

# SUPPLIER IMPERSONATION FRAUD DETECTION USING BAYESIAN INFERENCE

شناسایی جعل هویت کارپرداز با استفاده از استنتاج بیزی

درس یادگیری ماشین

حل تمرین: آقای دکتر شکری

ارایه دهنده: شقایق صفاری

ترم پاییز

shaqayeqsaffari397@gmail.com

## چکیده

- ProbaSIF، یک سیستم تشخیص تقلب جعل هویت کارپرداز مبتنی بر مدل بیزی برای انجام طبقه‌بندی یک تراکنش جدید به عنوان قانونی بودن یا متقلبانه بودن
- ProbaSIF به دو بخش تقسیم می‌شود: یکی تجزیه و تحلیل درون-شرکتی است و دیگری تجزیه و تحلیل بین-شرکتی
- استفاده از مجموعه داده ای متشکل از بیش از ۲ میلیون تراکنش صادر شده توسط شرکت های واقعی ارائه شده توسط پلت فرم SiS-id
- ارزیابی با مجموعه دیگری از ۱۰۸۰۰۰ تراکنش که توسط متخصص SiS-id برچسب گذاری شده است
- نتایج با دقت خوب (۰.۹۲۷ و ۰.۸۳۶) برای ۲۵۵ تراکنش آزمایش شده

# ادامه چکیده

◦ سیستم بدون نظارت را بر اساس تجزیه و تحلیل آماری و استنتاج بیز

◦ هدف :

◦ شناسایی رفتار شرکتی که پرداخت‌ها را ارسال می‌کند(به نام شرکت مشتری) و شرکتی که پرداخت‌ها را دریافت می‌کند(به نام شرکت کارپرداز).

◦ ایجاد هشدار در صورتی تشخیص یک تراکنش غیرعادی توسط یک شرکت مشتری برای یک شرکت کارپرداز با توجه به هر دو مدل رفتاری

◦ استفاده از نظریه احتمال برای محاسبه توزیع‌های احتمالی نشان‌دهنده رفتار اساسی پرداخت مشتری و کارپرداز

◦ آفلاین بودن محاسبه توزیع احتمال استفاده از یک حساب برای پرداخت به کارپرداز

◦ تعیین قانونیت تراکنش جدید: حساب مورد استفاده در تراکنش با مدل‌های احتمالی مشتری و کارپرداز مقایسه می‌شود. اگر احتمال مشاهده این حساب مورد استفاده برای پرداخت به کارپرداز کمتر از آستانه تعیین‌شده توسط کاربر باشد، تراکنش تقلبی

◦ تمرکز سیستم: مدل‌سازی رفتار مشتری و کارپرداز و سپس تعیین اینکه چگونه یک معامله جدید با این مدل مطابقت دارد

## ادامه چکیده

- تکیه بر دو تجزیه و تحلیل جداگانه:
- هنگام ارزیابی تقلب احتمالی، تنها با استفاده از اطلاعات موجود برای مشتری انجام دهنده تراکنش و دیدگاه مشتری مدلسازی میشود
- مدلسازی با استفاده از اطلاعات جمع آوری شده توسط کارپرداز دریافت کننده معامله
- کارهای مقاله:
- (۱) یک مدل بیزی که احتمال وقوع یک حساب را در مجموعه‌ای از تراکنش‌های واقعی بین شرکت‌ها، به منظور مدلسازی رفتار اساسی این شرکت‌ها.
- (۲) یک سیستم طبقه‌بندی
- (۳) راه‌اندازی آزمایشی

## مقدمه

- افزایش ثقلب جعل هویت کارپرداز<< از دست دادن صدها هزار یورو در سال ۲۰۱۸
- ثقلب جعل هویت کارپرداز: جعل هویت یکی از اعضای شرکتی که کالاها و خدماتی را به دیگری ارائه می‌کند، برای شروع پرداخت در حسابی که توسط متقلب کنترل می‌شود.
- استفاده شرکت‌های زیادی از ابزارهای دیجیتالی برای پردازش، مجوز یا حتی انجام تراکنش‌ها بخاطر مزایای متعدد، مانند توانایی انجام به موقع تراکنش در سراسر جهان.
- ثقلب‌ها علیه شرکت‌ها << به دلیل دشواری در شناسایی رسمی و اعتماد به همکاری‌های راه دور که گاهی از نظر جغرافیایی بسیار دور از دفتر مرکزی شرکت هستند و دیگری به دلیل افزایش سرعت تراکنش‌های سیمی، روند بازیابی پس از ثقلب را مختل می‌کند.
- شرکت SiS-id پیشنهاد ایجاد پلتفرمی از تراکنش‌های صادر شده به منظور ایجاد مدلی دقیق، برای شناسایی و جلوگیری از ثقلب جعل هویت کارپرداز

