

Repositório ISCTE-IUL

Депоновано Repositório ISCTE-IUL :
27.03.2019

Депонована версія:
П'єсладрук

Статус рецензування вложеного файлу:
Рецензовано

Посилання на опубліковану

статтю: Moro, S., Cortez, P. & Rita, P. (2014). Підхід до основних даних для прогнозування успіху банківського телемаркетингу. Системи підтримки прийняття рішень. 62, 22-31

Додаткова інформація на сайті видавництва:
10.1016/j.dss.2014.03.001

Заява видавця про авторські права: це

рецензована версія такої статті: Moro, S., Cortez, P. & Rita, P. (2014). Підхід до основних даних для прогнозування успіху банківського телемаркетингу. Системи підтримки прийняття рішень. 62, 22-31, який опублікований в остаточному вигляді за адресою <https://dx.doi.org/10.1016/j.dss.2014.03.001>. Цю статтю можна використовувати в некомерційних цілях в повному дотриманні умов видавництва щодо самоархівування.

Використовуйте політику

Creative Commons CC BY 4.0.

Повний текст можна використовувати та/або в дотворювати та надавати третім особам у будь-якому форматі чи на будь-якому носії без попереднього дозволу чи оплати для особистих досліджень чи навчання, освітніх чи некомерційних цілей, якщо що:

- зроблено повне бібліографічне посилання на першоджерело
- створено посилання на запис метаданих у Репозитарії
- повний текст жодним чином не зміненено

Повний текст не можна продавати в будь-якому форматі чи на носії без офіційного дозволу власників авторських прав.

Керований даними підхід для прогнозування

Успіх банківського телемаркетингу

Серхіо Мора, Пауло Кортес^b Пауло Ріта

^a ISCTE - Лисабонський університетський інститут, 1649-026 Лисабон, Португалія

^b ALGORITMI Research Centre, Univ. of Minho, 4800-058 Guimarães, Португалія

Анотація

Ми пропонуємо підхід до аналізу даних (DM) для прогнозування успіху телемаркетингу заклики до продажу банківських довгострокових вкладів. Було звернено до португальського роздрібного банку, з даними, зібраними з 2008 по 2013 рр., таким чином включаючи вплив нещодавніх фінансових соціальної кризи. Ми проаналізували великий набір з 150 функцій, пов'язаних з банківським клієнтом, продуктом та соціально-економічними ознаками. Було досліджено напівавтоматичний вибір функцій фази моделювання, виконана з даними до липня 2012 року, що дозволило щоб вибрати скорочений набір з 22 функцій. Ми також порівняли чотири моделі DM: логістична регресія, дерева рішень (DT), нейронна мережа (NN) та опорна векторна машина. Використовуючи два показники, площа кривої робочої характеристики приймача (AUC) та площу кумулятивної кривої LIFT (ALIFT), чотири моделі були протестовані на етапі оновлення, використовуючи найновіші дані (після липня 2012 р.) рухом в кінці. NN представила найкращі результати (AUC=0,8 ALIFT=0,7), дозволяючи охопити 79% передплатників шляхом вибору наполовину кращих клієнтів. Крім того, було застосовано два методи вилучення знань: аналіз чутливості та DT до моделі NN виявив кілька ключових атрибутів (наприклад, ставку Euribor, напрямок дзвінка та досвід банківського агента). Таке отримання знань підтвердило отриману модель як надійну та цінну для менеджерів телемаркетингових кампаній.

Ключові слова: банк, всь, депозити, телемаркетинг, заощадження, класифікація, нейрон

Мережа, вибір з них

1. Введення

Маркетингові кампанії з продажу являють собою типову стратегію розширення бізнесу.

Наступ. Компанії використовують прямий маркетинг, орієнтуючись на сегменти клієнтів зв'язавшись з ними для досягнення конкретної мети. Централізація вдаленого доступу клієнтів операції в контакт-центр полегшують оперативне керування кампаніями.

Так центри дозволяють спілкуватися з клієнтами різними каналами, телефон (стаціонарний або мобільний) є одним з найпоширеніших. Ринок через контакт-центр називають телемаркетингом

характеристика вдаленості [16]. Контакти можна розділити на вхідні та вихідні, залежно від того, яка сторона ініціювала контакт (клієнт чи контакт-центр), при цьому кожен випадок створює певні проблеми (наприклад, вхідні дзвінки часто вважається більш нав'язливим). Технології дозволяють переосмислити маркетинг зосередившись на максимумі зацікавленості клієнта через оцінку наявної інформації та показники клієнтів, що дозволяє будувати довше та більш тривалі відносини у відповідності з попитом бізнесу [28]. Крім того, це повинно бути підкреслено, що стоїть завдання вибору найкращого набору клієнтів, тобто тих, що більше пов'язані з продуктом, вважається NP-складним у [31].

Системи підтримки прийняття рішень (СППР) використовують інформаційні технології для підтримки в процесі прийняття рішень. Є кілька підходів DSS, наприклад персональний та інтелектуальний DSS. Персональний СППР пов'язані з невеликими системами, як

Відповідний автор. Електронна адреса: scmoro@gmail.com (С. Моро).

підтримують рішення завдання одного менеджера, тоді як інтелектуальні СППР використовують штучні методи розвідки для підтримки рішень [1]. Ще одна пов'язана концепція DSS це бізнес-аналітика (BI), що є загальним терміном, який включає інформацію, технології, так як сховища даних, аналіз даних (DM), для підтримки прийняття рішень з використанням бізнес-даних [32]. DM може відігравати ключову роль в особистому житті та інтелектуальний DSS, що дозволяє напівавтоматичне вилучення пояснень прогнозними знання з вихідних даних [34]. Зокрема, класифікація найпоширенішою задачею DM [10] метою є побудова моделі, керованої даними який вивчає невдомому базову функцію, яка вдобряжає кілька вхідних змінних, як характеризують елемент (наприклад, клієнта банку), з одним позначенням цільовим результатом (наприклад, тип продажу банку всього депозиту: «провал» або «успіх»).

Існує кілька класифікаційних моделей, таких як класична логістична регресія. sion (LR), дерева рішень (DT) новітні нейронні мережі (NN). опорні векторні машини (SVM) [13]. LR і DT мають перевагу тієї моделі, як правило, легко зрозуміло людям, а також надають хороші прогнози в класифікаційних завданнях. NN і SVM більш гнучкі (тобто не накладається апріорне обмеження) у порівнянні з класичним статистичним моделюванням (наприклад, LR) або навіть DT, представляючи можливість навчання, як варіюються в даних до складних нелінійних вдобряжень. Завдяки такій гнучкості NN і SVM мають тенденцію давати точні прогнози, але отримати модель важко бути зрозумілою людям. Однак ця модель «чорних ящиків» можна відкрити за допомогою аналізу чутливості, який дозволяє виміряти важливість вплив конкретного входу на вихідний відгук моделі [7]. При порівнянні DT, NN і SVM, кілька досліджень показали різні класифікаційні манси. Наприклад, SVM дав кращі результати в [6][8], порівняно з NN і SVM були отримані в [5], тоді як DT перевершує NN

SVM в [24]. Ці виміри в продуктивності підкреслюють вплив

контексту проблеми та надати вагому причину для перевірки кількох методів, коли

звернення до проблеми перед вибором одного з них [9].

DSS та BI застосовувалися в банківській справі в багатьох сферах, таких як кредит

ціноутворення [25]. Проте дослідження досить мізерні з точки зору конкретної території

таргетування банківських клієнтів. Наприклад, [17] описав потенційно корисні

наслідки методів DM у маркетингу в банківському секторі Гонконгу, але

жодна фактична модель, керована даними, не тестувалася. Дослідження [19] ідентифікувало клієнтів в

для націлювання на великий банк за допомогою псевдосоціальних мереж на основі відносин

(грошові перекази між зацікавленими сторонами). Їхній підхід пропонує цікаву

альтернативу традиційному використанню бізнес-характеристик для моделювання.

У попередній роботі [23] ми досліджували керування даними моделі для банку моделювання

успіху телемаркетингу. Проте ми досягли хороших моделей лише за допомогою

атрибути, як в даних лише під час виконання виклику, наприклад тривалість виклику. Таким чином,

водночас надаючи цінну інформацію для керівників кампаній, така модель

не можна використовувати для прогнозування. У тому, що тісно пов'язане з нашим ап-

Proach, [15] проаналізував, як ЗМІ (наприклад, радіо-телебачення) маркетинг

кампанія може вплинути на купівлю нового банківського продукту. Дані були зібрані

в данському банку, з загальною 22427 клієнтів, пов'язаних з шістьма

місячними періодами, з січня по липень 2006 року, коли в ЗМІ тривала кампанія

було проведено. Передбачалося, що всі клієнти, які купили товар

(7%) під впливом маркетингової кампанії. Історичні дані дозволили

вилучення загальною 85 різних атрибутів, пов'язаних з останнім часом, частотою та

монетарною особливістю та вартістю клієнта. Завдання набагато класифікацію було

змодельований за допомогою алгоритму SVM, який був заповнений 26 атрибутами (підля

кроку в доробу), використовуючи 2/3 випадково вибраних клієнтів для навчання та

1/3 для тестування. Досягнута точність класифікації склала 81% більше аналіз п'ятому [3], така модель може вибрати 79% позитивних респондентів лише з 40% клієнтів. Хоча ці результати цікаві, надійний перевірка не проводилася. Був лише один пробний заїзд (тренінг/тестовий спліт). Розглядається. Крім того, такий випадковий розподіл не вображає часовий вимір яких мала б слідувати справжня система прогнозування, тобто використовуючи минулі зразки адаптувати модель, щоб спрогнозувати майбутні контакти з клієнтами.

