



'Ken je klant' beter...

Financiële instellingen, zoals banken, zijn een belangrijke schakel in het bestrijden van financiële criminaliteit, waaronder het witwassen van geld verkregen uit criminele praktijken zoals drugs, mensenhandel en stroperij. Het hiermee verbonden risico is integriteitsrisico.

Zonder diep in te gaan op de specifieke vereisten, zijn er grofweg twee soorten controls die banken inzetten voor het beheersen van het integriteitsrisico en het voorkomen van financiële criminaliteit. De eerste soort kunnen we Know Your Customer ('KYC', 'Ken je klant') noemen en omvat naast risico-inschattingen ook het controleren op bijvoorbeeld sanctiewetgeving en het aanleggen van een actueel en volledig klantdossier. De tweede soort, veelal aangeduid als TransactieMonitoring ('TM') omvat het analyseren van klantgedrag in de praktijk door transacties in real time te filteren en achteraf te monitoren en wanneer nodig te melden bij de Financial Intelligence Unit (FIU)¹.

In dit artikel focussen we op KYC, maar weet dat beide typen, TM en KYC, onlosmakelijk met elkaar verbonden zijn: je kunt KYC typeren als het beoordelen van iemands karakter en eigenschappen, waar TM dan het beoordelen van iemands gedrag inhoudt. We weten dat karakter en gedrag met elkaar samenhangen en dat we de één niet echt leren begrijpen, zonder de ander te ontdekken: wat we leren over iemands gedrag voert terug naar wat we begrijpen over iemands karakter en op basis van iemands karakter zijn we meer of minder alert op iemands gedrag (zie kader 1).

Drs. R.P. de Jonge MSc AAG (links) is Advanced Analytics consultant bij PwC Risk Modelling Services.

T. Peters MSc is Advanced Analytics consultant bij PwC Risk Modelling Services.



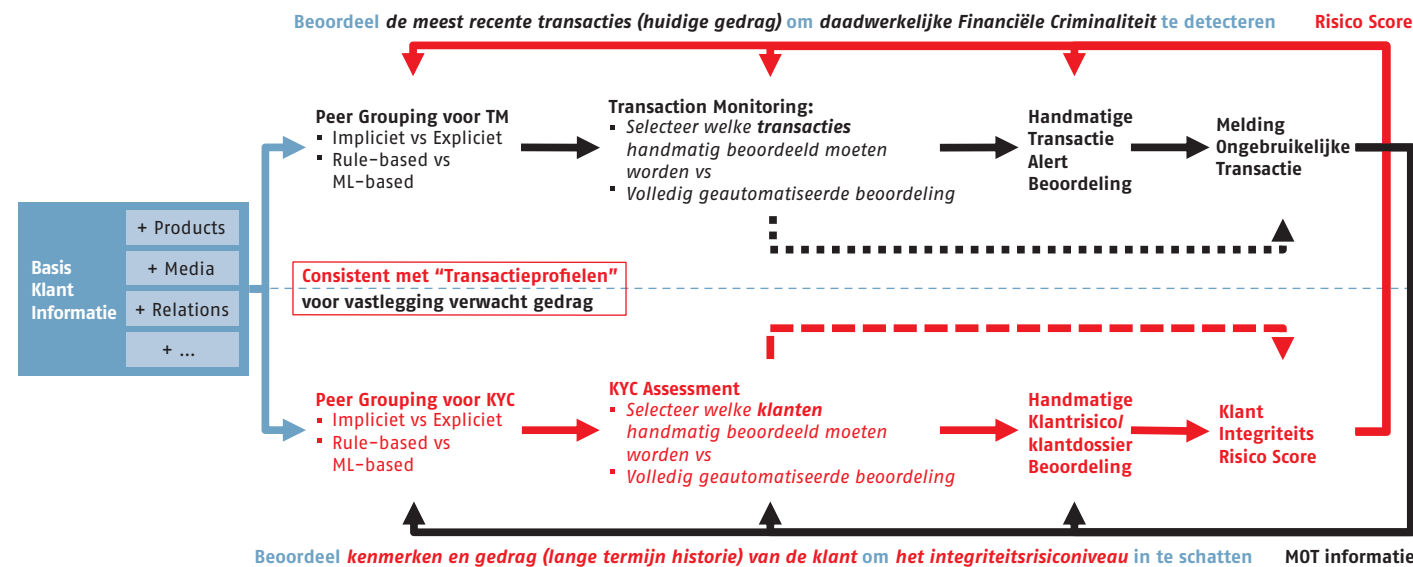
In het kader van KYC moeten banken het klantrisico vaststellen. Handmatige beoordeling daarvan is arbeidsintensief en daarmee tijdrovend en duur. Doel is dan ook het toewerken naar een beoordelingsproces waarin je alleen die klanten handmatig beoordeelt die niet volgens een bekend patroon of een bekende verschijningsvorm optreden, oftewel wanneer een model onvoldoende zekerheid geeft: 'exceptie-gebaseerde handmatige interventies', waarbij je dus alleen in deze uitzonderingsgevallen handmatige acties onderneemt. In de praktijk geldt dat vanuit compliance perspectief handmatige beoordeling ook nodig is wanneer bepaalde risico-indicatoren gelden. Echter, in toenemende mate is er ruimte om deze visie op compliance los te laten en dergelijke risico's ook geautomatiseerd te beoordelen.

