສປປ ລາວ (LCIC).

3.4.2 ການປະມວນຜົນ ແລະ ກວດສອບຄຸນນະພາບຂໍ້ມູນ (ການປະເມີນຄຸນນະພາບ):

ຫຼັງຈາກດຶງຂໍ້ມູນແລ້ວ, ຂໍ້ມູນຈະຖືກນຳເຂົ້າໃສ່ໃນ Jupiter Notebook ເພື່ອປະມວນຜົນເບື້ອງຕົ້ນໂດຍໃຊ້ໂມດູນ Python ເຊັ່ນ Pandas ແລະ NumPy. ການທົດສອບຄຸນນະພາບປະກອບດ້ວຍ:

- ຄວາມຄົບຖ້ວນ: ກວດສອບວ່າຂໍ້ມູນທີ່ດຶງມາມີຕົວຊີ້ວັດທັງ 13 ຫຼື 16 ຕົວຢ່າງຄົບຖ້ວນ (ເພດ, ອາຍຸ, ປະຫວັດການຊຳລະ CIB, ແລະອື່ນໆ);
- ຄວາມຖືກຕ້ອງ: ທົດສອບຄ່າທີ່ຜິດປົກກະຕິ (outliers) ແລະ ຄ່າທີ່ບໍ່ສອດຄ່ອງ;
- ຄວາມສອດຄ່ອງ: ປຽບທຽບຂໍ້ມູນຈາກແຫຼ່ງຕ່າງໆ (ເຊັ່ນ: LCIC ແລະ Buena Vista) ເພື່ອຮັບປະກັນການຕິດຕໍ່.

ສຳລັບຂໍ້ມູນທີ່ບໍ່ສອດຄ່ອງຈະຖືກແກ້ໄຂ ຫຼື ຖືກຍົກເລີກອອກ (data cleaning) ກ່ອນທີ່ຈະນຳໄປໃຊ້ໃນການທົດລອງ.

3.4.3 ການຈັດກຸ່ມຂໍ້ມູນເພື່ອການທົດລອງ (ການຈັດກຸ່ມຂໍ້ມູນ):

- ຫຼັງຈາກກວດສອບຄຸນນະພາບແລ້ວ, ຂໍ້ມູນຈະຖືກແບ່ງອອກເປັນ 3 ກຸ່ມຕົວຢ່າງຕາມຈຳນວນລູກຄ້າ: 100 ຄົນ, 500 ຄົນ, ແລະ 1,000 ຄົນ.
- ການແບ່ງກຸ່ມແມ່ນໃຊ້ວິທີການ stratified sampling ເພື່ອຮັບປະກັນໂຕສ່ວນຂອງລູກຄ້າທີ່ມີຄວາມສ່ຽງຕ່ຳ, ປານກາງ ແລະ ສູງໃນທຸກໆກຸ່ມເປັນທີ່ສອດຄ່ອງກັນກັບປະຊາກອນທັງໝົດ.
- ຂໍ້ມູນແຕ່ລະກຸ່ມຖືກຈັດຮູບແບບໃຫ້ຢູ່ໃນຮູບແບບທີ່ສາມາດນຳໄປໃຊ້ໄດ້ກັບໂມເດວປັດຈຸບັນ (13 ຕົວຊີ້ວັດ) ແລະໂມເດວປັບປຸງໃໝ່ (16 ຕົວຊີ້ວັດ), ພ້ອມທັງປະກອບຂໍ້ມູນສາທາລະນະນຸປະໂພກທີ່ຖືກນຳເຂົ້າມາຈາກແຫຼ່ງລັດຖະບານ (ເຊັ່ນ: ບໍລິສັດໄຟຟ້າລາວ, ການນໍ້າປະປາ).

❖ ວິທີການຈັດຕັ້ງປະຕິບັດການຄົ້ນຄ້ວາ



3.5 ການວິເຄາະຂໍ້ມູນ

ການທົດລອງໃນຄັ້ງນີ້ຜູ້ຄົນຄ້າຄວນປະເມີນປະສິດທິພາບຂອງໂມເດວໃໝ່ກັບການຫຼຸດຄວາມສ່ຽງໃນການຄັດເລືອກລູກຄ້າລະຫວ່າງໂມເດວການໃຫ້ຄະແນນສິນເຊື້ອແບບປັດຈຸບັນທີ່ມີ 13 ຕົວຊີ້ວັດ ແລະ ໂມເດວປັບປຸງໃໝ່ທີ່ເພີ່ມຕົວຊີ້ວັດດ້ານການຊຳລະສາທາລະນະນຸປະໂພກມາເປັນ 16 ຕົວຊີ້ວັດ, ວິເຄາະຜົນກະທົບຂອງການເພີ່ມຕົວຊີ້ວັດດ້ານການຊຳລະສາທາລະນະນຸປະໂພກຕໍ່ການປະເມີນຄວາມສ່ຽງສິນເຊື້ອ. ເຊິ່ງການທົດລອງໃນຄັ້ງນີ້ແມ່ນມີຂັ້ນຕອນ ແລະ ລາຍລະອຽດດັ່ງຕໍ່ໄປນີ້:

3.5.1 ວິທີການທົດລອງປຽບທຽບປະສິດທິພາບດ້ານຄວາມແນ່ນອນ ຂອງໂມເດວການໃຫ້ຄະແນນສິນເຊື້ອໂມເດວປັດຈຸບັນ ແລະ ໂມເດວປັບປຸງໃໝ່;

ຂັ້ນຕອນໃນການທົດລອງໃນພາກສ່ວນນີ້ວິເຄາະໃຫ້ເຫັນການປຽບທຽບປະສິດທິພາບດ້ານຄວາມແນ່ນອນຍ່າຂອງໂມເດວການໃຫ້ຄະແນນສິນເຊື້ອໂມເດວປັດຈຸບັນ ແລະ ໂມເດວປັບປຸງໃໝ່ ຊຶ່ງໄດ້ທຳການທົດສອບກັບຊຸດຂໍ້ມູນ 100, 500 ແລະ 1000 ລູກຄ້າ, ທົດສອບຊ້າ 1 ຄັ້ງຕໍ່ຊຸດຂໍ້ມູນ, ບັນທຶກຜົນການໃຫ້ຄະແນນປັດຈຸບັນ ແລະ ໃໝ່. ຂັ້ນຕອນການກຳນົດວິທີການທົດລອງເພື່ອທົດລອງຄວາມແນ່ນອນຍ່າຂອງ 2 ໂມເດວມີດັ່ງນີ້:

ຂັ້ນຕອນທີ 1: ເກັບກຳຂໍ້ມູນ

- ສ້າງແບບຈຳລອງໂມເດວທີ່ຈະໃຫ້ຄະແນນແກ່ລູກຄ້າແຕ່ລະຄົນ
- ບັນທຶກຜົນປະຫວັດການເຄື່ອນໄຫວຕົວຈິງຂອງລູກຄ້າ (ຕາມຂໍ້ມູນຕົວຈິງໃນ 13 ແລະ 16 ຕົວແປ)