У цьому документі ми пропонуємо персональну та інтелектуальну СППР, яка може автоматизувати швидко передбачити результат телефонної розмови про продаж довгострокових депозитів за допомогою аналізу даних. Так СППР є цінними для того, щоб допомогти керівникам визначити пріоритети та підібрати наступних клієнтів, з якими потрібно зв'язатися під час банківських маркетингових кампаній. Наприклад, за допомогою аналізу підвищення, який аналізує ймовірність успіху залишає за менеджерами лише рішення про те, з якою кількістю клієнтів контактувати.

Як наслідок, час витрати на такі кампанії будуть скорочені.

Крім того, здійснюючи менше та більш ефективних телефонних дзвінків, клієнти піддаються стресу та навантаженість буде зменшена. Основні внески цієї роботи:

- Ми зосереджуємось на розробці функції, яка є ключовим аспектом DM [10], про- загальні соціальні та економічні показники на додаток до складніших, щомсяця використовували атрибути клієнта банку та продукту, у загальній складності 150 проаналізованих особливостей. На етапі моделювання напівавтоматичний процес (на основі знань прямий метод) дозволили скоротити вихідний набір до 22 вхідних функцій, які використовуються моделями DM.
- Ми аналізуємо останній великий набір даних (52944 записи) в даних португальця банку. Дані були зібрані з 2008 по 2013 роки, таким чином враховуючи наслідки світової фінансової кризи, яка припала на 2008 рік.
- Ми порівнюємо чотири моделі DM (LR, DT, NN, SVM) за допомогою реалістичного

Оцінка рухомих в кон два показники класифікації. Ми також показуємо як найкраща модель (NN) може принести користь банківському телемаркетинговому бізнесу.

Стаття організована таким чином: у розділі 2 представлено банківський даних та DM підхід; Розділ 3 описує проведення експериментів та аналіз отриманих результатів; нарешті, висновки зроблені в розділі 4.

2 Матеріали та методи

2.1 Дані банківського телемаркетингу

Ця дослідження зосереджено на національних за допомогою телемаркетингових телефонних дзвінків для продажу довгострокових строкових депозитів. У межах кампанії люди-агенти здійснюють телефонні дзвінки список клієнтів для продажу депозиту (вихідний) або, якщо тим часом клієнт дзвонить контакт-центру з будь-якої іншої причини, йому пропонується передплатити депозит (вихідний). Таким чином, результатом є двійковий невдалий або успішний контакт.

У цьому дослідженні розглядаються реальні дані, зібрані в португальського роздрібного банку в дні Травень 2008 – червень 2013, всього 52944 телефонних контактів. Набір даних є незбалансованою, оскільки лише 6557 (12,38%) записів пов'язані з успіхами. Для метою оцінювання спочатку було виконано впорядкований розподіл часу, де записи були розділені на навчальні (чотири роки) тестові дані (один рік). Навчальні дані використовуються для вибору функцій моделей включають усі контакти виконано до червня 2012 року, всього 51651 екз. Використовуються дані тесту для вимірювання можливостей прогнозування вибраної керованої даними моделі, включаючи останні 1293 контакти, з липня 2012 по червень 2013.

Кожен запис включав вихідну ціль, результат контакту («невдача» «успіх»

cess”)) можливість введення кандидатів. До них належать атрибути телемаркетингу (наприклад, напрямок дзвінка), деталі продукту (наприклад, пропонується процентна ставка) дані клієнта формування (напр., вік). Ці записи збагачувалися соціально-економічними характеристиками впливу (наприклад, рівень зарплати безробіття), шляхом збору зовнішніх даних з статистичного веб-сайту центрального банку Португальської Республіки¹. Об'єднання двох джерел даних призвело до великого набору потенційно корисних даних функції з загальом 150 атрибутами, які детально розглядаються в розділі 2.4.

2.2 Моделі аналізу даних

У цій роботі ми перевіримо чотири моделі машинного навчання: логістичну регресію (LR), дерева рішень (DT), нейронної мережі (NN) та опорної векторної машини (SVM).

LR є популярним вибором (наприклад, у кредитному скорингу), який працює гладко. Нелінійне логістичне перетворення над моделлю множинної регресії та дозволяє оцінювати ймовірностей класів [33]: $p(c|x_k) = \frac{1}{1 + \exp(-\sum_{i=1}^M w_i x_{k,i})}$, де $p(c|x_k)$ позначає ймовірність класу c з урахуванням k -го вхідного прикладу $x_k = (x_{k,1}, \dots, x_{k,M})$ з M ознаками, а w_i позначає ваговий коефіцієнт, скоригований за алгоритм навчання. За рахунок адитивної лінійної комбінації його незалежних змінних (x), модель легко інтерпретувати. Проте модель досить жорстка, жорстка не може адекватно моделювати складні нелінійні зв'язки.

DT — це розгалужена структура, яка представляє набір правил, що розрізняють значення в ієрархічній формі [2]. Це представлення можна перевести в набір правил ЯКЩО-ТОДИ, які легко зрозуміти людям.

¹ <http://www.bportugal.pt/EstatisticasWeb/Default.aspx?Lang=en-GB>

Багатошаровий персептрон є найпопулярнішою архітектурою НМ [14]. Ми усиновлюємо багатошаровий персептрон з одним прихованим шаром з H прихованих вузлів в одному вихідний вузол. Гіперпараметр H задає складність навчання моделі. А NN з значенням $H = 0$ еквівалентна моделі LR, тоді як високе значення H дозволяє NN вивчати складні нелинійні зв'язки. Для заданого входу x_k стан i -го нейрона (s_i) обчислюється за формулою: $s_i = f(w_{i,0} + \sum_j P_i w_{i,j} \times s_j)$, де P_i представляє набір вузлів, що досягають вузла i ; f – логістична функція; $w_{i,j}$ позначає вагу зв'язку між вузлами j та i ; $s_1 = x_{k,1}$, ..., $s_M = x_{k,M}$. Враховуючи, що використовується логістична функція, вихідний вузол автоматично створює оцінку ймовірності ($[0, 1]$). Остаточне рішення NN залежить від вибору початкових ваг. Як запропоновано в [13], щоб вирішити цю проблему, пакет `gminer` використовує ансамбль N різних навчених мереж і виводить середні значення окремих прогнозів в [13].

Класифікатор SVM [4] перетворює M просторів у високу m -розмірного простору ознак за допомогою нелинійного відображення, яке залежить від ядра. Потім SVM знаходить найкращу лінійну розділювальну площину, пов'язану до набору опорних векторних точок у просторі ознак. Пакет `gminer` приймає популярне ядро Гауса [13], яке представляє менше параметрів, ніж інші ядра (наприклад, поліном): $K(x, x') = \exp(-\gamma \|x - x'\|^2)$, $\gamma > 0$. Ймовірнісний вихід SVM задано [35]: $f(x_i) = \sum_{j=1}^M y_j a_j K(x_j, x_i) + b$ $p(i) = 1/(1 + \exp(Af(x_i) + B))$, де m кількість опорних векторів, $y_i \in \{-1, 1\}$ є виходом для i -ї класифікації, b та a_j є коефіцієнтами моделі, а A та B визначаються розв'язанням регуляризованого максимуму проблеми ймовірності.

Перед адаптацією моделей NN та SVM вхідні дані спочатку стандартизуються до нульового середнього та одного стандартного відхилення [13]. Для `DT` `gminer` приймає

параметри за замовчуванням пакета `gpart` R, який реалізує популярний

Алгоритм CART [2]. Для навчання LR та NN `rminer` використовує ефективний

алгоритм BFGS [22] з сфери методів квазі-Ньютона, тоді як SVM

навчається за допомогою послідовної мінімізації оптимізації (SMO) [26]. Навчання

на можливість NN SVM впливає вибір їхніх гіперпараметрів в

(γ для NN; C , параметр комплексного штрафу, для SVM). Для встановлення цих

значень, `rminer` використовує пошук по сітці та евристику [5].

Складні моделі DM, такі як NN SVM, часто забезпечують точне прогнозування

вистави. Тим не менш, підвищена складність NN SVM робить фінальну

модель на основі даних, яку важко зрозуміти людям. Щоб відкрити цю чорну

коробкових моделей, є дві основні можливості, вилучення правил чутливості

аналізів. Вилучення правил часто передбачає використання методу бачка

(наприклад, дерево рішень), щоб відзнатися в дповіді чорної скриньки [29]. Аналіз чутливості

Процедура `usis` працює шляхом аналізу в дповіді дій моделі на заданий вхід

змінюється через його домен [7]. Аналізуючи реакції чутливості, це так

можна визначити релевантність вхідних даних середній вплив певних вхідних даних

в моделі. Перше можна показати візуально за допомогою важливості введення

стовпчасту діаграму, а останню – за допомогою графіка характеристики змінного ефекту (VEC)

крива. Відкриття чорної скриньки дозволяє пояснити, як модель робить

рішення покращує прийняття моделей прогнозування доменом

експертів, як показано в [20].