Alhoewel in de precieze uitwerking dergelijke afwegingen van groot belang zijn voor de modelopzet, geldt vanuit het conceptueel ontwerp dat een vergelijkbare combinatie van de verschillende componenten leidt tot een optimaal resultaat. Immers, de onderliggende uitdaging blijft om zo goed mogelijk te bepalen welke klant je wel of niet handmatig beoordeelt om met zo min mogelijk inspanning zo accuraat mogelijk de risico's te identificeren en mitigeren.

De ontwerpprincipes die daaraan ten grondslag liggen zijn:

- Werk toe naar handmatige expert beoordelingen die zoveel mogelijk exceptie-gebaseerd zijn, maar ban die niet volledig uit: een goed selectieproces brengt ook voldoende zaken naar voren die niet direct duidelijk zijn vanuit de bestaande kennis. Dit is een essentiële bron van nieuwe inzichten om nieuwe risico's en patronen te ontdekken;
- Toepassing van beslisregels is nuttig in een selectieproces: deze zijn een directe vertaling van bekende patronen, beleidsoverwegingen en risk appetite afwegingen, zijn transparant en goed uitlegbaar. Als gevolg daarvan is inzichtelijk door welk(e) specifiek(e) risico('s) een klant bekeken moet worden. Ook dit soort selectiecriteria zijn nuttig in de optimale situatie;
- Combinatie van beslisregels met meer geavanceerde ('machine learning') selectiecriteria kan nadelen van beslisregels (meer dan) compenseren, mits kwalitatief goede modellen mogelijk zijn (zie kader 2):
 - Gebruik supervised² of unsupervised² technieken om klanten te groeperen, zodat beslisregels beter worden afgestemd op groepskenmerken;
 - Gebruik supervised² technieken om ruis uit de beslisregeloutput te filteren en zo de selectie efficiënter te maken;
 - Gebruik supervised² technieken om bekende risico's en patronen die niet door de beslisregels worden geselecteerd alsnog te identificeren, doordat modellen beter in staat zijn combinaties van eigenschappen en gedragingen te modelleren. Door toevoeging van deze exploratieve zaken maken we het proces effectiever door een grotere dekking van risico's;
 - Gebruik unsupervised² technieken om minder bekende risico's en patronen te vinden. Toevoeging van anomalie-beoordelingen leidt tot verdere toename van effectiviteit en een nog meer 'lerend' systeem.