ຂັ້ນຕອນທີ 2: ກຳນົດລະດັບຄວາມສ່ຽງໂດຍການແຍກປະເພດຂອງລູກຄ້າອອກເປັນແຕ່ລະປະເພດກຸ່ມລູກຄ້າເພື່ອນຳໃຊ້ເຂົ້າໃນການທົດສອບໃນແບບຈຳລອງດັ່ງນີ້:

- ກຸ່ມລູກຄ້າ A: 750-850 ຄະແນນ (ຄາດວ່າຈະບໍ່ມີການຜິດນັດຊຳລະ)

- ກຸ່ມລູກຄ້າ B: 670-749 ຄະແນນ (ຄາດວ່າຈະມີການຜິດນັດຊຳລະ 1-2 ຄັ້ງ)
- ກຸ່ມລູກຄ້າ C,D,E: ຕ່ຳກວ່າ 670 ຄະແນນ (ຄາດວ່າຈະມີການຜິດນັດຊຳລະຫຼາຍກວ່າ 2 ຄັ້ງ)

ຂັ້ນຕອນທີ 3: ປຽບທຽບຜົນໄດ້ຮັບຈາກການວິເຄາະກັບຜົນຕົວຈິງທີ່ໄດ້ວາງໄວ້ດັ່ງກັນ ຫຼື ບໍ່ເພື່ອໃຫ້ສາມາດລະບຸໄດ້ເຖິງຄວາມແມ້ນຍຳຂອງແຕ່ລະໂມເດວດັ່ງນີ້:

- ຖືວ່າທຳນາຍຖືກຕ້ອງເມື່ອ:
 - ທຳນາຍລູກຄ້າບໍ່ມີການຜິດນັດຊຳລະ
 - ທຳນາຍລູກຄ້າຜິດນັດຊຳລະຫຼາຍກວ່າ 2 ຄັ້ງ

ຂັ້ນຕອນທີ 4: ຄິດໄລ່ຄວາມແມ້ນຍຳໂດຍການນັບຈາກຜົນຂອງການວິເຄາະທີ່ອອກມາຈາກ 2 ໂມເດວທຽບກັບຂໍ້ມູນກ່ອນການວິເຄາະທີ່ໄດ້ຈັດກຸ່ມໄວ້ວ່າເປັນໄປຕາມກຳນົດໄວ້ດັ່ງນີ້

$$\text{ຄວາມແມ້ນຍຳ} = (\text{ຈຳນວນລູກຄ້າທີ່ທຳນາຍຖືກຕ້ອງ} / \text{ຈຳນວນລູກຄ້າທັງໝົດ}) * 100$$

3.5.2 ວິທີການທົດລອງ ປະເມີນປະສິດທິພາບດ້ານຄວາມສ່ຽງຂອງໂມເດວໃໝ່ກັບການຫຼຸດຄວາມສ່ຽງໃນການຄັດເລືອກລູກຄ້າ;

ຂັ້ນຕອນໃນການທົດລອງໃນພາກສ່ວນນີ້ວິເຄາະໃຫ້ເຫັນການປະເມີນປະສິດທິພາບດ້ານຄວາມສ່ຽງຂອງໂມເດວໃໝ່ກັບການຫຼຸດຄວາມສ່ຽງໃນການຄັດເລືອກລູກຄ້າ ຊຶ່ງໄດ້ທຳການທົດສອບກັບຊຸດຂໍ້ມູນ 100, 500 ແລະ 1000 ລູກຄ້າ, ທົດສອບຊ້ຳ 1 ຄັ້ງຕໍ່ຊຸດຂໍ້ມູນ, ບັນທຶກຜົນການປ່ຽນເກດປັດຈຸບັນ ແລະ ໃໝ່. ການທົດລອງ ແລະ ການຄິດໄລ່ປະກອບມີ 3 ຂັ້ນຕອນຫຼັກ:

ຂັ້ນຕອນທີ 1: ການທົດລອງ ແລະ ເກັບກຳຂໍ້ມູນ:

- ສ້າງແບບຈຳລອງທັງ 2 ໂມເດວເພື່ອບັນທຶກຂໍ້ມູນລູກຄ້າແຕ່ລະຄົນ;
- ບັນທຶກຜົນປະຫວັດການເຄື່ອນໄຫວຕົວຈິງຂອງລູກຄ້າ(ຕາມຂໍ້ມູນຕົວຈິງໃນ 13 ແລະ 16 ຕົວແປ)

ຂັ້ນຕອນທີ 2: ການນັບຜົນການທົດລອງ:

ກຳນົດລະດັບຄວາມສ່ຽງໂດຍການແຍກປະເພດຄວາມສ່ຽງຂອງລູກຄ້າເພື່ອນຳໃຊ້ເຂົ້າໃນການທົດສອບໃນແບບຈຳລອງດັ່ງນີ້:

- ແຍກຕາມກຸ່ມຄວາມສ່ຽງ
 - ຄວາມສ່ຽງຕ່ຳ(ກຸ່ມລູກຄ້າ A ແລະ ກຸ່ມລູກຄ້າ B): 750-850 ຄະແນນ ແລະ 670-749 ຄະແນນ(ຄາດວ່າຈະບໍ່ມີການຜິດນັດຊຳລະ ຫຼືມີການຄາດວ່າຈະມີການຜິດນັດຊຳລະ 1-2 ຄັ້ງ)
 - ຄວາມສ່ຽງສູງ(ກຸ່ມລູກຄ້າ C,D,E):: ຕ່ຳກວ່າ 670 ຄະແນນ (ຄາດວ່າຈະມີການຜິດນັດຊຳລະຫຼາຍກວ່າ 2 ຄັ້ງ)
- ນັບຈຳນວນຜົນການທົດລອງຈາກ 2 ໂມເດວທີ່ມີຜົນອອກມາວ່າຖືກຕ້ອງ ແລະ ຜິດພາດ ແລ້ວສະຫຼຸບຜົນແຕ່ລະກຸ່ມ

2. ການຄິດໄລ່ຄວາມແມ້ນຍຳ:

- ການຈັດປະເພດຖືກຕ້ອງ = (ຈຳນວນລູກຄ້າທີ່ຖືກຕ້ອງ / ຈຳນວນລູກຄ້າທັງໝົດ) * 100
- ການປະຕິເສດຜິດພາດ = (ຈຳນວນລູກຄ້າທີ່ຜິດພາດ / ຈຳນວນລູກຄ້າທັງໝົດ) * 100

4. ຜົນການຄົ້ນຄວ້າ

ຜົນຂອງການຄົ້ນຄວ້າຈາກການປຽບທຽບປະສິດທິພາບດ້ານຄວາມແມ້ນຍຳຂອງໂມເດວການໃຫ້ຄະແນນສິນເຊື້ອໂມເດວປັດຈຸບັນ ແລະ ໂມເດວປັບປຸງໃໝ່ ແລະ ເພື່ອປະເມີນປະສິດທິພາບດ້ານຄວາມສ່ຽງຂອງໂມເດວໃໝ່ກັບການຫຼຸດຄວາມສ່ຽງໃນການຄັດເລືອກລູກຄ້າ.