# کار مرتبط

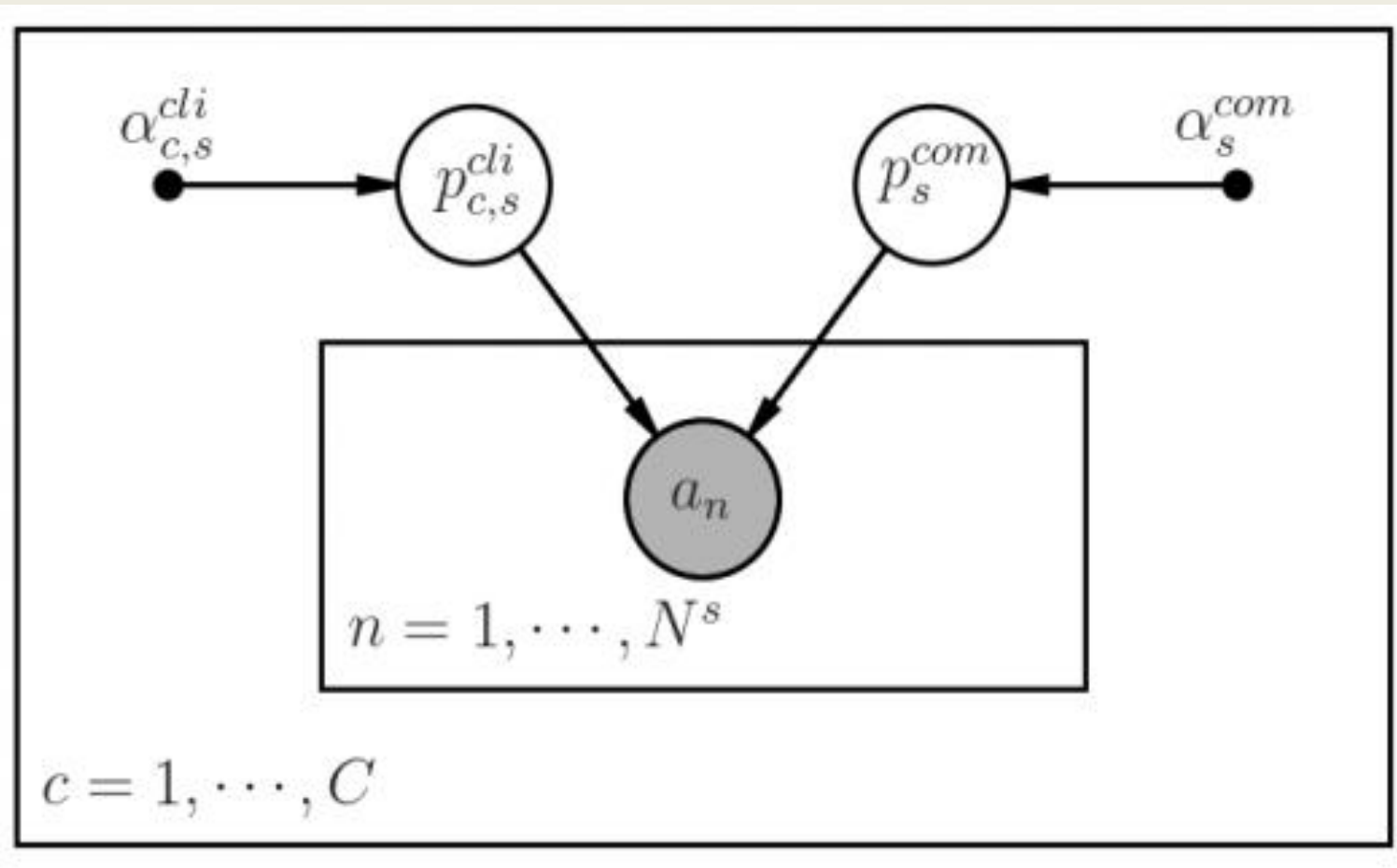
- تقلب جعل هویت کاربرد از یک حوزه نسبتاً نامعلوم از کشف تقلب
- نیاز به تجزیه و تحلیل داده های محرمانه و داده های حساس
- مقالات بسیار کم در چارچوب های ادبیاتی
- الهام از سایر چارچوب های کشف تقلب
- راه حل مبتنی بر بیزی به دلیل سادگی نسبی آنها و توانایی آن ها برای ساختن سیستم های تشخیص تقلب بدون نظارت، متمایز است.
- به منظور محاسبه مدل، تکیه به مجموعه داده ای که قبلاً برچسب گذاری شده است.
- کاربرد موفقیت آمیز مدل
- اولین تلاش برای ارائه یک مدل بیزی برای شناسایی تقلب های جعل هویت کاربرد از