TM Perspectief: 'beoordeel klantgedrag (de transactiekenmerken) om concrete ongebruikelijke/ verdachte (sets van) transacties te rapporteren aan de FIU als MOT'



KYC Perspectief: 'beoordeel klantkenmerken en -gedrag om te bepalen in hoeverre die aansluiten bij ons begrip van klanten & hun peers en om een risiconiveau te bepalen

Kader 1 / Figuur 1: Hoofdstappen in de KYC- en TM-processen

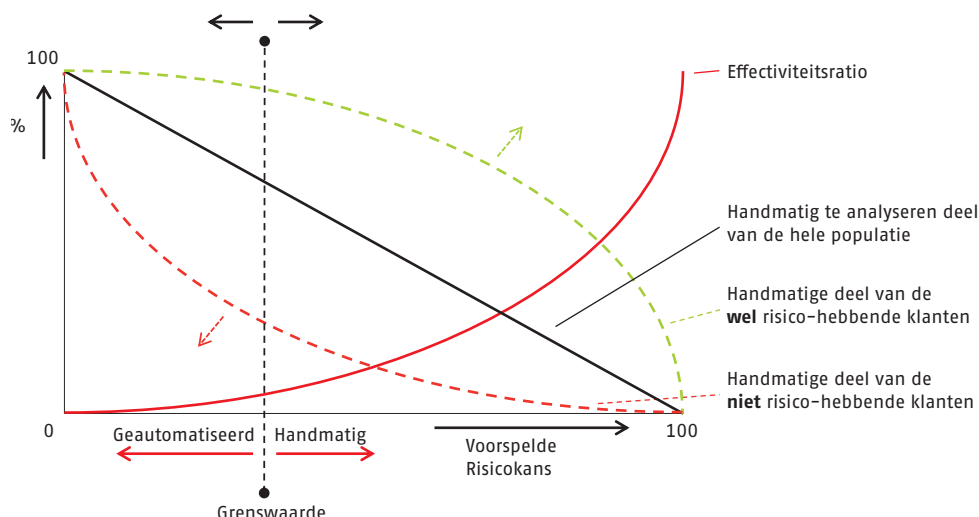
TM en KYC zijn verschillende, maar samenhangende processen: 'hoe hoger het afgeleide klantrisico, des te strikter de monitoring van het klantgedrag', maar ook 'hoe vaker onverwacht of zelfs ongewenst gedrag van een klant wordt opgemerkt, des te hoger de risicoscore'. De perspectieven en uitkomsten van het ene proces worden dan ook gebruikt als input voor het andere proces.

Ook in de procesopzet zien we grote overeenkomsten: niet alle transacties of klanten kunnen handmatig beoordeeld worden, zodat een selectieproces moet bepalen welke daadwerkelijk handmatige beoordeling nodig hebben en welke niet.

In de praktijk zien we vaak dat gefocust wordt op elk onderdeel afzonderlijk. Bijvoorbeeld door de handmatige beoordeling te beperken tot een focusgebied in plaats van een brede beoordeling om efficiënter te kunnen werken, of door de beslisregels heel beperkend in te richten, zodat er weinig ruis wordt gegenereerd. Dit soort geïsoleerde oplossingen leiden niet tot de optimale balans tussen effectiviteit en efficiëntie. Wij stellen daarom voor te kijken naar het proces als geheel en de verschillende componenten in samenhang te beoordelen: een beslisregel kan ruimer opgesteld worden als een model vervolgens de ruis eruit filtert of een zeer effectieve beslisregel kan een specifiek risico beter mitigeren dan een model. Ook is het makkelijker te verantwoorden dat een meer gefocuste handmatige beoordeling vaak voldoet, als je daarnaast vanuit exploratie en anomaliedetectie klanten in de breedte laat beoordelen. Uitbreiding met machine learning componenten kan dus de kwaliteit van het hele systeem sterk

verbeteren, in zowel effectiviteit, als ook efficiëntie, zonder alle traditionele componenten volledig te vervangen: creëer een hybride systeem.

Uiteraard is ook aandacht nodig voor potentiële nadelen van het toevoegen van meer complexe modellen. We willen geen ongewenste vormen van discriminatie over het hoofd zien, noch de afleiding van uitkomstenodeloos complex en onuitlegbaar maken voor interne en externe toezichthouders en belanghebbenden. Daarnaast vraagt het samenspel van meerdere componenten om goede monitoring, bijvoorbeeld wanneer nieuwe regels worden geïntroduceerd: je kunt alleen ruis onderdrukken van regels die groepen aanmerken waarvan je voldoende 'bewijs' hebt van de uitkomst. Zoals altijd zijn de risico's het grootst voor type klanten waarvan je geen expliciete historische uitspraken over het risiconiveau hebt door ontbrekende labels.