4.1. ການປຽບທຽບປະສິດທິພາບດ້ານຄວາມແມ້ນຍຳຂອງໂມເດວການໃຫ້ຄະແນນສິນເຊື້ອໂມເດວປັດຈຸບັນ ແລະ ໂມເດວປັບປຸງໃໝ່;

ຈາກການທົດລອງໃນພາກສ່ວນນີ້ແມ່ນຜົນການຄົ້ນຄວ້າສະແດງໃຫ້ເຫັນວ່າ ໂມເດວປັບປຸງໃໝ່ທີ່ເພີ່ມຕົວຊີ້ວັດດ້ານການຊຳລະສາທາລະນະນຸປະໂຫກອາດຈະສາມາດປຽບທຽບປະສິດທິພາບດ້ານຄວາມແມ້ນຍຳຂອງໂມເດວການໃຫ້ຄະແນນສິນເຊື້ອໂມເດວປັດຈຸບັນ ແລະ ໂມເດວປັບປຸງໃໝ່. ຈາກການທົດລອງໃນກຸ່ມຂໍ້ມູນ 100, 500 ແລະ 1000 ລູກຄ້າ ມີດັ່ງນີ້:

- ❖ ການທົດລອງປຽບທຽບປະສິດທິພາບດ້ານຄວາມແມ້ນຍຳຂອງໂມເດວການໃຫ້ຄະແນນສິນເຊື້ອໂມເດວປັດຈຸບັນ ແລະ ໂມເດວປັບປຸງໃໝ່

ຕາຕະລາງທີ 3 ສະຫຼຸບຜົນການທົດລອງດ້ານຄວາມແມ້ນຍຳຂອງໂມເດວໃນກຸ່ມລູກຄ້າ 100 ຄົນ

ກຸ່ມລູກຄ້າ	ໂມເດວ (ຄ່າສະເລ່ຍ %)		ສ່ວນຕ່າງ	ການປະເມີນ
	ປັດຈຸບັນ	ໃໝ່		
ກຸ່ມລູກຄ້າ A	75.5	82.3	6.8	ປັບປຸງດີ
ກຸ່ມລູກຄ້າ B	68.2	76.8	8.6	ປັບປຸງຫຼາຍ
ກຸ່ມລູກຄ້າ C	62.1	69.5	7.4	ປັບປຸງດີ
ກຸ່ມລູກຄ້າ D	55.8	64.2	8.4	ປັບປຸງຫຼາຍ
ສະເລ່ຍ	65.4	73.2	7.8	ປັບປຸງດີ

ຕາຕະລາງທີ 4 ສະຫຼຸບຜົນການທົດລອງດ້ານຄວາມແມ້ນຍຳຂອງໂມເດວໃນກຸ່ມລູກຄ້າ 500 ຄົນ

ກຸ່ມລູກຄ້າ	ໂມເດວ (ຄ່າສະເລ່ຍ %)		ສ່ວນຕ່າງ	ການປະເມີນ
	ປັດຈຸບັນ	ໃໝ່		
ກຸ່ມລູກຄ້າ A	78.2	85.1	6.9	ປັບປຸງດີ
ກຸ່ມລູກຄ້າ B	71.5	79.8	8.3	ປັບປຸງຫຼາຍ
ກຸ່ມລູກຄ້າ C	65.8	73.2	7.4	ປັບປຸງດີ
ກຸ່ມລູກຄ້າ D	58.9	68.1	9.2	ປັບປຸງຫຼາຍ
ສະເລ່ຍ	68.6	76.5	7.9	ປັບປຸງດີ

ຕາຕະລາງທີ 5 ສະຫຼຸບຜົນການທົດລອງດ້ານຄວາມແມ່ນຍ້າຂອງໂມເດວໃນກຸ່ມລູກຄ້າ 1000 ຄົນ.

ກຸ່ມລູກຄ້າ	ໂມເດວ (ຄ່າສະເລ່ຍ %)		ສ່ວນຕ່າງ	ການປະເມີນ
	ປັດຈຸບັນ	ໃໝ່		
ກຸ່ມລູກຄ້າ A	79.5	86.2	6.7	ປັບປຸງດີ
ກຸ່ມລູກຄ້າ B	73.1	81.5	8.4	ປັບປຸງຫຼາຍ
ກຸ່ມລູກຄ້າ C	67.4	75.1	7.7	ປັບປຸງດີ
ກຸ່ມລູກຄ້າ D	60.2	69.8	9.6	ປັບປຸງຫຼາຍ
ສະເລ່ຍ	70.1	78.2	8.1	ປັບປຸງດີ

ການທົດລອງຢືນຢັນວ່າໂມເດວການໃຫ້ຄະແນນສິນເຊື່ອແບບໃໝ່ມີຄວາມແມ່ນຍ້າສູງກວ່າໂມເດວແບບປະຈຸບັນ ໂດຍການປັບປຸງມີຄ່າສະເລ່ຍ 7.8% ຫາ 8.1% ໃນທຸກກຸ່ມຕົວຢ່າງ, ໂດຍສະເພາະກຸ່ມລູກຄ້າ D ແລະ B ຊຶ່ງເປັນລູກຄ້າທີ່ເສຍ ທີ່ໄດ້ຮັບຜົນຫຼາຍທີ່ສຸດ ແລະ ສະແດງໃຫ້ເຫັນຄວາມໝັ້ນຄົງຂອງການປັບປຸງໂມເດວໃນທຸກກຸ່ມຂອງຂໍ້ມູນ.

- ❖ ຕາຕະລາງທີ 6 ສະຫຼຸບຜົນການທົດລອງດ້ານຄວາມແມ່ນຍ້າຂອງໂມເດວໃນກຸ່ມລູກຄ້າໃນກຸ່ມລູກຄ້າ 100 ຫາ 1000 ຄົນ

ປຽບທຽບປະສິດທິພາບດ້ານຄວາມແມ່ນຍ້າຂອງໂມເດວປັດຈຸບັນ ແລະ ໂມເດວປັບປຸງໃໝ່				
ຈຳນວນລູກຄ້າ	ໂມເດວ		ສ່ວນຕ່າງ	ສ່ວນຕ່າງ (%)
	ປັດຈຸບັນ	ໃໝ່		
100 ຄົນ	65.4	73.2	7.8	11.90%
500 ຄົນ	68.6	76.5	7.9	11.50%
1000 ຄົນ	70.1	78.2	8.1	11.60%
ສະເລ່ຍ	68	76	8	11.70%

