

Process mining-technieken voor internecontroletesten – mogelijkheden nu en in de toekomst

Mieke Jans en Marzie Hosseinpour

SAMENVATTING ‘Data analytics’ en ‘accounting’ zijn termen die steeds vaker in combinatie worden gebruikt. Zowel van de financiële rapportering als van de processen die leiden tot deze rapportering worden steeds meer gegevens opgeslagen. Dat data-analyse een toegevoegde waarde kan bieden aan accounting, wordt door steeds meer partijen aangenomen. Hoe deze toegevoegde waarde concreet bereikt kan worden, is echter minder duidelijk. In dit artikel wordt concreet ingegaan op het perspectief van internecontroletesten en process mining, een subset van data-analysetechnieken. Enerzijds worden concrete activiteiten geïdentificeerd in het proces van interne beheersing, die ondersteund zouden kunnen worden door process mining-algoritmes. Dit is vooral voor het vergelijken van werkelijke uitvoeringen met een verwacht procesmodel. Anderzijds worden de wetenschappelijke uitdagingen die hiermee gepaard gaan toegelicht: 1) de impact van de event log-structuur op controletesten en 2) de classificatie van procesafwijkingen, zodat een volledige analyse haalbaar wordt.

RELEVANTIE VOOR DE PRAKTIJK In het huidige digitale tijdperk worden ook accountants geconfronteerd met een enorme stijging – of zelfs overaanbod – aan data die bedrijven opslaan. Het is de uitdaging om de juiste data uit het aanbod te filteren om een zo hoog mogelijke kwaliteit van beslissingen te bereiken. Meer en meer wordt gesuggereerd dat zowel accountants als controllers data-analyse moeten omarmen, dat het voor meer inzichten kan zorgen. Een nieuwe trend in dit verhaal is het bestaan van ‘process mining’, een concept waarbij processen in kaart gebracht worden op basis van loggegevens in computers. Maar wat is nu concreet mogelijk om exact welke taken te ondersteunen? In dit artikel worden zowel de mogelijkheden als de huidige tekortkomingen van process mining in de context van internecontroletesten blootgelegd. Dit is relevant voor ondernemingen die deze technieken wensen toe te passen als kwaliteitsbewaking van hun interne beheersing. Verder is dit ook relevant voor de externe accountants die een oordeel dienen te vellen over de kwaliteit van interne beheersing bij een klant. De mogelijkheden worden 1) gelinkt aan een schematische weergave van het proces van interne beheersing en 2) getoetst aan de huidige wetenschappelijke stand van zaken.

1 Inleiding

De technologische verandering die kenmerkend is voor het huidige datatijdperk, heeft gevolgen voor quasi alle bedrijfssectoren en bedrijfsmodellen. Waar er voorheen de industriële revolutie was, met de komst van de machines, staat er nu een nieuwe revolutie voor de deur. Een impact van zulke orde van grootte beïnvloedt logischerwijze ook het beroep van accountants. Zowel in academische literatuur als in de praktijk en bij regelgevende organen wordt dan ook het onderwerp van data-analyse en accounting geagendeerd. Verschillende termen worden hiervoor gebruikt, zoals data analytics in auditing, audit analytics, continuous auditing, accounting en big data. Allen komen ze neer op de overkoepelende onderzoeksvragen: “Op welke manier kunnen informatiesystemen de accountant ondersteunen in haar huidige takenpakket?” en “Welke taken zou een informatiesysteem eventueel kunnen overnemen en wat zullen daar de gevolgen van zijn?”

In de wetenschappelijke literatuur is de opkomst van dit onderwerp reeds enkele jaren aanwezig. Dit vertaalt zich onder andere in een verschuiving in de categorie van tijdschriften dat onderzoek rond dit topic publiceert. Waar de combinatie van het accountingberoep en informatiesystemen voorheen ‘voorbehouden’ was voor Accounting Information Systems-tijdschriften (Borthick, 2012; Titera, 2013; Dowling & Leech, 2007), publiceren nu ook meer algemene accounting- en audit-tijdschriften onderzoek in dit gebied (Jans et al., 2014; Kogan et al., 2014; Vasarhelyi et al., 2015).