# مدل پیشنهادی

## نمادهای استفاده شده

پارامتر	شرح
$t = \{c, a, s, d\}$	تراکنش B2B شامل مشتری ، کارپردازها و حساب $a$ در زمان $d$ .
$C$	تعداد مشتریان
$S$	تعداد کارپردازها
$T^{c,s}, T^s$	تعداد تراکنش های مربوط به مشتری $C$ و کارپرداز $s$ (به ویژه کارپردازها).
$N$	شماره حساب ها
$N^{c,s}, N^s$	تعداد حساب هایی که مشتری $C$ برای پرداخت به کارپردازها استفاده می کند.
$a^{c,s}, a^s$	بردار $(a_i)_{i=1}^{N^{c,s}}$ به جای $(a_i)_{i=1}^{N^s}$ از تمام حساب های مربوطه به $C$ و $s$ (بجای $s$ )
$t^{c,s}, t^s$	بردار $(t_i)_{i=1}^{T^{c,s}}$ به جای $(t_i)_{i=1}^{T^s}$ از تمام حساب های مربوطه به $C$ و $s$ (بجای $s$ )
$P_{c,s}^{cli}$	احتمال استفاده از یک حساب تصادفی توسط $C$ برای پرداخت $s$ .
$P_s^{com}$	احتمال استفاده از یک حساب تصادفی برای پرداخت $s$ .
$a_{c,s}^{cli}, a_s^{com}$	پارامترهای دیریکله برای توزیع حساب ها که رفتار پرداخت مشتری $C$ را با $s$ توصیف می کند (به عبارت دیگر رفتار پرداخت کارپرداز).
$\delta_1, \delta_2$	آستانه خطر برای گسسته سازی

- ارایه مدل تولیدی مورد استفاده برای توصیف رفتار پرداخت مشتری و کارپرداز در یک اکوسیستم B2B
- شامل دو دیدگاه متفاوت در زمینه ای است که در آن تراکنش ایجاد می شود: به عنوان بخشی از رفتار مشتری در پرداخت کارپرداز خود، یا به عنوان بخشی از رفتار کارپرداز در دریافت پرداخت ها.



مدل بیزی که احتمال استفاده از یک حساب را توصیف می کند .



# تجزیه و تحلیل درون-شرکتی

- هدف: تمرکز بر خطر تقلب در یک معامله با توجه به رفتار مشتری است که معامله را صادر کرده است.
- هدف مدل: بازآفرینی دید محدود یک مشتری منحصر به فرد که فقط از اطلاعات خود برای شناسایی فعالیت های بالقوه متقلبانه استفاده می کند.
- انگیزه رویکرد: مشتریان به طور خاص در مورد نحوه پرداخت به کارپردازان خود آگاه هستند.
- رفتار پرداخت مشتری با احتمال استفاده از یک حساب  $a \in a^{c,s}$  برای پرداخت به یک کارپرداز حساب  $a$  یک متغیر طبقه بندی است: مدل انتخاب حساب به عنوان توزیع چندجمله ای  $(a^{c,s}, p_{c,s}^{cli})$
- $p_{c,s}^{cli}$  برداری با طول  $N_{c,s}$  از ورودی های غیرمنفی است که مجموع آنها به مقدار ۱ نشان دهنده احتمال استفاده از حساب  $a$  توسط  $c$  برای پرداخت  $s$  است.
- فقدان باور از پیش تعیین شده ای درباره رفتار پرداخت مشتری  $c$  : بنابراین  $p_{c,s}^{cli}$  را از توزیع دیریکله  $a$   $p_{c,s}^{cli}$
- استفاده از این توزیع برای مدل سازی پارامترهای  $p_{c,s}^{cli}$  به ما امکان می دهد تا تغییرات رفتار  $c$  را در طول زمان در نظر بگیریم.
- مدل تولیدی :

$$p_{c,s}^{cli} \sim \text{Dirichlet}(\alpha_{c,s}^{cli})$$
$$a \sim \text{Multinomial}(a^{c,s}, p_{c,s}^{cli})$$

# تجزیه و تحلیل بین-شرکتی

- هدف : تمرکز بر خطر تقلب در یک معامله با توجه به رفتار کارپردازی است که معامله را دریافت کرده است.

- انگیزه: استفاده از حساب‌های متفاوتی در هنگام پرداخت

- رفتار پرداخت کارپرداز با احتمال استفاده از یک حساب  $a \in \mathcal{A}^s$  برای پرداخت کارپرداز  $s$ .

- $a$  از یک توزیع چندجمله ای  $(\alpha^c, p_s^{cli})$

- مهمترین تفاوت: توزیع شامل تمام حساب های استفاده شده توسط همه مشتریان درگیر در تراکنش با  $s$  و نه تنها یک مشتری