ຈາກການທົດລອງນີ້ສະແດງໃຫ້ເຫັນວ່າໂມເດວໃໝ່ດີກວ່າໂມເດວເກົ່າຢ່າງຊັດເຈນເຊິ່ງຈະເຫັນໄດ້ຈາກຄ່າສະເລ່ຍຈາກຕາຕະລາງຂ້າງເທິງດັ່ງນີ້ ໂມເດວໃໝ່ມີຄວາມແມ່ນຍ້າສູງກວ່າ 11.7% ຫຼືປະມານ 8 ຄະແນນ. ແຕ່ມີຂໍ້ສັງເກດເຊິ່ງເຫັນວ່າວ່າເມື່ອມີການປັບປຸງຄວາມຖີ່ຂອງຂໍ້ມູນເຮັດໃຫ້ມີຄວາມສະຫມໍ່າສະເໝີໃນທຸກກຸ່ມລູກຄ້າ - ບໍ່ວ່າຈະເປັນກຸ່ມນ້ອຍ 100 ຄົນ, ກຸ່ມກາງ 500 ຄົນ, ຫຼືກຸ່ມໃຫຍ່ 1000 ຄົນ, ໂມເດວໃໝ່ກໍຈະປະເມີນປະສິດທິພາບດ້ານຄວາມແມ່ນຍ້າໄດ້ດີກວ່າປະມານ 11-12% ເທົ່ານັ້ນ. ນີ້ສະແດງວ່າໂມເດວໃໝ່ມີຄວາມຢືນຢັນ ແລະ ມີຄວາມພ້ອມ ສາມາດນຳໄປໃຊ້ໄດ້ຈິງ ຕາມກຸ່ມປະຊາກອນທີ່ທົດລອງ

4.2. ການປະເມີນປະສິດທິພາບດ້ານຄວາມສ່ຽງຂອງໂມເດວໃໝ່ກັບການຫຼຸດຄວາມສ່ຽງໃນການຄັດເລືອກລູກຄ້າ

- ❖ ສະຫຼຸບຜົນການທົດລອງການປະເມີນປະສິດທິພາບດ້ານຄວາມສ່ຽງຂອງໂມເດວໃໝ່ກັບການຫຼຸດຄວາມສ່ຽງໃນການຄັດເລືອກລູກຄ້າ

ຕາຕະລາງທີ 7 ສະຫຼຸບຜົນການທົດລອງດ້ານຄວາມສ່ຽງຂອງໂມເດວໃນກຸ່ມລູກຄ້າ 100 ຄົນ

ປະເພດລູກຄ້າ	ຕົວຊີ້ວັດ	ໂມເດວ (ຄ່າສະເລ່ຍ %)		ສ່ວນຕ່າງ	ການປັບປຸງ
		ປັດຈຸບັນ	ໃໝ່		
ລູກຄ້າຄວາມສ່ຽງຕ່ຳ (40 ຄົນ)	ການຈັດປະເພດຖືກຕ້ອງ	78.5%	86.2%	+7.7%	ດີຂຶ້ນ
	ການປະຕິເສດຜິດພາດ	15.0%	8.5%	-6.5%	ດີຂຶ້ນ
ລູກຄ້າຄວາມສ່ຽງສູງ (60 ຄົນ)	ການຈັດປະເພດຖືກຕ້ອງ	82.0%	88.3%	+6.3%	ດີຂຶ້ນ
	ການອະນຸມັດຜິດພາດ	12.5%	7.2%	-5.3%	ດີຂຶ້ນ
ລວມທັງໝົດ (100 ຄົນ)	ການຈັດປະເພດຖືກຕ້ອງ	80.5%	87.4%	+6.9%	ດີຂຶ້ນ
	ການປະຕິເສດຜິດພາດ	13.5%	7.8%	-5.7%	ດີຂຶ້ນ

- ❖ ຜ່ານການທົດລອງຈາກຂໍ້ມູນ 100 ຄົນ:

1. ລູກຄ້າຄວາມສ່ຽງຕ່ຳ (40 ຄົນ):
 - ການຈັດປະເພດຖືກຕ້ອງ: ປັດຈຸບັນ 31 ຄົນ → ໃໝ່ 34 ຄົນ
 - ການປະຕິເສດຜິດພາດ: ປັດຈຸບັນ 6 ຄົນ → ໃໝ່ 3 ຄົນ
 - ອື່ນໆ: 3 ຄົນ (ກໍລະນີເຂັດແຍ່ງ)
2. ລູກຄ້າຄວາມສ່ຽງສູງ (60 ຄົນ):
 - ການຈັດປະເພດຖືກຕ້ອງ: ປັດຈຸບັນ 49 ຄົນ → ໃໝ່ 53 ຄົນ
 - ການອະນຸມັດຜິດພາດ: ປັດຈຸບັນ 8 ຄົນ → ໃໝ່ 4 ຄົນ
 - ອື່ນໆ: 3 ຄົນ (ກໍລະນີເຂັດແຍ່ງ)

ສະຫຼຸບຜົນການທົດລອງ 100 ຄົນ ປະສິດທິພາບໂມເດວເຫັນວ່າ: ດີຂຶ້ນທຸກດ້ານ

- ຄວາມແມ່ນຍ້າໂດຍລວມ: ເພີ່ມຂຶ້ນ 6.9%
- ການຫຼຸດຜິດພາດ Type I: ຫຼຸດລົງ 6.5% (ປະຕິເສດລູກຄ້າດີ)

- ການຫຼຸດຜິດພາດ Type II: ຫຼຸດລົງ 5.3% (ອະນຸມັດລູກຄ້າເສຍ)

ຕາຕະລາງທີ 8 ສະຫຼຸບຜົນການທົດລອງດ້ານຄວາມສ່ຽງຂອງໂມເດວໃນກຸ່ມລູກຄ້າ 500 ຄົນ

ປະເພດລູກຄ້າ	ຕົວຊີ້ວັດ	ໂມເດວ (ຄ່າສະເລ່ຍ %)		ສ່ວນຕ່າງ	ການປັບປຸງ
		ປັດຈຸບັນ	ໃໝ່		
ລູກຄ້າຄວາມສ່ຽງຕ່ຳ	ການຈັດປະເພດຖືກຕ້ອງ	76.8%	85.4%	+8.6%	ດີ
(200 ຄົນ)	ການປະຕິເສດຜິດພາດ	16.5%	9.2%	-7.3%	ດີ
ລູກຄ້າຄວາມສ່ຽງສູງ	ການຈັດປະເພດຖືກຕ້ອງ	81.3%	87.7%	+6.4%	ດີ
(300 ຄົນ)	ການອະນຸມັດຜິດພາດ	13.7%	8.1%	-5.6%	ດີ
ລວມທັງໝົດ	ການຈັດປະເພດຖືກຕ້ອງ	79.4%	86.8%	+7.4%	ດີ
(500 ຄົນ)	ການປະຕິເສດຜິດພາດ	14.8%	8.5%	-6.3%	ດີ

❖ ຜ່ານການທົດລອງຈາກຂໍ້ມູນ 500 ຄົນ:

- ລູກຄ້າຄວາມສ່ຽງຕ່ຳ (200 ຄົນ):
 - ການຈັດປະເພດຖືກຕ້ອງ: ປັດຈຸບັນ 154 ຄົນ → ໃໝ່ 171 ຄົນ (+17 ຄົນ)
 - ການປະຕິເສດຜິດພາດ: ປັດຈຸບັນ 33 ຄົນ → ໃໝ່ 18 ຄົນ (-15 ຄົນ)
 - ອື່ນໆ: 13 ຄົນ (ກໍລະນີເຂັດແຍ່ງ/ບໍ່ແນ່ນອນ)
- ລູກຄ້າຄວາມສ່ຽງສູງ (300 ຄົນ):
 - ການຈັດປະເພດຖືກຕ້ອງ: ປັດຈຸບັນ 244 ຄົນ → ໃໝ່ 263 ຄົນ (+19 ຄົນ)
 - ການອະນຸມັດຜິດພາດ: ປັດຈຸບັນ 41 ຄົນ → ໃໝ່ 24 ຄົນ (-17 ຄົນ)
 - ອື່ນໆ: 15 ຄົນ (ກໍລະນີເຂັດແຍ່ງ/ບໍ່ແນ່ນອນ)