Naast een merkbare beweging in de wetenschappelijke literatuur richten ook beroepsorganisaties en regelgevende organen hun pijlen op deze revolutie. Zo hebben het American Institute for Certified Public Accountants (AICPA), CPA Canada en Rutgers Business School in december 2015 een gemeenschappelijk Data Analytics Research initiatief, RADAR¹, gelanceerd. Een klein jaar later publiceerde de International Auditing and Assurance Standards Board haar eerste rapport van een nieuwe werkgroep rond het gebruik van technologie binnen audit, met een focus op data-

analyse (IAASB, 2016). Ook het Institute of Chartered Accountants in England and Wales neemt initiatieven om in dialoog te gaan met haar leden rond het onderwerp 'Data Analytics: International Auditing Perspectives' (ICAEW, 2016).

Dat de combinatie van data-analyse en accounting meer en meer het onderwerp van onderzoek en discussie is, is duidelijk uit de voorgenoemde observaties. Het oppikken van een onderwerp in zowel wetenschappelijke literatuur als in werkgroepen, is een eerste fase in onderzoek: het erkennen of bevestigen van een onderzoeksdomein. Data-analyse voor accountingdoeleinden kan dan ook in deze fase geplaatst worden. De meeste wetenschappelijke artikelen rond dit onderwerp zijn denkstukken of onderzoekagenda's (Vasari et al., 2015; Warren et al., 2015; Krahel & Titera, 2015; Earley, 2015; Brown-Liburd et al., 2015; Yoon et al., 2015; Min et al., 2015; Juan et al., 2015). De volgende fase, die van het onderzoek, is nog niet of nauwelijks aangetreden. Deze fase is echter nodig om tot een wijdverspreide toepassing te komen, gekaderd in goed onderzochte regel- of richtinggeving.

In dit artikel wordt in de twee dimensies (data-analyse en accounting) ingezoomd. In de dimensie van data-analyse wordt de focus gelegd op process mining. Deze nieuwe vorm van data-analyse laat toe om alle geregistreerde transacties te analyseren en wordt in recente accounting-publicaties als een belangrijk aanknopingspunt gezien voor een gegevensgerichte controleaanpak (Eimers & Van Leeuwen, 2015; Van der Aalst & Koopman 2015). Daar interne beheersing gericht is op het indekken van procesgerelateerde risico's bieden process mining-technieken een manier om objectief, op basis van de volledige transactiepopulatie, na te gaan of een proces al dan niet uitgevoerd wordt volgens de verwachtingen. Concreet worden de mogelijke toepassingen van deze technieken in het perspectief van controletesten besproken (accounting-dimensie). Jans et al. (2014) beschrijven een eerste casus waarin deze combinatie ook wordt toegepast. Wat process mining precies inhoudt, zal eerst kort toegelicht worden.

2 Process mining

Process mining is een concept waarbij data-analysetechnieken aangewend worden om procesinzichten te verschaffen uit opgeslagen data, zogenaamde logs. De technieken visualiseren het werkelijk gevolgde proces in een proceskaart of kunnen andere proceskarakteristieken onderzoeken. Procesgegevens werden tot voor kort niet gebruikt als informatiebron om processen in kaart te brengen of te vergelijken met een normatief procesmodel. Process mining-technieken gaan deze data wel gebruiken en op die manier werkelijke processen blootleggen.

De event log, zoals de gewenste input voor process mining genoemd wordt, is een dataset die de uitvoer-

de acties in een systeem presenteert. Minimaal bestaat een event log uit een weergave van de verrichte werkzaamheden. Hieraan is een zogeheten 'time stamp' gekoppeld om het tijdstip aan te geven waarop die handelingen hebben plaatsgevonden, en op welke 'case' ze betrekking hadden. Bijvoorbeeld: een case kan een factuur zijn en gerelateerde acties zouden 'boek factuur' en 'ontvang betaling factuur' kunnen zijn, maar ook 'creëer order' en andere voorafgaande activiteiten. Op deze manier biedt de event log de mogelijkheid om volledige procesuitvoeringen end-to-end in kaart te brengen. Meestal is meer informatie voorhanden, zoals de boekwaarde etc., en wordt dit mee opgenomen in de log (González López de Murillas et al., 2016).

Als eenmaal een log beschikbaar is, kunnen verschillende process mining-technieken toegepast worden. Er zijn verschillende groepen van technieken, waarvan 'process discovery' en 'conformance checking' de twee meest relevante voor de controller zijn. Process discovery-technieken doorzoeken een event log om vervolgens een proceskaart te produceren. Door het vertrekken van werkelijke uitvoeringen is deze proceskaart een objectievere voorstelling van wat er werkelijk gebeurt. Deze manier van aanpak is een tegenstelling ten opzichte van de traditionele aanpak waarbij procesweergaves gebaseerd zijn op interviews en op veronderstellingen.