Kader 2: Modelkwaliteit

Met ondersteuning van modellen proberen we zo accuraat mogelijk het klantrisoniveau te bepalen. Vaak is de modeluitkomst een (numerieke) score die we moeten vertalen naar een ja/ nee uitkomst. Dit kan door een grenswaarde te bepalen, waarbij alle scores onder de grenswaarde als 'niet risico-hebbend' worden aangeduid en alle scores daarboven als 'wel risico-hebbend'³, zodat alleen de klanten boven de grenswaarde (dus met een verwacht onderliggend risico) handmatig bekeken worden.

De hoeveelheid handmatig werk hangt daarmee direct af van de grenskeuze, net zoals het te accepteren risico op fouten. Immers, alle niet-bekeken klanten krijgen automatisch een laag risiconiveau. De groengestreepte lijn moet zo concaaf mogelijk lopen, doordat zo weinig mogelijk 'wel risico-hebbende' klanten een lage modelscore krijgen. Dit verlaagt (het risico op) het missen van verdachte klanten.

De roodgestreepte lijn moet zo convex mogelijk lopen, doordat juist zoveel mogelijk 'niet risico-hebbende' klanten een lage modelscore krijgen. Dit verlaagt de hoeveelheid onnodig handmatig werk. Op die manier heb je bij de lineair dalende werklust (zwarte lijn) een sterke afname in het percentage 'niet risico-hebbende' klanten die – onterecht – handmatig geanalyseerd worden (rode stippellijn) ten koste van een laag percentage gemiste wel risico-hebbende klanten (groene stippellijn).

De kwaliteit van het model volgt daarmee uit het verloop van het aandeel 'wel risico-hebbende' klanten in elke groep klanten met een vergelijkbare score (risk bucketing): bij een goed model is deze effectiviteitsratio (exponentieel) stijgend naarmate de modelscore hoger is, waar een slecht model niet hetzelfde onderscheidende vermogen heeft.

Concluderend stellen wij dat hybride, exceptie-gebaseerde besluitvormingsprocessen waarin ruimte is voor zowel beslisregels, als ook modellen, en bij uitzondering expert beoordelingen, de meeste toekomst hebben. Om daadwerkelijk een optimaal systeem in te richten dat effectiever én efficiënter is, is het noodzakelijk de kwaliteit van de diverse analyses en modellen in samenhang te beoordelen. Wanneer het lerend vermogen van het systeem is geborgd uit de combinatie van modeluitkomsten én expert beoordeling, kan de combinatie van data en modellen effectief ingezet worden voor kwalitatief goede geautomatiseerde besluitvorming.

Verder geldt dat het echt 'Kennen van je klant' verder gaat dan alleen het integriteitsrisico. Ook de andere risico's, de commerciële kansen en de operationele aspecten, zoals de vorm van het klantcontact, kun je beter identificeren, meten en benutten met hybride, exceptie-gebaseerde systemen, waarin een optimale balans tussen geautomatiseerde en handmatige besluitvorming is bereikt. ■

1 – <https://www.fiu-nederland.nl/>

2 – Supervised en unsupervised technieken zijn enigszins theoretische benamingen. In de praktijk zien we dat ook bij de zogenoemde unsupervised technieken de kwaliteit van de uitkomsten sterk afhangen van de in het model opgenomen variabelen ('features'). Die features komen veelal voort uit expertkennis, historische zaken en uitgevoerde analyses, zodat deze conceptueel veel kenmerken van supervised technieken vertonen, ook al worden historische labels niet expliciet gebruikt.

3 – Uiteraard kan ook gewerkt worden met model-varianten die meer dan twee uitkomsten voorspellen. Deze keuze hangt af van de plaats en rol van het model in het onderliggende proces. Wanneer is toegestaan vanuit de risk appetite om bepaalde risico's volledig geautomatiseerd aan te duiden, kan het deel handmatige beoordelingen nog verder worden gereduceerd.