ສະຫຼຸບຜົນການທົດລອງ 500 ຄົນ ປະສິດພາບໂມເດວເຫັນວ່າ: ເພີ່ມລູກຄ້າດີ ໄດ້ຮັບອະນຸມັດສິນເຊື່ອເພີ່ມຂຶ້ນ: +15 ຄົນ ແລະ ຫຼຸດລູກຄ້າເສຍທີ່ຖືກອະນຸມັດສິນເຊື່ອຫຼຸດລົງ: -17 ຄົນ

- ຄວາມແມ່ນຍ້າໂດຍລວມ: ເພີ່ມຂຶ້ນ 7.4% (397→434 ຄົນ ຈັດປະເພດຖືກ)
- ການຫຼຸດຜິດພາດ Type I: ຫຼຸດລົງ 7.3% (33→18 ຄົນ ປະຕິເສດລູກຄ້າດີ)
- ການຫຼຸດຜິດພາດ Type II: ຫຼຸດລົງ 5.6% (41→24 ຄົນ ອະນຸມັດລູກຄ້າເສຍ)

ຕາຕະລາງທີ 9 ສະຫຼຸບຜົນການທົດລອງດ້ານຄວາມສ່ຽງຂອງໂມເດວໃນກຸ່ມລູກຄ້າ 1000 ຄົນ

ປະເພດລູກຄ້າ	ຕົວຊີ້ວັດ	ໂມເດວ (ຄ່າສະເລ່ຍ %)		ສ່ວນຕ່າງ	ການປັບປຸງ
		ປັດຈຸບັນ	ໃໝ່		
ລູກຄ້າຄວາມສ່ຽງຕ່ຳ	ການຈັດປະເພດຖືກຕ້ອງ	77.2%	86.8%	+9.6%	ດີ
(400 ຄົນ)	ການປະຕິເສດຜິດພາດ	15.8%	8.7%	-7.1%	ດີ
ລູກຄ້າຄວາມສ່ຽງສູງ	ການຈັດປະເພດຖືກຕ້ອງ	82.7%	89.3%	+6.6%	ດີ
(600 ຄົນ)	ການອະນຸມັດຜິດພາດ	12.3%	7.2%	-5.1%	ດີ
ລວມທັງໝົດ	ການຈັດປະເພດຖືກຕ້ອງ	80.4%	88.3%	+7.9%	ດີ
(1000 ຄົນ)	ການປະຕິເສດຜິດພາດ	13.7%	7.8%	-5.9%	ດີ

❖ ຜ່ານການທົດລອງຈາກຂໍ້ມູນ 1000 ຄົນ:

- ລູກຄ້າຄວາມສ່ຽງຕ່ຳ (400 ຄົນ):
 - ການຈັດປະເພດຖືກຕ້ອງ: ປັດຈຸບັນ 309 ຄົນ → ໃໝ່ 347 ຄົນ (+38 ຄົນ)

- ການປະຕິເສດຜິດພາດ: ປັດຈຸບັນ 63 ຄົນ → ໃໝ່ 35 ຄົນ (-28 ຄົນ)
 - ອື່ນໆ: 28 ຄົນ (ກໍລະນີເຂັດແຍ່ງ/ບໍ່ແນ່ນອນ)
6. ລູກຄ້າຄວາມສ່ຽງສູງ (600 ຄົນ):
- ການຈັດປະເພດຖືກຕ້ອງ: ປັດຈຸບັນ 496 ຄົນ → ໃໝ່ 536 ຄົນ (+40 ຄົນ)
 - ການອະນຸມັດຜິດພາດ: ປັດຈຸບັນ 74 ຄົນ → ໃໝ່ 43 ຄົນ (-31 ຄົນ)
 - ອື່ນໆ: 30 ຄົນ (ກໍລະນີເຂັດແຍ່ງ/ບໍ່ແນ່ນອນ)

ສະຫຼຸບຜົນການທົດລອງໃນກຸ່ມ 1,000 ຄົນ ປະສິດທິພາບໂມເດວເຫັນວ່າ: ເພີ່ມລູກຄ້າທີ່ໄດ້ຮັບອະນຸມັດ: +28 ຄົນ, ຫຼຸດລູກຄ້າເສຍທີ່ຖືກອະນຸມັດ: -31 ຄົນ ແລະ +59 ຄົນ ຈັດປະເພດຖືກຕ້ອງເພີ່ມເຕີມ ໝາຍຄວາມວ່າຈະໄດ້ລາຍໄດ້ເພີ່ມຂຶ້ນຈາກລູກຄ້າທີ່ໄດ້ຮັບການອະນຸມັດ ແລະ ຫຼຸດຄວາມສ່ຽງຈາກລູກຄ້າເສຍທີ່ຖືກປະຕິເສດ.

- ຄວາມແມ່ນຍ້າໂດຍລວມ: ເພີ່ມຂຶ້ນ 7.9% (804→883 ຄົນ ຈັດປະເພດຖືກ)
- ການຫຼຸດຜິດພາດ Type I: ຫຼຸດລົງ 7.1% (63→35 ຄົນ ປະຕິເສດລູກຄ້າດີ)
- ການຫຼຸດຜິດພາດ Type II: ຫຼຸດລົງ 5.1% (74→43 ຄົນ ອະນຸມັດລູກຄ້າເສຍ)

ຈາກການທົດລອງໃນພາກສ່ວນນີ້ແມ່ນຜົນການທົດລອງການປະເມີນປະສິດທິພາບດ້ານຄວາມສ່ຽງຂອງໂມເດວໃໝ່ ກັບການຫຼຸດຄວາມສ່ຽງໃນການຄັດເລືອກລູກຄ້າ ໃນກຸ່ມຂໍ້ມູນຕ່າງໆ (100, 500, ແລະ 1000 ລູກຄ້າ). ຜົນການທົດລອງສະແດງໃຫ້ເຫັນວ່າໂມເດວໃໝ່ອາດມີປະສິດທິພາບສູງຂຶ້ນໃນການຄັດເລືອກລູກຄ້າຄວາມສ່ຽງຕ່ຳແລະສູງ.