De tweede groep van process mining-technieken is die van conformance checking. Hierbij wordt een event log, die het werkelijke procesgedrag voorstelt, vergeleken met een normatief procesmodel, dat het gewenste procesgedrag voorstelt (Rozinat & Van der Aalst 2008). Afhankelijk van de techniek die gebruikt wordt, worden inzichten verkregen op een globaal of meer gedetailleerd niveau waar werkelijke procesuitvoeringen verschillen met de modeluitvoeringen.

In het wetenschappelijk onderzoeksdomein van process mining, wat haar oorsprong in de computerwetenschappen vindt, is een sterke focus op de algoritmen en technieken om met event logs en modellen te werken. Echter, het ter beschikking hebben van een event log, waar losstaande transacties terug met elkaar verbonden worden tot een procesuitvoering, is op zichzelf een waardevolle stap. Het analyseren van een event log met behulp van beschrijvende statistieken zou als een extra groep van process mining-technieken gezien kunnen worden. Een eerste aanzet hiervoor is reeds gedaan door Swennen et al. (2015).

In de volgende paragraaf wordt het testen van interne controles in een procesmatig overzicht geschetst. Vervolgens wordt gekeken hoe process mining-technieken hier een rol in zouden kunnen spelen.

3 Internecontroletesten

Het is onderdeel van de werkzaamheden van zowel een externe accountant als een controller, om zicht te hebben op de werking van interne controles. In een eerder

themanummer van het MAB rond data-analyse, plaatst Verkruijsse (2015) in zijn Conceptueel Continuous Framework de toepassing van process mining ook in de eerste fase om te controleren of een proces onder controle is. De standaarden verwachten dat de externe accountant deze interne controleomgeving tot op zekere hoogte kan inschatten, vooraleer over te gaan naar de traditionele testen (International Auditing and Assurance Standards Board, 2010). In figuur 1 wordt de algemene aanpak van dit traject voorgesteld als een proces, zoals dat gevolgd zou kunnen worden door een controller. We abstraheren in het proces van de manier waarop de stappen uitgevoerd worden (manueel versus automatisch of volledige populatie versus steekproefsgewijs). Deze karakteristieken worden pas later in de beschouwing betrokken, wanneer de potentiële toegevoegde waarde van data-analyse en process mining belicht wordt.

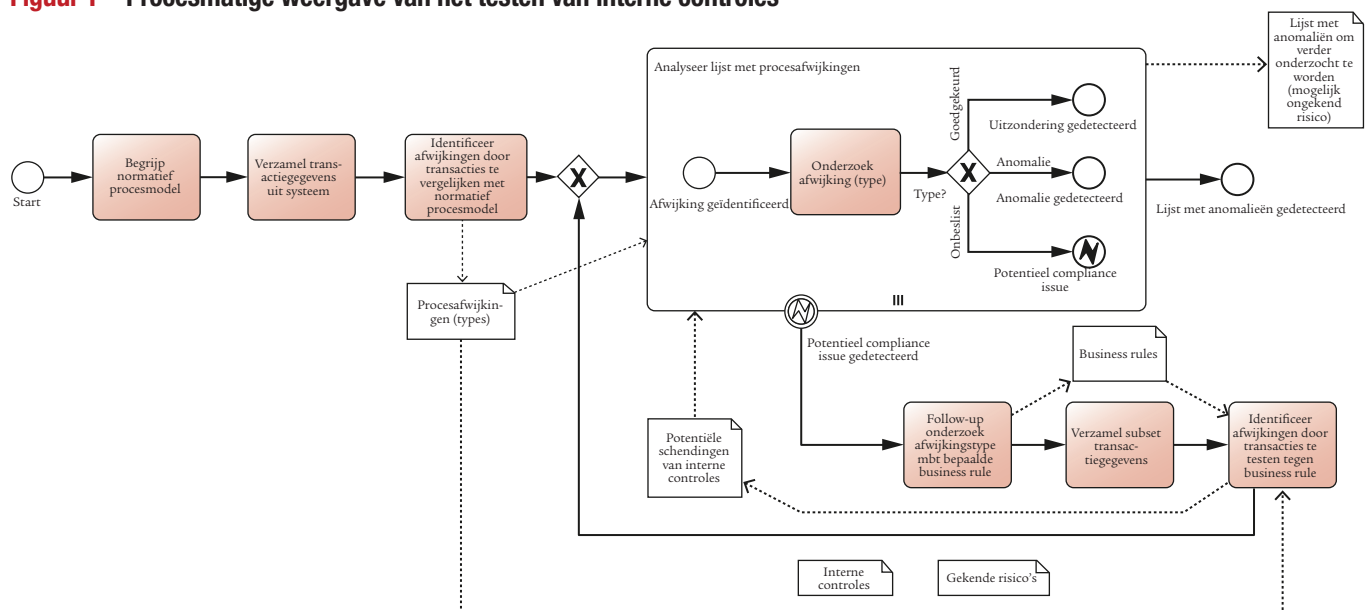
Om het functioneren van interne controles te testen, wordt eerst naar het onderliggende proces gekeken. Het onderliggende proces is het bedrijfsproces dat resulteert in transacties die de financiële rapportering beïnvloeden. Dit proces draagt gekende (en ongekende) risico's met zich mee, die op hun beurt de installatie van interne controles vereisen. Deze interne controles dwingen het volgen van bepaalde business rules af. Een eerste stap in internecontroletesten is om een algemeen begrip van dit onderliggend proces te krijgen, hoe dit idealiter zou verlopen. Deze stap noemen we het begrijpen van het normatieve procesmodel.