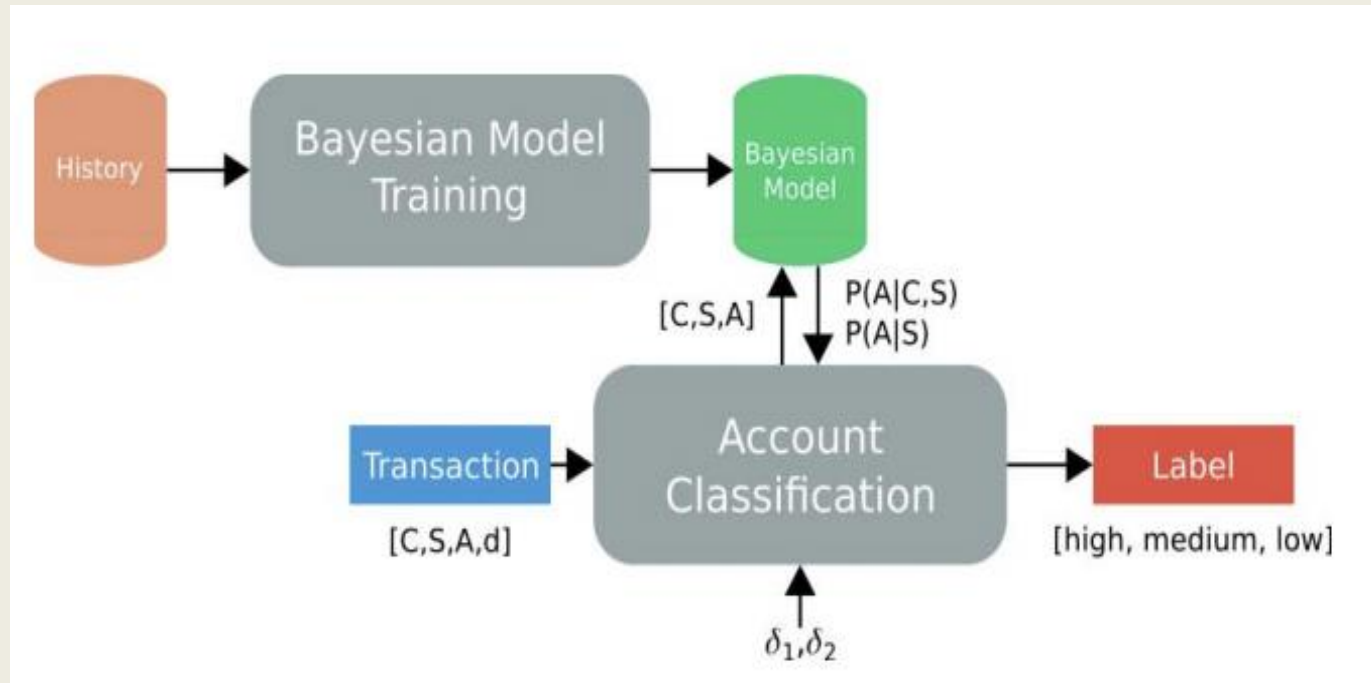
$$\begin{aligned} \mathbf{p}_s^{\text{com}} &\sim \text{Dirichlet}(\alpha_s^{\text{com}}) \\ a &\sim \text{Multinomial}(a^s, \mathbf{p}_s^{\text{com}}) \end{aligned}$$

- $p_s^{\text{com}}$  ها از دیریکله  $(\alpha_s^{\text{com}})$

- توزیع این مدل تولیدی:

# الگوریتم های پیشنهادی

- به منظور اثبات قانونی بودن یک تراکنش با استفاده از مدل بیزی: به روزرسانی  $p_{c,s}^{com}$  و  $p_s^{com}$  با توجه به شواهد موجود در تراکنش های تاریخی  $p_{c,s}^{cli}(a)$  و  $p_s^{com}(a)$  برای احتمال وقوع یک حساب  $a$  استفاده شده در تراکنش  $†$  به عنوان شاخصی از قانونی بودن  $†$
- اعمال یک تابع آستانه: تبدیل مقدار احتمال به برچسب، مطابق آستانه های ریسک  $\delta 1$  و  $\delta 2$



نمای کلی سیستم تشخیص تقلب پیشنهادی

# تعیین احتمال

- استفاده از تراکنش‌های تاریخی صادر شده برای  $s$  برای تعیین مقدار احتمال  $p_{c,s}^{cli}$  و  $p_s^{com}$  به عنوان مجموعه‌ای از شواهد، برای به‌روزرسانی  $a_{c,s}^{cli}$   $a_s^{com}$
- $occ(a, t)$  تعداد وقوع  $a$  در مجموعه تراکنش‌های  $t$
- $p_{c,s}^{cli}(a)$  و  $p_s^{com}(a)$  به عنوان تخمین
- $a_s^{com}(a)$ : احتمال  $p_s^{com}(a)$  وقوع هر حساب  $a \in a^s$  برای استفاده برای پرداخت کارپرداز  $s$ :
  - $occ(a, t^s)$  تعداد وقوع حساب  $a$  در مجموعه تراکنش‌های تاریخی  $t^s$ ، تقسیم بر تعداد کل تراکنش‌های  $s$  شامل  $T^s$
- اگر  $a$  بخشی از مجموعه تراکنش‌های  $t^{c,s}$  باشد که  $c$  برای پرداخت  $s$  منتشر می‌کند، <<
  - $a_{c,s}^{cli}(a)$  که  $p_{c,s}^{cli}(a)$  احتمال وقوع هر حساب  $a \in a^{c,s}$
- $a_s^{com}(a) \geq a_{c,s}^{cli}(a)$
- محدودیت: اگر  $T^s$  و/یا  $T^{c,s}$  کم، آنگاه مقادیر بی نهایت
- مفید در تنظیمات: یک پاسخ بسیار مطلوب برای حساب‌های شناخته شده یا پاسخ نامطلوب برای حساب‌های ناشناخته

---

**Algorithm 1:** Classification of a transaction using our Bayesian model and risks thresholds.

---

**Data:**

- $t^{c,s}$ : set of historical transactions involving  $c$  and  $s$
- $t^s$ : set of historical transactions involving  $s$
- $T^{c,s}$ : total number of historical transactions involving  $c$  and  $s$
- $T^s$ : total number of historical transactions involving  $s$
- $a^{c,s}$ : set of account used by  $c$  and  $s$
- $a^s$ : set of account used by  $s$