2.3 Оцінювання

Клас може бути призначений з мовним результатом шляхом призначення порогу

D , така що подія $s \in \text{стинною}$, якщо $p(s|x_k) > D$. Робоча характеристика приймача

теристична (ROC) крива показує продуктивність двокласового класифікатора в діапазоні можливих порогових (D) значень, будуючи одиницю мінус специфічність (всьх) проти чутливості (всьу) [11]. Загальна точність задана площею під кривою (AUC = $\int_0^1 \text{ROCdD}$), вимірювання ступеня дискримінації, яку можна отримати з даної моделі. AUC є популярним класифікатором якнайкраща метрика [21], яка надає переваги незалежності від класу частота або конкретні помилки позитивні/негативні витрати. Ідеальний метод повинен представити AUC 1,0, тоді як AUC 0,5 означає випадковий класифікатор.

У сфері маркетингу аналіз підійому популярний для доступу до якості моделей таргетування [3]. Зазвичай населення поділяють на децилі, у порядку зменшення їх прогнозованої ймовірності успіху. Корисний кумулятивну криву підйому отримують шляхом побудови вибірок сукупності (впорядкованих децилями, всьх) проти кумулятивного відсотка реальних відповідей (всьординат). Подібно до метрики AUC, має бути представлений ідеальний метод площі під кумулятивною кривою LIFT (ALIFT), близька до 1,0. Високий ALIFT підтверджує, що прогностична модель концентрує респондентів у верхніх децилях, тоді як ALIFT 0,5 вказує на продуктивність випадкового базового рівня.

Враховуючи те, що навчальні дані мають велику кількість контактів (51651), ми застосували популярний швидкий метод утримування (з рідкими прогонами R) для функції вибору моделі. За цієї схемою утримування навчальні дані поділяються на набори для навчання та перевірки за допомогою випадкового розподілу з 2/3 1/3 контактів в відповідах. Результати узагальнюються за використанням середніх значень R-прогонів в непараметричному критерії Манна-Уїтні щоб перевірити статистичну значущість на рівні довіри 95%.

У реальному середовищі DSS слід регулярно оновлювати як нові контактні дані

стає доступним. Крім того, схильність клієнта підписуватися на банківський продукт може розвиватися з часом (наприклад, зміни в економічному середовищі). Отже, для досягнення надійної прогнозування ми приймаємо більш реалістичну функцію.

Розмір (довжини W) рухливий в кінці, схема оцінки, яка виконує кілька моделей оновлюється в даних найстаріших [18]. За цю схему проводиться навчання в кінці з W послідовних контактів в використовується для підгонки моделі, а потім ми виконуємо передбачення, пов'язані з наступними K контактами. Далі ми оновлюємо (тобто слайд) навчальні в кінці шляхом заміни найстаріших K контактів на K найновіших контактів (пов'язано з раніше передбаченими контактами, але тепер ми припускаємо, що результат в даний момент), щоб виконати нові K прогнозів тощо.

Для тестового набору довжиною L загальна кількість оновлень моделі (тобто тренувань) становить $U = L/K$. На рисунку 1 показаний приклад процедури оцінки рухомих в кінці.

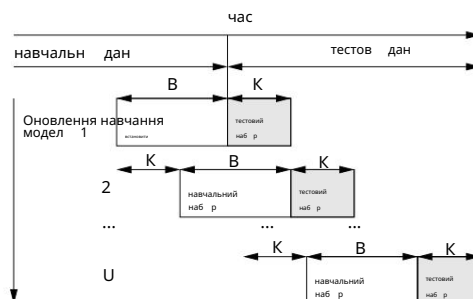


Рис. 1. Схема прийнятої процедури оцінки рухомих в кінці.

2.4 Вибір функцій

Велика кількість (150) потенційно корисних функцій вимагала суворого вибору в подальших атрибутах. Вибір функцій часто є ключовим кроком DM, оскільки він корисний, щоб відкинути нерелевантні дані, що веде до простіших моделей на основі даних легше інтерпретувати та, як правило, забезпечують кращі прогнозні показники [12]. У [34] стверджується, що хоча автоматичні методи можуть бути корисними,

найкращим способом є вибір функцій вручну за допомогою проблемного домену знання, тобто, маючи чітке розуміння того, як атрибути насправді означає. У цьому роботі ми використовуємо напівавтоматичний підхід для вибору ознак на основі двох кроків, описаних нижче.

На першому етапі для визначення набору використовувалися базові інтуїтивні знання чотирнадцять питань, які представляють певні гіпотези, які перевіряються. Кожен питання (або фактор аналізу) визначається в термінах групи пов'язаних даних, вибраних з оригінального набору з 150 функцій банківської кампанії менеджера (спеціаліст). Наприклад, питання про гендерний вплив (чоловічий/жіночий) включає три ознаки, пов'язані з статтю людини банківський агент, клієнт клієнт-агент в димності (0 – якщо одна стаття; 1 – ні). Таблиця 1 демонструє проаналізовані фактори та кількість пов'язаних атрибутів з кожним фактором, охоплюючи загалом 69 ознак (скорочення на 46%).

На другому кроці використовується автоматизований підхід до вибору на основі адаптованого методу прямого вибору [12]. Враховуючи, що стандартний вибір вперед залежить від послідовності використовуваних функцій, тому, з чим функції пов'язані фактор аналізу дуже пов'язаний, ми спочатку застосовуємо простий вибір оболонки метод, який працює з DM, що живиться з комбінаціями входних даних, взятих з а єдиний фактор. Мета – визначити найкращі фактори та особливості пов'язані з такими факторами. Використовуючи лише дані тренувального набору, є кілька моделей DM fit, використовуючи: кожен окрему функцію, пов'язану з певним питанням (тобто одну входну) для прогнозування результату контакту; всі пов'язані з ним функції запитання (наприклад, 3 входні дані для запитання №2 про вплив статі). Нехай AUC_q і $AUC_{q,i}$ позначають значення AUC, виміряні на наборі перевірки, для моделі, що подається з усіма входними даними, пов'язаними з запитанням q , лише з i міндивідуумом особливостей питання q . Ми припускаємо, що базова гіпотеза підтверджена, якщо

Таблиця 1

Проаналізовано даний питань для успішного результату контакту

Питання (фактор аналізу)	Число особливостей
1: Чи актуальна запропонована ставка?	5
2: Чи має значення стаття?	3
3: Чи доречний досвід агента?	3
4: Чи важлив соціальний статус стабільний?	5
5: Чи актуальні вносини клієнт-банк?	11
6: Чи актуальні банківські блокування (що запускаються для запобігання певним операціям)?	6
7: Чи актуальний контекст телефонного дзвінка?	4
8: Чи актуальні умови дати й часу?	3
9: Чи доречні показники профілювання банків?	7
10: Чи релевантні соціальні та економічні показники?	11
11: Чи актуальні фінансові активи?	3
12: Чи актуальний район проживання?	1
13: Чи можна вкваліфікувати з продуктами збільшити тривалий термін дії?	3
14: Чи релевантні звернення до веб-сторінок (для кампаній, які вдобрягаються на веб-сайтах банків)?	4
Кількість ознак після відбору без знань	69
Кількість функцій після першого етапу відбору функцій	22

принаймні один з окремо протестованих атрибутів досягає AUC_q , і більше

ніж порогове значення T_1 , якщо модель поверне всі пов'язані функції

AUC_q перевищує ніше порогове значення T_2 . Коли гіпотеза підтверджується,

лише m -та функція вибирається, якщо $AUC_{q,m} > AUC_q$ або $AUC_q - AUC_{q,m} < T_3$,

де $AUC_{q,m} = \max(AUC_{q,i})$. В іншому випадку ми оцінюємо релевантність вхідних даних моделі

з усіма функціями, пов'язаними з запитанням, щоб вибрати найбільш вдовільні, наприклад

що сума важливості вхідних даних перевищує порогове значення T_4 .

Як тільки буде досягнуто набору підтверджених гіпотез вдовільних характеристик, форвард

застосовується метод відбору, що працює на пофакторній основі. DM

моделі, яка подається даними навчального набору, використовуючи як вхідні дані всі вдовільні функції

перший підтверджений фактор, а потім AUC обчислюється для набору перевірки.

Потім наша модель DM навчається з усіма попередніми входами плюс відповіди особливості наступного підтвердженого фактора. Якщо спостерігається підвищення AUC, то поточні характеристики фактора включаються в наступний крок моделі DM, інакше вони відкидаються. Ця процедура закінчується, коли перевірені всі підтверджені фактори, якщо вони покращують ефективність прогнозування з точки зору значення AUC.