- ❖ ຕາຕະລາງທີ 10 ສະຫຼຸບຜົນການປະເມີນປະສິດທິພາບດ້ານຄວາມສ່ຽງຂອງໂມເດວໃໝ່ກັບການຫຼຸດຄວາມສ່ຽງໃນການຄັດເລືອກລູກຄ້າ ໃນກຸ່ມລູກຄ້າໃນກຸ່ມລູກຄ້າ 100 ຫາ 1000 ຄົນ

ການປະເມີນປະສິດທິພາບດ້ານຄວາມສ່ຽງຂອງໂມເດວໃນການຄັດເລືອກລູກຄ້າ				
ຈຳນວນລູກຄ້າ	ໂມເດວ		ສ່ວນຕ່າງ	ສ່ວນຕ່າງ (%)
	ປັດຈຸບັນ	ໃໝ່		
100 ລູກຄ້າ	13.5%	7.8%	-5.7%	-42.2%
500 ລູກຄ້າ	14.8%	8.5%	-6.3%	-42.6%
1000 ລູກຄ້າ	13.7%	7.8%	-5.9%	-43.1%
ສະເລ່ຍ	14.0%	8.0%	-6.0%	-42.9%

ຈາກຜົນການທົດລອງສາມາດເຫັນໄດ້ວ່າໂມເດວໃໝ່ທີ່ມີການປັບປຸງແມ່ນສາມາດຈຳກັດຄວາມສ່ຽງໄດ້ດີຂຶ້ນຈາກເດີມທີ່ມີການຕັດສິນຜິດພາດ 14 ຄົນຈາກທຸກໆ 100 ຄົນ, ໂມເດວໃໝ່

ສາມາດຫຼຸດຄວາມສ່ຽງລົງເຫຼືອພຽງ 8 ຄົນເທົ່ານັ້ນ. ຫມາຍຄວາມວ່າເຮົາສາມາດຫຼີກເວັ້ນການຕັດສິນຜິດພາດໄດ້ເກືອບເຄິ່ງໜຶ່ງ. ແຕ່ສິ່ງທີ່ສັງເກດເຫັນຈາກຜົນການທົດລອງແມ່ນເຖິງຄວາມສະຫມໍ່າສະເໝີຂອງກຸ່ມຂໍ້ມູນທີ່ນຳໃຊ້ເຂົ້າໃນການທົດລອງທີ່ປະເມີນອອກມາຢາກຖືກຕ້ອງບໍ່ວ່າຈະທົດສອບໃນກຸ່ມນ້ອຍຫຼືໃຫຍ່ ເຊິ່ງສະແດງໃຫ້ເຫັນວ່າໂມເດວໃໝ່ກໍ່ສາມາດຫຼຸດຜ່ອນຄວາມສ່ຽງໄດ້ປະມານ 42-43% ເທົ່າ ເຊິ່ງງານວິໄຈນີ້ແມ່ນເປັນການປັບປຸງຄຸນນະພາບໃນການປະເມີນຄວາມສ່ຽງດ້ານສິນເຊື່ອ ເຮັດໃຫ້ວຽກງານ ການເງິນ-ການທະນາຄານມີບາດກ້າວອັນໃໝ່ໃນການຕໍ່ຍອດການພັດທະນາທຸລະກິດໃຫ້ດີຍິ່ງຂຶ້ນ ຖ້າຫາກມີການນຳໃຊ້ໃນວຽກງານຕົວຈິງຂອງການເງິນ-ການທະນາຄານເພື່ອຫຼຸດຜ່ອນຄວາມສ່ຽງທີ່ອາດຈະເກີດຂຶ້ນໃນອານາຄົດ.

5. ອະພິປາຍຜົນ

5.1 ການປຽບທຽບປະສິດທິພາບດ້ານຄວາມແມ່ນຍ້າ

ຈຸດເດັ່ນຂອງໂມເດວໃໝ່ສະແດງໂດຍການເພີ່ມຕົວຊີ້ວັດດ້ານການຊຳລະສາທາລະນະປະໂຫກໄດ້ຊ່ວຍຍົກລະດັບຄວາມແມ່ນຍ້າໂດຍສະເລ່ຍ 11.7% ຫຼື 8 ຄະແນນ. ສິ່ງທີ່ໜ້າສົນໃຈແມ່ນຄວາມສະຫມໍ່າສະເໝີຂອງການວິເຄາະຂໍ້ມູນພາຍຫຼັງທົດສອບໂມເດວດັ່ງກ່າວພາຍຫຼັງທົດສອບກັບນ້ອຍ (100 ຄົນ) ຫຼືກຸ່ມໃຫຍ່ (1000 ຄົນ), ອັດຕາການປັບປຸງຢູ່ໃນໄລຍະ 11.5-11.9% ເທົ່ານັ້ນ ໝາຍຄວາມວ່າ: ຄວາມສະໜໍ່າສະເໝີນີ້ສະແດງໃຫ້ເຫັນເຖິງຄວາມແກ່ນແກ້ວ (robustness) ຂອງໂມເດວໃໝ່. ການທີ່ຜົນງານບໍ່ຫຼຸດຜ່ອນລົງເມື່ອປະຕິບັດກັບກຸ່ມນ້ອຍ ຫຼືບໍ່ເກີດ overfitting ກັບກຸ່ມໃຫຍ່ ແມ່ນສັນຍານທີ່ດີສໍາລັບການນຳໄປໃຊ້ຈິງ. ນອກຈາກນັ້ນ ການປັບປຸງໂມເດວນີ້ຍັງສາມາດໝູນໃຊ້ໃຫ້ສອດຄ່ອງກັບຕົວຊີ້ວັດດ້ານສາທາລະນະປະໂຫກ ທີ່ເປັນໜຶ່ງໃນປັດໃຈທີ່ມີຄວາມໝາຍສໍາຄັນສໍາລັບການປະເມີນຄວາມສ່ຽງສິນເຊື່ອ.

5.2 ການຫຼຸດຄວາມສ່ຽງໃນການຄັດເລືອກລູກຄ້າ

ຜົນກະທົບທີ່ສໍາຄັນ: ໂມເດວໃໝ່ບັນລຸການຫຼຸດຄວາມສ່ຽງຢ່າງໃຫຍ່ຫຼວງ ຊຶ່ງຈາກ 14.0% ລົງມາ 8.0% ຫຼືຫຼຸດລົງ 42.9%. ນີ້ໝາຍຄວາມວ່າຈາກເດີມທີ່ອາດຈະຕັດສິນຜິດພາດກັບລູກຄ້າ 14 ຄົນໃນທຸກໆ 100 ຄົນ, ໂມເດວໃໝ່ສາມາດຫຼຸດການຜິດພາດລົງເຫຼືອພຽງ 8 ຄົນ.

ຜົນກະທົບທາງທຸລະກິດ: ໃນທາງປະຕິບັດ, ການຫຼຸດຄວາມສ່ຽງເກືອບເຄິ່ງໜຶ່ງນີ້ແມ່ນ ມີຄວາມໝາຍອັນໃຫຍ່ຫຼວງຕໍ່ຂະແໜງການທະນາຄານ. ສໍາລັບທະນາຄານທີ່ມີລູກຄ້າ 10,000 ຄົນ, ການປັບປຸງນີ້ໝາຍຄວາມວ່າສາມາດຫຼີກເວັ້ນການຕັດສິນທີ່ຜິດພາດກັບລູກຄ້າປະມານ 600 ຄົນ. ນີ້ສົ່ງຜົນໂດຍກົງຕໍ່ການຫຼຸດຜ່ອນຄວາມສູນເສຍທາງການເງິນ ແລະ ການຍົກລະດັບຄຸນນະພາບຫຼັກຊັບສິນເຊື່ອ.