**Result:**

- $\alpha_{c,s}^{cli}$
- $\alpha_s^{com}$

```
1 foreach  $a$  in  $a^s$  do
2   if  $a$  in  $a^{c,s}$  then
3      $\alpha_{c,s}^{cli}(a) = \frac{occ(a, t^{c,s})}{T^{c,s}} ;$ 
4      $\alpha_s^{com}(a) = \frac{occ(a, t^s)}{T^s} ;$ 
```

---

## طبقه بندی

- الگوریتم برای اضافه کردن یک برچسب قانونی بودن به تراکنش
- مقادیر  $p_{c,s}^{cli}(a^*)$  و  $p_s^{com}(a^*)$ : احتمال وقوع حساب  $a^*$  مورد استفاده در تراکنش مورد بررسی  $t^*$
- دو آستانه ریسک تعریف شده توسط کاربر  $\delta 1$  و  $\delta 2$ : حداقل و حداکثر مقدار احتمال برای مقایسه
- مقدار احتمالی بین  $\delta 1$  و  $\delta 2$ : نسبتاً مشکوک

---

**Algorithm 2:** Fitting the parameters for the Bayesian model using historical transactions.

---

**Data:**

- $\tilde{t} = \{\tilde{c}, \tilde{a}, \tilde{s}, \tilde{d}\}$ : Transaction to label.
- $p_{c,s}^{cli}$ : Probability distribution of accounts (client analysis)
- $p_s^{com}$ : Probability distribution of accounts (supplier analysis.)
- $\delta 1, \delta 2$ : Risk thresholds.

**Result:**

- $c^{cli}(\tilde{t})$ : Class label for  $\tilde{t}$  (client analysis)
- $c^{com}(\tilde{t})$ : Class label for  $\tilde{t}$  (supplier analysis)

```
1 Get  $p_{c,s}^{cli}(\tilde{a})$  ;
2 if  $p_{c,s}^{cli}(\tilde{a}) > \delta 2$  then
3   |  $c^{cli}(\tilde{t}) = \text{"high"}$ 
4 else
5   | if  $p_{c,s}^{cli}(\tilde{a}) > \delta 1$  then
6     |  $c^{cli}(\tilde{t}) = \text{"medium"}$ 
7   | else
8     |  $c^{cli}(\tilde{t}) = \text{"low"}$ 
9 Get  $p_s^{com}(\tilde{a})$  ;
10 if  $p_s^{com}(\tilde{a}) > \delta 2$  then
11   |  $c^{com}(\tilde{t}) = \text{"high"}$ 
12 else
13   | if  $p_s^{com}(\tilde{a}) > \delta 1$  then
14     |  $c^{com}(\tilde{t}) = \text{"medium"}$ 
15   | else
16     |  $c^{com}(\tilde{t}) = \text{"low"}$ 
```

---



# نتایج تجربی

- ارزیابی دو : مجموعه داده‌ای از بیش از ۲ میلیون تراکنش تاریخی برای مطابقت با مدل خود
- ارزیابی نتایج طبقه‌بندی با مجموعه‌ای از ۱۰۸۰۰۰ تراکنش که قبلاً توسط سیستم خبره SiS-id برچسب‌گذاری شده‌اند
- به جای تجزیه و تحلیل کل مجموعه داده، فرآیند ارزیابی در تحلیل‌های مختلف C، برای هر مشتری، تقسیم می‌کنیم تا به سؤالات زیر پاسخ دهیم:
  - Q1 - دقت در داده‌های واقعی: آیا دو رویکرد ProbaSIF دقیقاً تراکنش‌های جعلی را شناسایی می‌کند؟
  - Q2 - سازگاری با دانش تخصصی: آیا رویکردهای پیشنهادی با سیستم مبتنی بر خبره سازگار است؟
  - Q3 - تطبیق پذیری: آیا ProbaSIF برای هر مشتری در مجموعه داده ما کارایی دارد؟
- استفاده از یک مشتری نماینده واحد به عنوان نمونه آزمایشی برای مطالعه Q1 و Q2
- ارزیابی عملکرد ProbaSIF برای هر یک از ۸۳ مشتری در مجموعه معاملات ارزیابی شده توسط سیستم خبره SiS-id برای پاسخ به Q3

# مجموعه داده های تاریخچه

- تراکنش‌های انجام‌شده بین جولای ۲۰۱۶ و جولای ۲۰۱۹ بین ۵۹۲۱ شرکت
- جدول: ویژگی های موجود از این مجموعه
- بسته به منابع تراکنش، داده های بیشتری می تواند در دسترس باشد، مانند مبلغ تراکنش، یا جزئیات مربوط به کالا یا خدماتی که در تراکنش گنجانده شده
- شامل بیش از ۲ میلیون تراکنش
- به منظور تناسب با مدل هر مشتری تقسیم می‌کنیم: ابتدا هر یک از تراکنش‌هایی که مشتری دارد، انتخاب می‌شوند، سپس تمام تراکنش‌های مربوط به کارپردازان موجود در این زیرمجموعه تراکنش‌ها نیز به مجموعه داده اضافه می‌شوند.
- نمونه آزمایشی مشتری نماینده : مشتری نماینده ای که شامل ۱۶۱۶۸ تراکنش به علاوه ۴۲۳۴۶۴ تراکنش از کارپردازان اضافه می شود، بنابراین مجموعه داده ای از ۴۳۹،۶۳۲ تراکنش جمع می شود.