3 Експерименти та результати

3.1 Моделювання

Усі експерименти проводилися з використанням пакету `rminer` та інструменту R [5]

проведено на сервері Linux з процесором Intel Xeon 5500 2,27 ГГц. Кожен

Моделі DM, пов'язану з цим розділом, була виконана за допомогою R = 20 прогонів.

Для вибору функцій ми прийняли модель NN, описану в розділі 2.2 як

базова модель DM, починаючи з попередніх експериментів, використовуючи лише навчальні дані,

підтвердив, що NN надає найкращі результати AUC та ALIFT при порівнянні

з іншими методами DM. Крім того, ці попередні експерименти підтвердили, що

SVM потребувало набагато більше обчислень порівняно з NN, у колишній

очікуваний результат, оскільки вимоги до пам'яті та обробки алгоритму SMO зростають

набагато більше з розміром набору даних порівняно з BFGS

алгоритм, який використовує NN. На цьому етапі ми задаємо кількість прихованих вузлів

за допомогою евристики $H = \text{round}(M/2)$ (M – кількість входних даних), яка є

також прийнятий інструментом WEKA [34], як правило, забезпечує хорошу класифікацію

результати [5]. Ансамбль NN складається з $N_r = 7$ різних мереж кожна

навчених 100 епохам алгоритму BFGS.

Перед виконанням вибору функцій ми зафіксували пороги початкової фази до розумних значень: $T1 = 0,60$, $T2 = 0,65$, два значення AUC краще, ніж випадкова базова ланка $0,5$ така, що $T2 > T1$; $T3 = 0,01$, мінімум різниці значень AUC; $T4 = 60\%$, так що сума входних значень припадає щонайменше 60% впливу. Таблиця 1 представляє вміст підтвердженої гіпотези (номер питань виділено жирним шрифтом) в подальший результат 22 в подальші функції після застосування першого етапу вибору функцій. Цей процес-
 dure введено 6 факторів в 47 ознак, що призвело до 32% скорочення порівняно з 69 ознаками, встановленими під час вибору без знань. Потім, було виконано етап прямого вибору. Таблиця 2 представляє в подальші AUC результати (стовпець AUC, середні значення $R = 20$ циклів) повний список вибраних характеристик. Другий етап підтвердив актуальність усіх факторів, враховуючи, що кожен раз був доданий новий фактор, модель DM дала більш високе значення AUC. Ан додатковий експеримент був проведений з моделлю LR, виконуючи те саме методу в наборі ознак підтвердили тільки вміст факторів аналізу, що призводить до подальшого скороченого набору (з 24 функціями). Тим не менш, модель NN с 22 входи отримали кращі значення AUC ALIFT порівняно з LR, таким чином, так 22 входи прийняті в решту цього документа.

Після вибору остаточного набору входних функцій ми порівняли продуктивність чотири моделі DM: LR, DT, NN, SVM. Порівняння SVM з NN було задано за аналогічних умов, де були найкращі гіперпараметри (H у). встановлюється шляхом пошуку кращі в діапазонах $H \in \{0, 2, 6, 8, 10, 12\}$ $\gamma \in 2^{-k} : k \in \{15, 11, 4, 7, 8, 4, 2, 0, 6, 3\}$. Другий параметр SVM (що менш актуально) було виправлено за допомогою евристики $C = 3$, запропонованої в для х стандартизовані входні дані [5]. Пакет rminer застосовує цей пошук у процесі виконання внутрішньої схеми оптимізації над навчальним набором для вибору

Таблиця 2

Остаточний набір вибраних атрибутів

Фактор	Атрибути	опис	AUC
1: інтерес швидкість	фін. середня ставка	середньомісячна процентна ставка за депозитами в країні	0,781
	підходити ставка	найбільш прийнятний для клієнта курс на думку банку	
		критерій	
		dif.best.rate.avg різниця між найкращою запропонованою ставкою та національним середнім	
2: стать аг. sex		стать агента (чоловік/жінка), який зробив (позивний) або відповів (вихідний) на виклик	0,793
3: агент досвід	аг. родовий	якщо загальний агент, тобто тимчасово найнятий, з меншою	0,799
	аг. створено	кількість днів з моменту створення агента	
5: клієнт-банк відносини	cli.house.loan	якщо у клієнта є договір кредитування житла (так/ні)	0,805
	cli.affluent	якщо є заможним клієнтом (так/ні)	
	cli.indiv.credit	якщо є індивідуальний кредитний договір (так/ні)	
	cli.salary.account	якщо є рахунок зарплати (так/ні)	
7: телефон контекст виклику	call.dir	напрямок виклику (вихідний/вхідний)	0,809
	call.nr.schedules	кількість попередньо запланованих викликів впродовж	
		та сама кампанія	
	call.prev.durations	тривалість попередньо запланованих дзвінків (у с)	
8: дата час	виклик.м.сяць	місяць, в якому здійснюється виклик	0,810
9: банк профлювання показники	cli.sec.group	Класифікація банку в групі безпеки	0,927
	cli.agregat	якщо клієнт має агреговані продукти та послуги	
	cli.profile	загальний профіль клієнта з урахуванням активів в ризику	
10: соціальні економічні показники	emp.var.rate	коефіцієнт варіації зайнятості, з квартальним фр. частота	0,929
	cons.price.idx	середньомісячний індекс споживчих цін	
	cons.conf.idx	середньомісячний індекс споживчої впевненості	
	евробор3м	щоденна тримісячна ставка Euribor	
	nr.employed	середньоквартальний відсоток загальної кількості зайнятих громадян	

найкращий гіперпараметр (H або γ), який в дпов дає найнижчому значенню AUC
вимрюється на підмножині навчального набору, а потім навчається найкраща модель
ус дан тренувального набору.

Отримані результати для етапу моделювання (з використанням лише навчання та перевірки
задані дані) наведено в таблиці 3 у вигляді середнього значення (за $R = 20$ прогонів)
показників AUC та ALIFT (розділ 2.3), обчислених під час валідації
встановити. Найкращого результату досягла модель NN, яка перевершила LR
(покращення на 3 в. п.), DT (покращення на 10 в. п.) та SVM (покращення
на 4 зрр) в обох показниках з статистичною достовірністю (тобто Манна-Уїтні
р-значення $< 0,05$). У таблиці вибрані гіперпараметри NN та SVM
подано в дужках (середнє значення показано для H та γ). Слід зазначити
що стратегія пошуку сітки прихованих вузлів для NN не покращила AUC
значення (0,929) у порівнянні з евристикою $H = \text{раунд}(M/2) = 11$ (використовується
у таблиці 2). Тим не менш, враховуючи те, що була обрана проста модель (тобто $H = 6$),
ми обираємо таку модель у решті цієї статті.

Таблиця 3

Порівняння моделей DM для фази моделювання (жирний шрифт позначає найкраще значення)

Метрика	LR ($\gamma = 2^{-7,8}$)	DT ($C = 3$)	SVM ($H^* = 6, N_r = 7$)
AUC	0,900	0,833	0,891
ALIFT	0,849	0,756	0,878

- Статистично значущий при попарному порівнянні з SVM, LR та DT.

Щоб підтвердити корисність запропонованого підходу до вибору функцій, ми порівняли
це з двома альтернативами: без вибору, що використовує всі 150 функцій;
прямий вибір, який використовує стандартний прямий метод. Лист
альтернатива використовує всі 150 функцій як кандидатів. У першому етапі
вони вибирають функцію, яка дає найвище значення AUC, вимрюване за допомогою
перевірочного набору (1/3 даних навчання) з урахуванням середнього значення

20 проб і в. Потім вибрану функцію фксують виконують другу терацію
 вибрати другу функцію серед решти 149 кандидатів
 отримана AUC порівнюється з отриманою в попередній терації. Це
 метод продовжується з більшою кількістю терацій, доки не буде покращення AUC
 або якщо вибрано всі функції. Таблиця 4 порівнює вибір трьох функцій
 методи з точки зору кількості функцій, що використовуються моделлю, часу, що минув
 показник ефективності (AUC). Отримані результати підтверджують корисність
 запропонованих підходів, який забезпечує найкраще значення AUC. Пропонований спосіб
 використовує менше функцій (приблизно в 7 разів) порівняно з повною функцією
 підходів. Крім того, у порівнянні це також набагато швидше (приблизно в 5 разів).
 з простим вибором вперед.

Таблиця 4

Порівняння методів вибору ознак для фази моделювання з використанням моделі NN

(жирний шрифт позначає найкращу AUC)

метод	#Features	Показник AUC, що минув (у с).	
немає вибору	150	3223	0,832
вибір вперед	7	97975	0,896
запропонований	22	18651	0,929

- включає інтерв'ю з експертом у галузі (5400) для визначення таблиці 1.