ສໍາລັບການທົດລອງປຽບທຽບຄວາມແມ່ນ ຍໍາລະຫວ່າງໂມເດວປັດຈຸບັນ ແລະ ໂມເດວປັບປຸງໃໝ່ສະແດງໃຫ້

ເຫັນວ່າໂມເດວໃໝ່ມີປະສິດທິພາບສູງກວ່າເປັນສະເລ່ຍ 7.8 - 8.1% ໂດຍສະເພາະໃນກຸ່ມລູກຄ້າທີ່ມີຄວາມສ່ຽງສູງ (C ແລະ D) ເນື່ອງຈາກການເພີ່ມຕົວຊີ້ວັດການຊຳລະສາທາລະນະນຸປະໂພກ (ເຊັ່ນ ຄ່າໄຟຟ້າ, ຄ່ານໍ້າປະປາ, ຄ່າໂທລະຄົມ) ຊ່ວຍເຮັດໃຫ້ການວິເຄາະໃນການຊຳລະໜີ້ມີຄວາມຖືກຕ້ອງຍິ່ງຂຶ້ນ ໂດຍອີງໃສ່ຂໍ້ມູນການໃຊ້ຈ່າຍປະຈຳວັນທີ່ສະທ້ອນການເງິນຂອງລູກຄ້າຢ່າງແທ້ຈິງ. ຜົນທົດສອບນີ້ສອດຄ່ອງກັບການຄົ້ນຄວ້າຂອງ Cochran et al. (2021) ແລະ Burr & Carlson (2007) ທີ່ພົບວ່າການນຳຂໍ້ມູນສາທາລະນະນຸປະໂພກເຂົ້າມາໃນໂມເດວການໃຫ້ຄະແນນສິນເຊື່ອຊ່ວຍເພີ່ມຄວາມແມ່ນຍຳໄດ້ 5-10% ໃນການວິເຄາະການຜິດນັດຊຳລະໜີ້, ແຕ່ແຕກຕ່າງກັນໃນການຄົ້ນຄວ້ານີ້ທີ່ເຈາະຈົງກັບປະເທດລາວທີ່ມີການນຳໃຊ້ຂໍ້ມູນດັ່ງກ່າວໜ້ອຍກວ່າ ແລະຕ້ອງການການປັບນໍ້າໜັກຕົວຊີ້ວັດໃຫ້ເໝາະກັບເສດຖະກິດທ້ອງຖິ່ນ. ໃນທັດສະນະຂອງຜູ້ຄົນຄວ້າ ໂມເດວປັບປຸງໃໝ່ນີ້ຖືເປັນບາດກ້າວທີ່ດີໃນການເສີມສ້າງຄວາມໝັ້ນຄົງຂອງລະບົບການເງິນໃນລາວ ໂດຍການນຳຂໍ້ມູນສາທາລະນະນຸປະໂພກເຂົ້າມາຊ່ວຍຫຼຸດຄວາມສ່ຽງ ແລະ ນຳໃຊ້ໄດ້ຈິງ.

6. ສະຫຼຸບຜົນ

ການວິເຄາະຄວາມສາມາດໃນການໃຫ້ຄະແນນສິນເຊື່ອຂອງລະບົບໃຫ້ຄະແນນສິນເຊື່ອບຸກຄົນ (Credit Scoring) ຈາກບໍລິສັດ ຂໍ້ມູນຂ່າວສານສິນເຊື່ອແຫ່ງ ສປປ ລາວຈາກຜົນການທົດລອງສະແດງໃຫ້ເຫັນວ່າໂມເດວການໃຫ້ຄະແນນສິນເຊື່ອໃໝ່ມີປະສິດທິພາບສູງກວ່າໂມເດວປັດຈຸບັນໃນສອງຕົວຊີ້ວັດທີ່ວັດແທກ: ຄວາມແມ່ນຍຳ: ໂມເດວໃໝ່ມີຄວາມຖືກຕ້ອງໃນການໃຫ້ຄະແນນສູງກວ່າ, ໝາຍຄວາມວ່າໂອກາດຂອງການເຮັດຜິດພາດໃນການປະເມີນຄວາມສ່ຽງຈະໜ້ອຍລົງ. ການລະບຸຄວາມສ່ຽງ: ໂມເດວໃໝ່ສາມາດລະບຸຄວາມສ່ຽງໄດ້ດີກວ່າ, ໝາຍຄວາມວ່າອາດຈະມີຄວາມສາມາດໃນການກຳນົດບັນຫາທີ່ອາດເກີດຂຶ້ນໄດ້ແຕ່ຫົວຫົວ.

❖ ຄວາມແມ່ນຍຳ

ເຫັນວ່າ: ໂມເດວໃໝ່ມີຄວາມແມ່ນຍຳເພີ່ມຂຶ້ນ 8 ເປີເຊັນ (ຈາກ 68% ເປັນ 76%) ຊຶ່ງການປັບປຸງໂດຍລວມແມ່ນ 11.70%;

❖ ການລະບຸຄວາມສ່ຽງ

ເຫັນວ່າ: ໂມເດວໃໝ່ຫຼຸດຄວາມສ່ຽງໄດ້ 6 ເປີເຊັນ (ຈາກ 14% ລົງເປັນ 8%) ຊຶ່ງການຫຼຸດຄວາມສ່ຽງໂດຍລວມແມ່ນ 42.90%;

7. ຂໍ້ສະເໜີແນະ

ການນຳໂມເດວການປະເມີນສິນເຊື່ອທີ່ປັບປຸງໃໝ່ໄປນຳໃຊ້ຢ່າງມີປະສິດທິພາບຕ້ອງມີການວາງແຜນລະອຽດ ແລະ ການດຳເນີນງານຢ່າງເປັນຂັ້ນຕອນ ແລະ ສິ່ງທຳອິດທີ່ຄວນພິຈາລະນາແມ່ນຕ້ອງເລີ່ມຕົ້ນດ້ວຍການທົດລອງນຳໃຊ້ຢ່າງມີຈຸດສຸມໂດຍການວາງຂອບເຂດຂອງການນຳໃຊ້ເປັນກຸ່ມລູກຄ້າທີ່ມີຈຳນວນຈຳກັດກ່ອນທີ່ຈະຂະຫຍາຍໄປໃຊ້ຢ່າງກວ້າງຂວາງ ເຊິ່ງຈາກການທົດລອງນີ້ແມ່ນໄດ້ເລີ່ມຈາກກຸ່ມລູກຄ້າທີ່ມີຄວາມສ່ຽງປານກາງ ແລະ ມີຂໍ້ມູນສາທາລະນະນຸປະໂພກທີ່ຄົບຖ້ວນ ເພື່ອສ້າງຄວາມໝັ້ນໃຈ ແລະ ປະສົບການທີ່ດີໃນການໃຊ້ງານເບື້ອງຕົ້ນ; ພາກສ່ວນທີ່ກ່ຽວຂ້ອງກັບການປະເມີນຄວາມສ່ຽງຂອງລູກຄ້າຄວນຈັດຕັ້ງລະບົບຕິດຕາມຜົນງານຕົວຈິງເພື່ອເຮັດໃຫ້ສາມາດປະເມີນປະສິດທິພາບຂອງໂມເດວໃໝ່ໃນສະພາບແວດລ້ອມການໃຊ້ງານຈິງໄດ້ຢ່າງຕໍ່ເນື່ອງ. ແລະ ນອກຈາກນີ້ລະບົບນີ້ຄວນມີຄຸນສົມບັດສາມາດແຈ້ງເຕືອນເມື່ອມີການປ່ຽນແປງທີ່ຜິດປົກກະຕິໃນຜົນການປະເມີນ ຫຼືເມື່ອຄວາມແມ່ນຍຳຂອງໂມເດວເລີ່ມຫຼຸດລົງຈາກມາດຕະຖານທີ່ກຳນົດໄວ້. ການຕິດຕາມຄວນຄວບຄຸມທັງດ້ານປະສິດທິພາບທາງເທັກນິກ ແລະ ຜົນກະທົບທາງທຸລະກິດຈາກການວັດແທກອັດຕາການອະນຸມັດສິນເຊື່ອ, ອັດຕາການຜິດພາດ ແລະ ຄວາມພໍໃຈຂອງລູກຄ້າ;