## ویژگی هایی که معامله بین دو شرکت را توصیف می کند

Feature	Type	Description
Client	Nominal (ID)	Identification number of the client issuing the transaction.
Supplier	Nominal (ID)	Identification number of the supplier receiving the transaction.
Account	Nominal (ID)	Identification number of the bank account to which the money is transferred.
Date	Continous (Timestamp)	Timestamp indicating the date when the transaction took place.

## SiS-Id سیستم خبره

- سیستم خبره SiS-id: یک سیستم مبتنی بر قانون متکی بر دانش تخصصی تیم تحقیق ثقلب SiS-id
- شناسایی مجموعه ای از الگوهای متقلبانه و قانونی مربوط به ثقلب بالقوه یا معاملات قانونی هستند توسط محققین متخصص
- محرمانه بودن عملکرد دقیق داخلی سیستم خبره
- استفاده از نتایج آن به عنوان نظر کارشناسی تیم تحقیق در مورد قانونی بودن یک معامله خاص
- تولید برچسب با تجزیه و تحلیل الگوهای شناخته شده تراکنش ها: high به این معنی است که تراکنش با الگوی قانونی موجود در پایه قانون مطابقت دارد.
- low: تراکنش با الگوی متقلبانه موجود در قانون مطابقت دارد.

# مجموعه داده حسابرسی

- مجموعه دوم از تراکنش ها توسط SiS-id ارائه شده است. این شامل فهرست معاملاتی است حاصل از تجزیه و تحلیل سیستم خبره در ۲ سال گذشته (۲۰۱۷ - ۲۰۱۹)
- مجموعه داده "حسابرسی": ۱۰۸۱۰۲ تراکنش مشکوک حاصل از ۱۷۱ شرکت مشتری
- ارزیابی سیستم: ۸۶ مشتری موجود در مجموعه داده تاریخی و مجموعه داده حسابرسی
- مشتری انتخاب شده در مورد آزمایشی:، ۲۵۱ تراکنش توسط سیستم های خبره، با توزیع برچسب زیر:  
۹۷ مورد با برچسب قانونیت high، ۹۹ با برچسب قانونیت medium و ۵۵ تراکنش با برچسب قانونیت low

## دقت

- مهمترین معیار برای اثبات عملکرد دو رویکرد: ظرفیت کشف تقلب
- ارزیابی ظرفیت: استفاده از ۵۵ تراکنش با برچسب low
- جدول a ماتریس سردرگمی را برای تجزیه و تحلیل درون-شرکتی نشان می دهد: ۵۱ مورد از ۵۵ تراکنش با این رویکرد به درستی با برچسب low برچسب گذاری شده اند، بنابراین دقت تجزیه و تحلیل درون شرکتی  $Pre^{cli} = 51 / 55 = 0.927$  است.
- جدول b ماتریس سردرگمی را برای تجزیه و تحلیل بین شرکتی نشان می دهد: ۴۶ مورد از ۵۵ تراکنش با این رویکرد به درستی با برچسب low برچسب گذاری شده اند، بنابراین دقت تجزیه و تحلیل بین-شرکتی  $Pre^{com} = 46 / 55 = 0.836$  است.