3.2 Прогнозн знання та потенційний вплив

Найкраща модель з попереднього розділу (NN з 22 характеристиками з таблиці 2,
 з $H = 6$ $Nr = 7$) було перевірено на його передбачувані можливості під
 більш реалістичною та надійною схемою оцінювання. Така схема базується на а
 оцінці рухливих в'єкон (Розділ 2.3) наданими тесту з $L = 1293$
 контакти за останній рік. З урахуванням розрахункових
 необхідних зусиль, параметри рухомих в'єкон були встановлені на розумні

значення $W = 20000$ (розмір в кна) $K = 10$ (прогнози, зроблені кожне оновлення моделі), що в дпов дає $U = 130$ оновлень моделі (навчання та оцінки). Зазначимо, що аналіз чутливості було виконано над W , де інші конфігурації W були протестовані (наприклад, 19000–21000), що призвело до дуже аналогічних результатів. Для порівняння ми також протестували LR, DT і SVM (як встановлено в розділі 3.1).

Результати всіх оновлень $U = 130$ підсумовані в таблиці 5. Хоча а навчена модель передбачає лише $K = 10$ результатів в контакті (у кожному оновленні), Показники AUC і ALIFT обчислювалися з використанням повного набору прогнозів бажаного значення. Як на етапі моделювання, найкращі результати дає модель NN для обох показників, з покращеннями: 2,7 п.п. для SVM, 3,7 в.п. для DT і 7,9 в.п. для LR, в перерахунку на AUC; та 1,6 в.п. для SVM, 2,1 рр для DT і 4,6 рр для LR, з точки зору ALIFT. Цікаво, що в той час як DT була найгіршою технікою на етапі моделювання, тестах прогнозування виявив її як третю найкращу модель, перевершуючи LR виправдовуючи потребу для порівняння техніки на кожному етапі процесу прийняття рішень [9].

Таблиця 5

Порівняння моделей для фази рухомих в кон (жирний шрифт позначає найкраще значення)

Метрика	LR	DT	SVM	NN
AUC	0,715	0,757	0,767	0,794
ALIFT	0,626	0,651	0,656	0,672

Легше на рисунку 2 зображено криві ROC для чотирьох перевірених моделей. А хороша модель повинна запропонувати найкращий компроміс між бажаним високим рівнем позитивної частоти (TPR) і низькою помилковою позитивною частотою (FPR). Колишня мета корі реагує на чутливу модель, тоді як остання пов'язана з більш конкретною моделлю. Перевага кривої ROC полягає в тому, що користувач домену може вибрати найкращий компроміс TPR і FPR, який в дпов дає його потребам. Крива NN ROC

пов'язаний з найвищою площею (AUC) перевершує всі інші методи

в межах більшості (75%) діапазону FPR (наприклад, NN є найкращим методом для FPR

в межах [0,00,0,10], [0,26,0,85] [0,94,1,00]).

Зосереджуючись на прикладі банку всього телемаркетингу, важко фінансувати

точно виміряти витрати, оскільки довгострокові депозити мають різні суми, в дсотки

тарифи та пероди підписки. Крім того, люди наймаються для прийняття

вихідних телефонних дзвінків, а також продавати інші бездепозитні продукти. В додаток,

важко оцінити настирливості вихідного дзвінка (наприклад, через а

стресова розмова). Тим не менш, ми висвітлюємо поточний контекст банку

надає перевагу більш чутливим моделям: витрати на зв'язок скорочуються в пакет

пакети, зберігаючи низькі витрати; , що більш важливо, фінансова криза 2008 року

сильно збільшив тиск на португальські банки з метою збільшення довгострокової де-

позиції. Тому для цього конкретного банку краще випускати більш успішний

продає, навіть якщо це передбачає втрату зусиль у контакт з не-покупцями. Під

у такому контексті NN є рекомендованою технікою моделювання, що забезпечує найкращий TPR

компроміс з FPR у більшій частині чутливого діапазону. Для діапазону FPR

в межах [0,26,0,85] NN отримує високе значення TPR (від 0,75 до 0,97).

Середня різниця NN TPR у діапазоні FPR [0,45,0,62] становить 2 в.п., коли

порівняно з SVM та 9 в.п. порівняно з DT. Для демонстрації

праворуч на малюнку 2 показано матрицю плутанини, пов'язану з

моделлю NN для $D = 0,5$.

Ліворуч на малюнку 3 зображено кумулятивні криві п'дйому для використання прогнозів в

чотири моделі, тоді як праворуч на малюнку 3 показано приклади кумулятивних

значення в дугу п'дйому для трьох кращих моделей (NN, SVM і DT)

конфігурації розміру вибірки (наприклад, 10% і 50%). Під кумулятивним п'дйомником

аналізу, модель NN є найкращою моделлю в значній частині (77%)

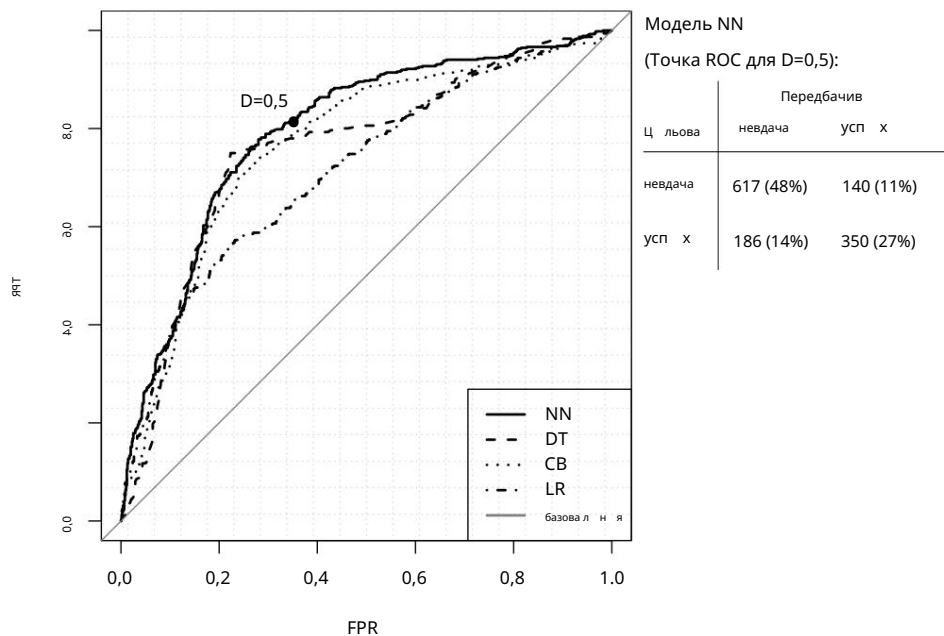


Рис. 2. Криві ROC для чотирьох моделей (лворуч) приклад матриці плутанини для NN
D = 0,5 (справа)

д апазон розміру вибірки. По суті, NN перевершує модель SVM для зразка
д апазони розміру в [0,06;0,24] [0,27;0,99], представляючи середню різницю
2 в.п. в межах [0,27;0,9]. Крім того, NN краще, ніж DT для однакових
д апазони розміру в [0,0,22], [0,33,0,40], [0,46,0,9] [0,96,1]. Найбільший NN
різниця в порівнянні з DT досягається для д апазону розміру вибірки
[0,46,0,9], досягаючи 8 рр. Оскільки для цього конкретного банку та контексту
тиск спрямований на отримання більш успішних продажів (як пояснювалося раніше),
це важливий д апазон розміру вибірки. На даний момент банк використовує стандарт
процес, який не фільтрує клієнтів, таким чином викликаючи всіх клієнтів у
бази даних. Тим не менш, в майбутньому в клієнтському банку можуть відбуватися зміни
політики відбору. Наприклад, можна уявити сценарій, коли телемар-
Менеджеру keting пропонується зменшити кількість контактів вдвіч (максимум
поточних намірів банку). Як показано на малюнку 3, без даних-
керуючись моделлю, телемаркетинг, як очікується, охопить лише 50%.
можливих передплатників, тоді як запропонована тут модель NN дозволила б

отримати близько 79% в дпов дей, таким чином отримавши перевагу в дзб льшення на 29

рр усп шних контакт в. Цей результат засв дчує корисн сть такої модел , яка

дозволяє менеджерам кампан й п двищити ефективн сть за рахунок скорочення витрат (менше

зроблен дзв нки) все ще досягають значної частини усп шних контакт в.