ການນຳໂມເດວການປະເມີນສິນເຊື່ອແບບໃໝ່ໄປນຳໃຊ້ງານຈະສຳເລັດຕ້ອງອາໄສການຝຶກອົບຮົມພະນັກງານທັງດ້ານເທັກນິກແລະການປະຕິບັດ, ການສ້າງລະບົບເກັບກຳຂໍ້ມູນສາທາລະນະນຸປະໂພກທີ່ມີມາດຕະຖານສູງພ້ອມການເຊື່ອມຕໍ່ແບບ API ເພື່ອເຊື່ອມຕໍ່ກັບລະບົບຂອງລັດຢ່າງອັດຕະໂນມັດ, ການຈັດຕັ້ງລະບົບສຳຮອງ ແລະ ຄວາມປອດໄພແບບຫຼາຍລະດັບເພື່ອປົກປ້ອງຂໍ້ມູນ ແລະ ການຄົ້ນຄວ້າເພີ່ມເຕີມເພື່ອວິເຄາະຜົນກະທົບຕໍ່ກຸ່ມລູກຄ້າຕ່າງໆ, ສຶກສາຄວາມສຳພັນກັບປັດໃຈອື່ນໆ ແລະ ທົດສອບຄວາມຍືນຍົງຂອງໂມເດວໃນໄລຍະຍາວ.

8. ຂໍ້ຈຳກັດຂອງການຄົ້ນຄວ້າ

ຂໍ້ຈຳກັດທີ່ສຳຄັນທີ່ສຸດຂອງການ ຄົ້ນຄວ້ານີ້ແມ່ນຂະໜາດ ຂອງກຸ່ມຕົວຢ່າງທີ່ໃຊ້ໃນການທົດລອງ. ການທົດລອງໄດ້ດຳເນີນກັບກຸ່ມຕົວຢ່າງສູງສຸດພຽງ 1,000 ຄົນເທົ່ານັ້ນ ຊຶ່ງອາດຈະບໍ່ພຽງພໍທີ່ຈະສະທ້ອນຄວາມຫຼາກຫຼາຍ ແລະ ຄວາມສັບຊ້ອນຂອງປະຊາກອນລູກຄ້າທັງໝົດຂອງສະຖາບັນການເງິນໃນທົ່ວປະເທດ. ໃນຄວາມເປັນຈິງ ສະຖາບັນການເງິນຂະໜາດໃຫຍ່ມີລູກຄ້າຫຼາຍກວ່ານີ້ຫຼາຍສິບເທົ່າ ແລະ ຄວາມຫຼາກຫຼາຍດ້ານປະຊາກອນ ພູມສາດ ແລະ ເສດຖະກິດສັງຄົມອາດຈະສົ່ງຜົນກະທົບຕໍ່ປະສິດທິພາບຂອງໂມເດວໃນແນວທາງທີ່ບໍ່ສາມາດຄາດເດົາໄດ້ຈາກການທົດລອງໃນຂະໜາດນ້ອຍ.

9. ເອກະສານອ້າງອີງ

- Adelusi, E. A., & Anifowose, O. L. (2022). Assessment of financial risk and its impact on an informal finance institutions profitability. *Can Soc Sci, 1*, 18-20, DOI:10.3968/12428
- Amatetti, E. J. (1994). Managing the financial condition of a utility. *Journal-American Water Works Association, 86*(4), 176-187, Retrieved from <https://thedocs.worldbank.org/en/doc/197501544810224462-0090022018/related/Session030Unde710Statements0160413.pdf>
- Burr, S., & Carlson, V. (2007). *Utility Payments as Alternative Credit Data: A Reality Check*. Brookings Institution Metropolitan Policy Program, Retrieved from https://www.brookings.edu/wp-content/uploads/2016/06/20070319_alternativecredit.pdf
- Chisasa, J. (2014). Rural credit markets in South Africa: A review of theory and empirical evidence. *Corporate Ownership and Control, 12*(1), 363-374, Retrieved from https://www.virtusinterpress.org/IMG/pdf/COC__Volume_12_Issue_1_Autumn_2014_Continued3_-3.pdf#page=41
- Chung, S. H., & Suh, Y. (2009). Estimating the utility value of individual credit card delinquents. *Expert Systems with Applications, 36*(2), 3975-3981, <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2008.02.031>
- Cochran, K. T., Stegman, M., & Foos, C. (2021). Utility, telecommunications, and rental data in underwriting credit. *Urban Institute, December*, Retrieved from https://finreglab.org/wp-content/uploads/2023/12/FinRegLab_2022-03-23_Research-Report_Utility-Telecommunications-and-Rental-Data-in-Underwriting-Credit.pdf
- Kern, A. M. (2017). Credit score analysis. *Southern Illinois University Carbondale*, Retrieved from <https://core.ac.uk/download/pdf/127641518.pdf>.
- Lazarus, J. (2012). The ambition of credit scoring: Forecasting credit failure. *Raisons politiques, 48*(4), 103-118, DOI:10.3917/rai.048.0103
- Mays, E. (2009, August). Systematic risk effects on consumer lending products. In *Credit Scoring Conference CRC, Edinburgh*. Retrieved from <http://www.business-school.ed.ac.uk/crc/conferences/conference-archive>, Retrieved from <https://www.crc.business-school.ed.ac.uk/sites/crc/files/2023-10/Systematic-Risk-Effects-on-Consumer-Lending-Products-Mays.pdf>
- Oikonomou, I., Brooks, C., & Pavelin, S. (2012). The impact of corporate social performance on financial risk and utility: A longitudinal analysis. *Financial management, 41*(2), 483-515, Retrieved from <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/epdf/10.1111/j.1755-053X.2012.01190.x>
- Sabato, G. (2010). Credit risk scoring models. Available at SSRN 1546347, Retrieved from
- World Bank. (2024). Lao Economic Monitor, April 2024: Accelerating Reforms for Growth: Key Findings. Retrieved from <https://www.worldbank.org/en/country/lao/publication/lao-economic-monitor-april-2024-key-findings>