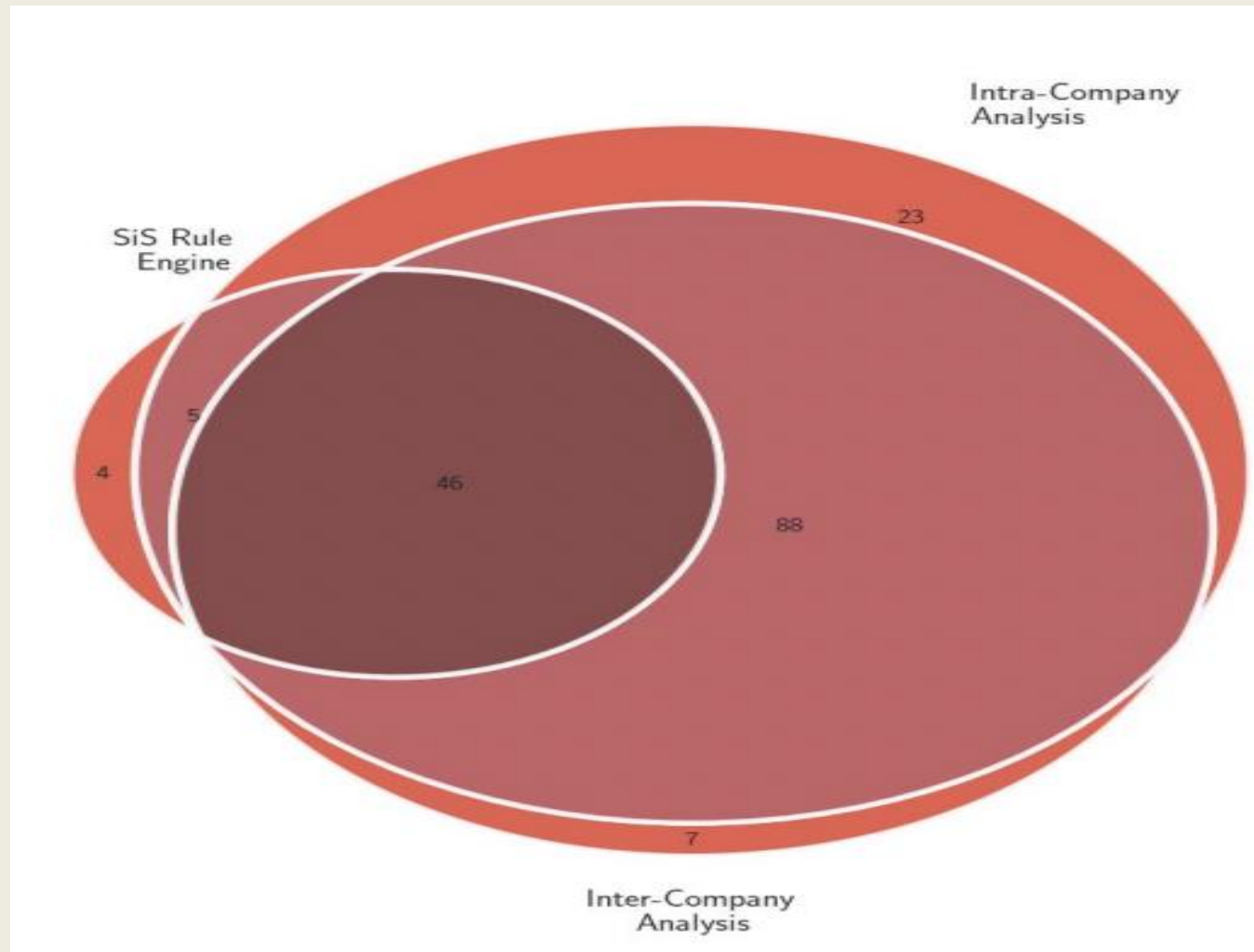
ماتریس سردرگمی بین نتایج موتور SiS Rule و نتایج دو رویکرد ProbaSIF برای  $\delta_1=0.50$  و  $\delta_2=0.90$

(a) Confusion Matrix: intra-company analysis

Expert System → intra-Client analysis ↓	High	Medium	Low
High	<b>41</b>	39	4
Medium	1	<b>0</b>	0
Low	51	60	<b>51</b>
Total	97	99	55

(b) Confusion Matrix: inter-company analysis

Expert System → inter-Client analysis ↓	High	Medium	Low
High	<b>60</b>	39	6
Medium	2	<b>0</b>	3
Low	35	60	<b>46</b>
Total	97	99	55



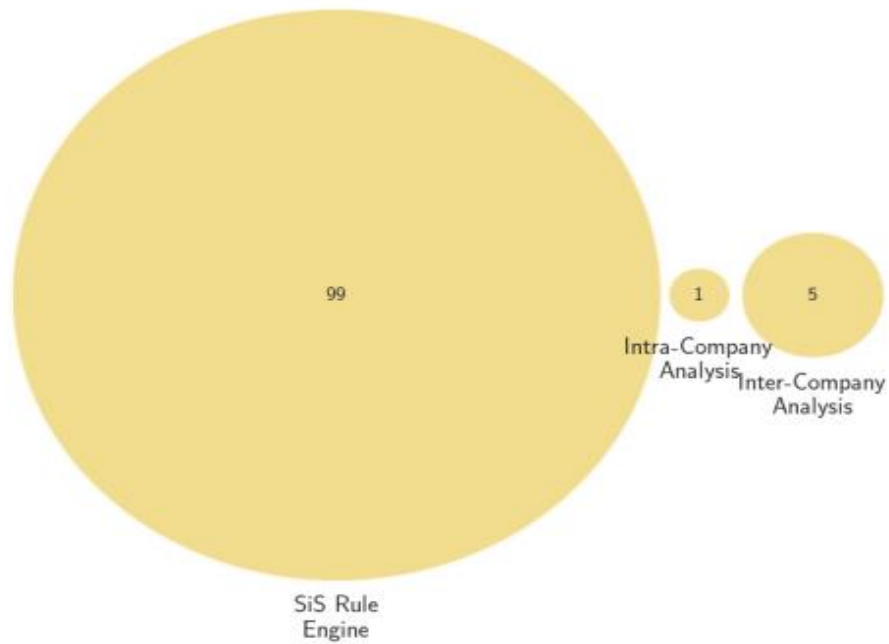
- نمودار ون: نمایانگر شاخص تراکنش با برچسب قانونیت low توسط هر یک از سیستم های طبقه بندی
- دید مشابهی برای کشف تقلب

همپوشانی نتایج حاصل از سیستم مبتنی بر قانون، تجزیه و تحلیل درون-شرکتی و تجزیه و تحلیل بین-شرکتی برای  $\delta_1=0.50$  و  $\delta_2=0.90$  معاملات متقلبانه