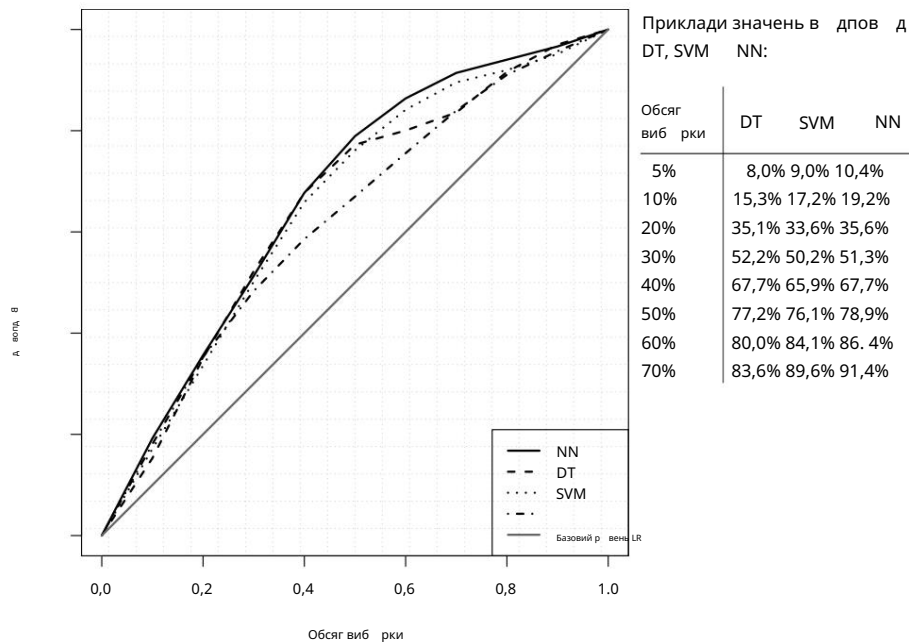


Рис. 3. Кумулятивн крив п дійому для чотирьох моделей (л воруч) приклади NN

Сукупн значення в дпов д на п дійом DT (праворуч)

При пор внянн найкращої запропонованої модел NN з точки зору моделювання проти

фази рухомих в кон, спостер гається зниження продуктивност , з зниженням

в AUC в д 0,929 до 0,794 ALIFT в д 0,878 до 0,672. Однак таке

скорочення оч кувалося, оск льки на етап моделювання в дбувся виб р функц й

налаштовано на основ помилок набору перев рки, тод як найкраща модель була виправлена (тобто

22 входи та $N = 6$) перев рено на абсолютно нових нев домих нов ших

даних. Кр м того, отриман значення AUC ALIFT набагато кращ , н ж

випадкова базова л н я 50%.

3.3 Пояснювальні знання

У цьому розділі ми покажемо, як можна отримати пояснювальні знання за допомогою аналізу чутливості та методи вилучення правил (розділ 2.2), щоб відкрити модель, керовану даними. Використовуючи функцію важливості пакета `rminer`, ми застосували алгоритм аналізу чутливості на основі даних (DSA), який є здатний виміряти глобальний вплив входних даних, включаючи його взаємодії з іншими атрибутами [7]. Алгоритм DSA був виконаний на вибраній NN модель, оснащена всіма навчальними даними (51651 найстаріших контактів). Рисунок 4 експонати в дповдну діаграму важливості входних даних (імена атрибутів описані в докладніше в таблиці 2). DT також було застосовано до входних даних в дповдній Model NN, яка була оснащена всіма навчальними даними. Задаємо складність DT параметр до 0,001, що дозволило підібрати DT з низькою похибкою, отримуючи середні значення абсолютна похибка 0,03 при прогнозуванні в дповдній NN. Велике дерево було для спрощення аналізу на рисунку 5 представлено отримане рішення правила до шести рівнів прийняття рішення. Приклад витягнутого правила: якщо число зайнятих доріг більше або перевищує 5088 тис. тривалість попереднього запланованого дзвінка менше 13 хвилин дзвінок не здійснюється в березні, Квітень, жовтень або грудень, дзвінок є входним, тоді ймовірність успішності 0,62. На рисунку 5 правила прийняття рішення, узгоджені з чутливістю аналізу відносно жирним шрифтом обговорюється в наступних параграфах.

Цікавим результатом, показаним на малюнку 4, є тримісячна ставка Euribor (`euribor3m`), розрахований Європейським центральним банком (ЄЦБ) опублікований Thomson Reuters, тобто загальнодоступний широко використовуваний індекс вважається найбільш релевантним атрибутом з відносною важливістю 17%. Далі йде напрямок телефонного дзвінка (вхідний чи вихідний,

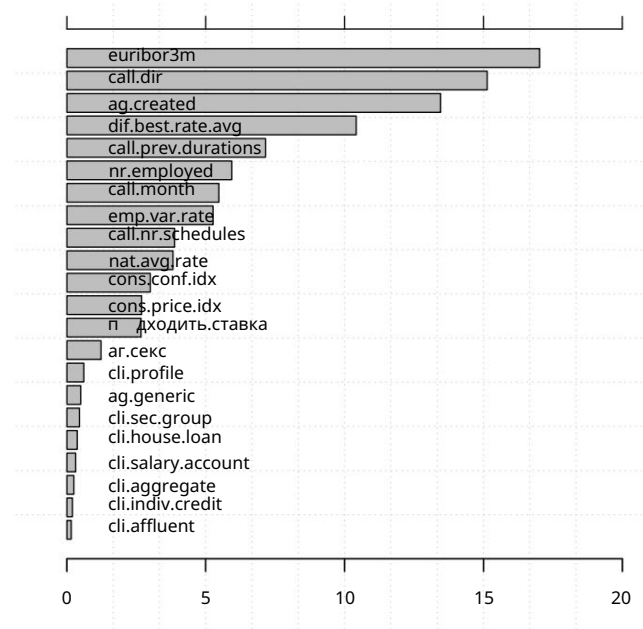


Рис. 4. Взаимосвязь важности каждого входного атрибута для модели НМ (у %)

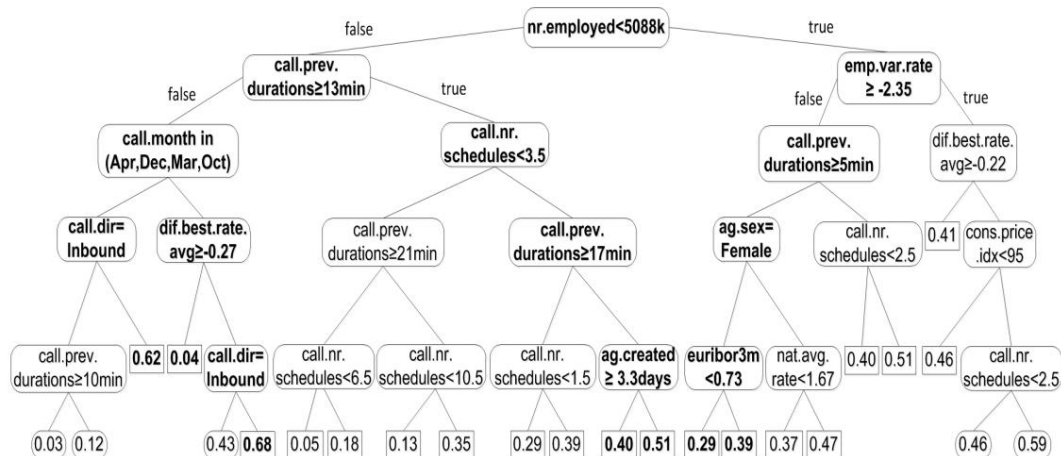


Рис. 5. Дерево рішень, отримане з моделі NN

15%), а потім кількість днів після створення облікового запису агента, який є показником досвіду агента в контакт-центрі банку, хоча н

обов'язково на депозитну кампанію, оскільки кожен агент може мати справу з різними видами послуг (наприклад, телефонний банкінг). Різниця між найкращими з можливих ставок на товар, що пропонується, а середня ставка по країні є четвертою найбільшою в дивідендний атрибут. Очікувалося, що ця функція буде однією з топових атрибутів, оскільки це означає, що клієнт отримує за підписку на

банківський депозит порівняно з конкурентами. Поряд з ставкою Euribor, ці два атрибути належать до першої п'ятірки, а не конкретно пов'язані з контекстом виклику, тому вони будуть проаналізовані разом надалі. Останній у першій п'ятірці атрибут вміститься тривалість попередніх дзвінків, як були необхідні бути перенесено для отримання остаточної відповіді від клієнта. Також цікаво зауважити, що перші десять атрибутів, знайдених за допомогою аналізу чутливості (рис. 4), також використовуються витягнутим деревом рішень, як показано на малюнку 5.

Що стосується ранжування входних даних аналізу чутливості, можна також взяти до уваги сідерація релевантності шостого та восьмого найважливіших атрибутів, обох пов'язаних з соціальними квартальними показниками зайнятості, чисельності працівників в коефіцієнт варіації зайнятості, як виявляють ці соціальні показники в іграють важливу роль у успішному моделюванні контакту. Хоча атрибути клієнта є специфічними окремої особи, вони вважалися менш актуальними, причому шість з них у нижній частині входної гістограми (Малюнок 4). Це не обов'язково означає, що ці типи атрибутів загалом мало впливають на моделювання контакту успіху. У цьому конкретному випадку використовувалися показники профлювання були визначені банком та отримані результати свідчать про те, що ймовірно ці показники є невідповідними для нашої проблеми цільових депозитів.

Результати аналізу чутливості також можна візуалізувати за допомогою кривої VEC, що дозволяє зрозуміти глобальний вплив атрибута в попередній визначив результат, побудувавши графік діапазону значень атрибута проти середнього реакції чутливості [7]. Ми проаналізували п'ять найбільш релевантних атрибутів, з відповідними кривими VEC, нанесеними лворуч (Euribor та процентні ставки, що пропонуються за продуктом) праворуч (залишилися топ-5 відповідних атрибутів) малюнка 6.

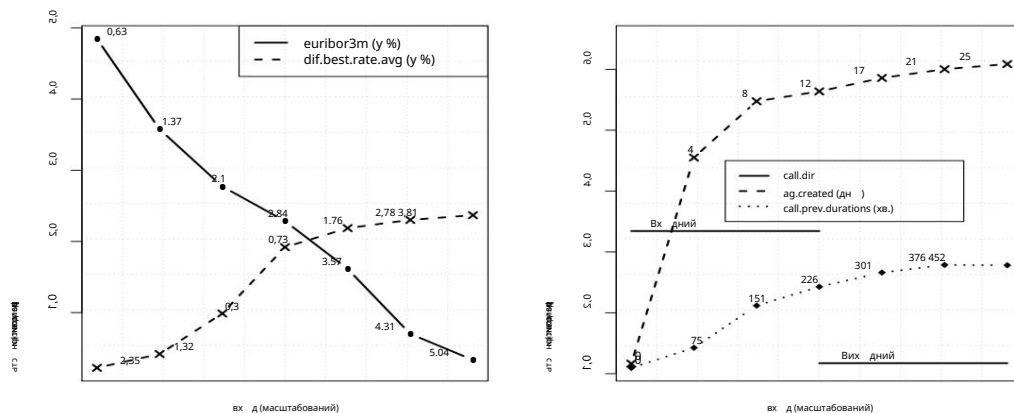


Рис. 6. Криві VEC, що показують вплив першої та четвертої (ліворуч) та другої, третьої та п'ятої (праворуч) найважливіших атрибутів.

Розглядаючи ставку Euribor, можна подумати, що Euribor нижчий призведе до зниження норми заощаджень, оскільки більшість європейських банків узгоджуються їхні депозити пропонують процентні ставки з індексами ЄЦБ, зокрема з трьома місяцями Euribor [27]. Тим не менш, справа на малюнку 6 показує протилежне, з аналогічним Euribor, що в даний час дає вищу ймовірність підписки на депозити, та сама ймовірність зменшується разом з збільшенням трьох місяців в Euribor. Подібний ефект видно у вузлі рішення вилученого DT (рис. 5), де ймовірність успіху зменшується на 10 в.п., коли Euribor ставка вище 0,73. Така поведінка пояснюється недавніми дослідженнями [30], який показав, що до 2008 року мав бути слабкий позитивний зв'язок спостерігається між запропонованою ставкою за депозитами та нормою заощаджень, після 2008 р., сфінансова криза це спостереження змінилося, клієнти стали більш схильними до заощаджень при цьому Euribor постійно знижувався. Це очевидно протиріччя може бути через сприйняття клієнтами реальної економічної рецесії та соціальної депресії. Споживачі можуть відчувати підвищену потребу заощадити на майбутнє проти негайного задоволення в витраті грошей на покупки, отримання бажаних продуктів або послуг. Це спостереження підкреслює включення

така інформація про подібні проекти DM. Щодо ризику
 між найкращою запропонованою продукцією та середньою національною цифрою б підтверджує нашу
 очікування, що збільшення цього атрибута дійсно збільшує ймовірність для
 підписання депозиту. Проте, коли ризику досягає 0,73%, вплив на
 ймовірність підписки дуже знижена, а це означає, що інтерес
 здається, достатньо, щоб відчути ризику
 на результат. Також цікаво вказати, що витягнутий DT показує а
 позитивний ефект ризику швидкості при успішному контакті (рис. 5).

Праворуч на малюнку 6 показано вплив другого, третього та п'ятого найбільших
 в двох днях атрибутів. Що стосується напрямку виклику, ми підтверджуємо, що клієнти зв'язалися
 через вхідний охоче підписуються на депозит. Подібний ефект є середнім
 гарантується витягнутим DT, де вхідний виклик збільшує ймовірність
 успішності на 25 в.п. (рис. 5). Вхідний асоціюється з меншою нав'язливістю
 враховуючи те, що клієнт дзвонив у банк тому в н/вона більш сприйнятливий
 на продаж. Інший очікуваний результат пов'язаний з досвідом агента, де
 результати вилучення знань показують, що це має значний вплив на а
 успішний контакт. Що цікаво, достатньо кількох днів досвіду, щоб
 справити сильний вплив, враховуючи, що згідно з аналізом VEC лише за шість днів в
 середня ймовірність успіху вище 50% (Рисунок 6) витягнутий
 DT збільшує ймовірність успішного продажу на 9 п.п., коли досвід є
 вище або дорівнює 3,3 дням (рис. 5). Щодо тривалості раніше
 запланованих дзвінків, часто буває, що клієнт не вирішується на перший
 дзвонити, передплачувати чи не вклад, з проханням перетелефонувати,
 таким чином перепланувавши наступний дзвінок. У цих випадках (63,8% для всього набору даних),
 контакт розвивається через декілька телефонних дзвінків. Аналіз чутливості
 ysis (рис. 6) показує, що більше часу вже витрачено на минулі виклики в межах

та сама кампанія збільшує ймовірність успіху. Подібним чином витягнуте ДТ підтверджує позитивний ефект тривалості попередніх дзвінків. Наприклад, коли тривалість більше або дорівнює 13 хвилинам (лівий вузол на другому рівні на малюнку 5), тоді в дповіда глобальна ймовірність успіху становить 0,3, тоді як значення зменшується до 0,05 (рівня 25 п.п.), якщо ця умова тривалості хибна.

Цікаво вказати, що деякі пояснювальні змінні не контролюються комерційний банк (наприклад, тримісячна ставка Euribor), тоді як інші є номінальними контрольованими, тобто на них можуть впливати рішення менеджерів банку (наприклад, рівня м.ж. найкращою пропозицією та середньою національною ставкою, яка також залежить на рішення конкурентів), а інші змінні можна повністю контролювати (наприклад, напрямок дзвінка, якщо він дводічний; досвід агента – `ag.created`; тривалість попереднього заздалегідь заплановані дзвінки). Враховуючи ці характеристики, менеджери телемаркетингу можуть діяти безпосередньо над деякими змінними, аналізуючи під час впливу очікування неконтрольованими змінними. Наприклад, менеджери можуть збільшити обсяг кампаній інвестицій (наприклад, шляхом призначення більшості клієнтів агентів), коли очікуваний прибуток високий, вкладаючи або скорочуючи маркетингові кампанії, коли вони менш успішні глобально прогнозовано.

4. Висновки

У банківській галузі оптимізація націлювання для телемаркетингу є ключовою проблемою, під зростаючим тиском збільшення прибутку в скорочення витрат. Остання Фінансова криза 2008 року призвела до зникнення багатьох європейських банків. Зокрема, португальські банки чинили тиск з метою підвищення вимог до капіталу (наприклад, залучення більшості клієнтів довгострокових депозитів). У цьому контексті використання система підтримки прийняття рішень (DSS), заснована на моделі, керуваній даними, для прогнозування

результат телемаркетингового телефонного дзвінка з метою продажу довгострокових депозитів є цінним інструментом для підтримки рішень щодо вибору клієнтів менеджерами банківських кампаній.

У цьому дослідженні ми пропонуємо персональну та інтелектуальну СППР, яка використовує дані підхід даних (DM) для вибору банківських клієнтів в телемаркетингу. Ми проаналізували останній великий набір португальських банківських даних, зібраний з 2008 по 2013, з загальною кількістю 52944 записів. Метою було змодельовати успіх підписання довгострокового депозиту з використанням атрибутів, як були в даний час виклик телемаркетингу виконано. Особливий акцент був зроблений на особливості інженерії, оскільки ми розглядали початковий набір з 150 різних атрибутів, у т.ч. часто використовуваних функцій банківського клієнта та продуктів, а також нові про- задані соціально-економічні показники. На етапі моделювання та використання напівавтоматизованої процедури вибору функцій, ми вибрали скорочений набір 22 вхідних функцій. Також було порівняно чотири моделі DM: логістична регресія (LR), дерева рішень (DT), нейронні мережі (NN) та опорні векторні машини (SVM). Ці моделі порівнювали з використанням двох показників площі приймача кривої робочої характеристики (AUC) та площі кумулятивної кривої LIFT (ALIFT), як на етапі моделювання, так і на етапі оцінки рухомого вікна. Для як метрики, так і фази, найкращі результати були отримані NN, який призвело до AUC 0,80 та ALIFT 0,67 порівняно з іншими моделями. Така AUC в даний час дає дуже гарну дискримінацію. Крім того, запропонована модель має вплив на банківську сферу. Наприклад, кумулятивний аналіз LIFT показує, що 79% успішних продажів можна досягти при контакт лише з половиною клієнтів, що означає покращення ефективності. У порівнянні з поточною банківською практикою, яка просто контактує з усіма клієнтами. Вибираючи лише найцінніших покупців, запропонована DSS має цінність для менеджерів банківського телемаркетингу з точки зору ефективності кампанії.

покращення (наприклад, зменшення нав'язливості клієнта та витрат на контакт).

До запропонованої моделі також було застосовано дві техніки вилучення знань:

аналіз чутливості, який ранжував входні атрибути та показав середній вплив найбільш релевантних ознак у вхідних даних NN; розширення

дерево, яке вивчало вхідні дані NN з низькою помилкою та дозволяло видобувати правила прийняття рішень, які легко інтерпретувати. Як цікавий результат, тримісячна ставка Euribor вважалася найбільш важливим атрибутом

аналізу чутливості з наступним напрямком виклику (вихідний або входний),

довід банк вського агента, ризиків між найкращою можливою ставкою для

продукт, що пропонується, середня національна ставка, а також тривалість попереднього

дзвінків, як необхідно було перенести для отримання остаточної вхідних даних в клієнта.