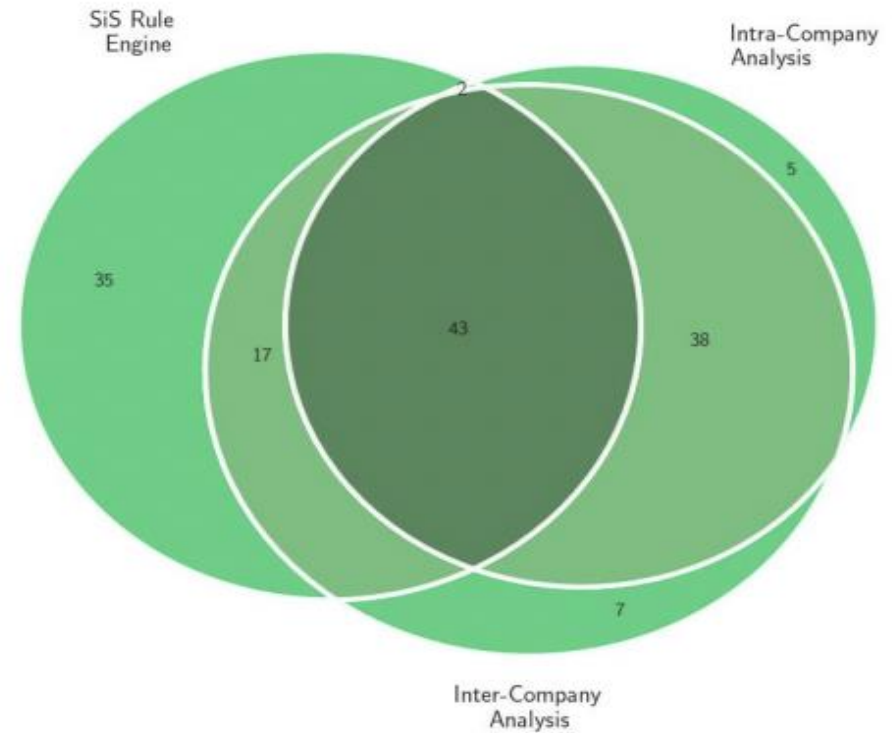


# سازگاری

- دومین سوال مهمی که می‌پرسیم این است: طبقه‌بندی‌های انجام‌شده توسط دو الگوریتم ProbaSIF چقدر با دانش تخصصی سازگار است؟
  - کم
  - متوسط
  - زیاد



(a) Overlap of *medium* labels



(b) Overlap of *high* labels

همپوشانی نتایج حاصل از سیستم مبتنی بر قانون، تجزیه و تحلیل درون شرکتی و تحلیل بین شرکتی برای  $\delta_1=0.50$  و  $\delta_2=0.90$  (معاملات نامشخص).

# تطبيق پذیری



نتایج کلی سیستم های ProbaSIF برای  $\delta_1=0.50$  و  $\delta_2=0.90$

## نتیجه

- ProbaSIF: بر اساس مدل‌های بیزی که از تراکنش‌های تاریخی یک شرکت-مشتری برای محاسبه احتمال وقوع یک حساب خاص در تراکنش با یک شرکت کارپرداز استفاده می‌کند. یک برچسب بر اساس احتمال استفاده از حساب درگیر در تراکنش برای پرداخت به کارپرداز، به تراکنش جدید اختصاص داده می‌شود.
- ارایه الگوریتم اصلی
- یک توزیع احتمال خاص بر اساس تراکنش‌های موجود در مجموعه داده‌ای ارائه شده توسط SiS-id
- تجزیه و تحلیل درون شرکتی << تمرکز بر احتمال استفاده از حساب برای پرداخت به یک کارپرداز، با دانستن اینکه یک مشتری خاص معامله را انجام داده است.
- توزیع احتمال << انعکاس دیدگاه محدود یک مشتری محدود به دانش معاملات خود در هنگام معامله
- تجزیه و تحلیل بین شرکتی << تمرکز بر حساب‌های استفاده شده برای پرداخت به کارپرداز توسط همه مشتریان اکوسیستم
- هدف مدل سازی یک دیدگاه کلی تر از رفتار معامله کارپرداز به منظور تشخیص یک اختلاف احتمالی.
- توصیف الگوریتم طبقه‌بندی

## نتیجه(ادامه)

◦ نتیجه :

- بر روی یک مشتری برای بررسی عملکرد آن به صورت محلی
- تعمیم آن به سایر مشتریان اکوسیستم برای عملکرد جهانی
- مطابقت بیشتر برچسب‌های با قانونیت low به صورت محلی
- دقت بسیار خوب در تشخیص تراکنش های جعلی(به ترتیب ۰,۹۲۷ و ۰,۸۳۶ برای رویکردهای درون شرکتی و بین شرکتی)
- می‌توان از آن با حداقل تنظیم روی مجموعه بزرگی از مشتریان با رفتار ناهمگن استفاده کرد.

## منبع

- R. Canillas, O. Hasan, L. Sarrat and L. Brunie, "Supplier Impersonation Fraud Detection using Bayesian Inference," 2020 IEEE International Conference on Big Data and Smart Computing (BigComp), 2020, pp. 330-337, doi: 10.1109/BigComp48618.2020.00-53.

با تشکر