Кілька вилучених правил прийняття рішень були узгоджені з аналізом чутливості.

результати usis використовувати першу десятку атрибутів, упорядкованих за чутливістю

аналізу. Отримані результати є достовірними для банківської сфери та забезпечують

цінні знання для менеджера телемаркетингової кампанії. Наприклад, ми

підтверджують результат [30], який стверджує, що фінансова криза змінила

як Euribor впливає на норму заощаджень, підвищуючи ймовірність ефективності клієнта в

заощаджень, тоді як Euribor зменшився. Крім того, входні дзвінки та збільшення в

найбільш дуже релевантні атрибути (тобто ризиків в найкращій можливій ставці, колишній агент

довід або тривалість попередніх дзвінків), підвищують ймовірність успішного

продати депозит.

У майбутньому роботі ми маємо намір розглянути прогнозування нового телемаркетингу

вхідних даних змін, так як тривалість дзвінка (що сильно впливає на

ймовірність успішного контакту [23]) або суму, яка вноситься в

банку. Крім того, набір даних може надавати сторінку телемаркетингової поведінки

для випадків, коли клієнти вже контактували. Така інформація могла б

використовувати для збагачення набору даних (наприклад, актуальність обчислень, частота та грошові функції), можливо, надасть нові знання для вдосконалення моделі точність. Також було б цікаво розглянути можливість розколу вибірки за двома підперіодами часу в діапазоні 2008-2012 рр., що дозволило б проаналізувати вплив рецесії, що сильно постраждала, в подальшого відновлення.

Подяки

Ми хотіли б подякувати анонімним рецензентам за їхні корисні пропозиції.

Список літератури

- [1] Девід Арнотт, Грем Перван. Всім ключових питань для підтримки прийняття рішень системна дисципліна. Децис. Support Syst., 44(3):657–672, 2008.
- [2] Лео Брейман, Джером Х. Фридман, Річард А. Олшен, Чарльз Дж. Стоун. Древа класифікації та регресії. Wadsworth & Brooks. Монтерей, Каліфорнія, 1984 рік.
- [3] Девід С. Коппок. Навіщо піднімати? моделювання та видобуток даних. Інф. кер. онлайн, сторінки 5329–1, 2002. [Онлайн; доступ 19-липень-2013].
- [4] К. Кортес, В. Вапник. Підтримка векторних мереж. мах. Навч., 20(3):273–297, 1995.
- [5] Пауло Кортес. Інтелектуальний аналіз даних за допомогою нейронних мереж опорних векторних машин за допомогою інструменту *r/rminer*. У Досягнення інтелектуального аналізу даних. Додатки Теоретичні аспекти, том 6171, сторінки 572–583. Springer, 2010.
- [6] Паулу Кортес, Антоніо Сердейра, Фернандо Алмейда, Тельмо Матос, Жозе Рейс. Моделювання винних уподобань шляхом аналізу фінансових даних

властивост . Децис. Support Syst., 47(4):547–553, 2009.

[7] Пауло Кортес , Марк Ембрехтс. Використовуючи аналіз чутливості та методи візуалізації для відкритих моделей інтелектуального аналізу даних чорного ящика. Інформ. наук, 225:1–17, 2013.

[8] Дурсун Делен. Порівняльний аналіз методів машинного навчання для управління утриманням студентів. Децис. Support Syst., 49(4):498–506, 2010.

[9] Дурсун Делен, Рамеш Шарда та Праджив Кумар. Гурок прогнозування: Аналіз веб-сервер dss для голлівудських менеджерів. Децис. Support Syst., 43(4):1151–1170, 2007 р.к.

[10] Педро Домінгос. Кілька корисних речей про машинне навчання. Комун. ACM, 55(10):78–87, 2012.

[11] Том Фосетт. Введення в аналіз розпізнавання шаблонів. Lett., 27(8):861–874, 2006.

[12] Ізабель Гейон та Андре Елсссефф. Знайомство з машинною та ознакою вибірки. Й. Мах. вчитися. Res., 3:1157–1182, 2003.

[13] Т. Хастінгс, Р. Тібшран та Дж. Фредман. Елементи статистичного навчання: Інтелектуальний аналіз даних, висновки та прогнозування. Springer-Verlag, Нью-Йорк, США, 2-й видання 2008р.

[14] Хайкн С.С. Нейронні мережі та навчальні машини. Прентіс-Холл, 2009.

[15] Садаф Хоссейн Джавагер, Мохаммад Мехді Сепер та Бабак Теймурпур. Моделювання реакцій в прямому маркетингу: підхід на основі аналізу даних цільовий вибір. Ін Яньчан Чжао та Юнхуа Сен, редактори Data Mining Додатки з R, розділ 6, сторінки 153–178. Elsevier, 2014.

[16] Філіп Котлер, Кевін Лейн Келлер. Структура управління маркетингом, 5-е видання. Пирсон, 2012.

- [17] Кін-Нам Лау, Хейл Чоу та Конн Ліу. База даних підход до кросу продаж в банківській галузі: практики, стратегії та виклики. J. База даних Марк. & Cust. Стратегічне управління, 11(3):216–234, 2004.
- [18] Вільям Л., Рассел Первс Джеймс М. Рагуза. Прогнозування пуск зведених індексів з технічним аналізом, розпізнаванням шаблонів, нейронною мережею та генетичний алгоритм: практичне дослідження романтичної підтримки прийняття рішень. Децис. Підтримка Syst., 32(4):361–377, 2002.
- [19] Девід Мартенс Фостер Провост. Таргетування псевдосоціальної мережі з дані про транзакції споживачів. Серія робочих матеріалів в NYU, CeDER-11-05, 2011.
- [20] Девід Мартенс Фостер Провост. Пояснення документа, керованого даними класифікації. MIS Quarterly, 38(1):73–99, 2014.
- [21] Девід Мартенс, Ян Вантунен, Воутер Вербеке та Барт Бесенс. Ефективність моделей класифікації з точки зору користувача. Децис. Підтримка Syst., 51(4):782–793, 2011.
- [22] М. Моллер. Алгоритм масштабованого сполученого градієнта для швидкого навчання під наглядом. Neural Netw., 6(4):525–533, 1993.
- [23] Серхіо Моро, Рауль Лауреано та Пауло Кортес. Посилення банківських прямих маркетинг через аналіз даних. У матеріалах Сорок першої міжнародної Конференції Європейської академії маркетингу, сторінки 1–8. європейський Академія маркетингу, 2012.
- [24] Девід Олсон, Дурсун Делен Яньян Мен. Порівняльний аналіз даних методи майнінгу для прогнозування банкрутства. Децис. Support Syst., 52(2):464–473, 2012 рік.
- [25] Роберт Феллпс. Оптимізація цін на споживчий кредит. J. Ціноутворення за доходами кер., 12:360–377, 2013.

- [26] Джон Платт. Посл довна м н мальна оптим зац я: швидкий алгоритм навчання опорн векторн машини. Техн чний зв т msr-tr-98-14, Microsoft Research, 1998 р к.
- [27] Джерард О Рейл . Інформац я в ндикаторах ф нансового ринку: Огляд. Q. Бик. Артик. (Центральний банк Ірланд і), 4:133–141, 2005.
- [28] Роланд Т. Руст, Кр ст н Мурман Гаурав Бхалла. Переосмислення маркетинг. Harv. Автобус. Rev., 1:1–8, 2010.
- [29] Р. Сет оно. Методи вилучення правил класиф кац і та регрес і з Штучн нейронн мереж . У D. Fogel С. Robinson, редактори, Computational Розв дка: говорять експерти, стор нки 99–114. IEEE Press, 2003.
- [30] P Stinglhamber, Ch Van Nieuwenhuize та MD Zachary. Вплив низький в дсотков ставки на ф нансову повед нку домогосподарств. екон. Рев. (Нац ональний банк Бельг я), 2:77–91, 2011.
- [31] Фабр с Талла Ноб бон, Роель Леус Фр тс К. Р. Сп ексма. Оптим зац йн модел для ц льових пропозиц й у прямому маркетингу: точн та евристичн алгоритми. Євро. Дж. опер. Res., 210(3):670–683, 2011.
- [32] Ефраїм Турбан, Рамеш Шарда та Дурсун Делен. П дтримка прийняття р шень Системи б знес-анал тики, 9-е видання. П рсон, 2011.
- [33] В. Венейблс Б. Р пл . Сучасна прикладна статистика з С. Спр нгером, 4th видання 2003р.
- [34] Ян Х. В ттен Ейбе Франк. Інтелектуальний анал з даних: практичн засоби машинного навчання техн ка, 2-е видання. Морган Кауфман, 2005.
- [35] TF Wu, CJ Lin та RC Weng. Оц нки ймов рност для мультикласу класиф кац я за попарним зчепленням. Й. Мах. вчитися. Res., 5:975–1005, 2004.