Nadat de controller begrijpt hoe het proces zou moeten verlopen, wordt dit geverifieerd aan de hand van transactiegegevens. Deze worden eerst verzameld, om vervolgens te vergelijken met het normatief procesmodel. Indien er afwijkingen geïdentificeerd worden, lan-

ceert dit een subproces om deze individueel (of per type, afhankelijk van welke concrete aanpak is gekozen) verder te analyseren. In principe zijn er drie mogelijke uitkomsten: de afwijking is een uitzondering, een anomalie of er is een potentieel compliance issue dat verder onderzocht moet worden. Deze indeling is gebaseerd op de terminologie van Depaire et al. (2013). De eerste groep afwijkingen betreft uitzonderingen op het procesmodel die zonder probleem goedgekeurd kunnen worden. Het bestaan van deze uitzonderingen wordt voornamelijk veroorzaakt doordat een normatief procesmodel vaak alleen de standaarduitvoering toont en niet elke mogelijke variant. Denk bijvoorbeeld aan een aankoopproces waarin gemodelleerd is dat de goederenontvangst moet plaatsvinden voor de factuurontvangst. De variant waarbij deze activiteiten in omgekeerde volgorde voorkomen, zou in eerste instantie als een afwijking gedocumenteerd worden. Vervolgens zou dit goedgekeurd worden als uitzondering op het procesmodel. De kwaliteit en de mate van detail van het normatief procesmodel spelen een belangrijke rol om deze groep afwijkingen zo klein mogelijk te houden. Deze afwijkingen kunnen ook ervaren worden als 'false positives'. 'False positives' zijn transacties die door een algoritme als potentieel risico gekenmerkt worden (positive), maar waar dit in werkelijkheid valse alarmen zijn. Dit is een gekende belemmering om meer gegevensgerichte aanpakken te introduceren in accounting (Pei et al., 2016).

De tweede groep afwijkingen betreft de transacties waarvoor de controller geen verklaring kan formuleren. Deze afwijkingen worden als anomalie geclassificeerd en zullen opgenomen worden op de lijst om later verder te worden onderzocht. Dit onderzoek wordt als vervolg gezien van het proces van internecontroletesten.

Figuur 1 Procesmatige weergave van het testen van interne controles



De derde groep afwijkingen betreft transacties die gelinkt kunnen worden aan specifieke risico's. Indien de transacties in kwestie aan de gerelateerde business rule(s) zouden voldoen, zouden deze afwijkingen goedgekeurd kunnen worden. Denk bijvoorbeeld aan een afwijking op het aankoopproces waarbij maar één goedkeuring heeft plaatsgevonden in plaats van twee, zoals voorzien in het normatief model. Het potentiële risico is dat er een ongeoorloofde aankoop heeft plaatsgevonden. Een van de business rules met betrekking tot dit risico kan zijn dat aankopen boven €1.000 altijd twee goedkeuringen dienen te hebben. Een mogelijke verklaring voor de afwijking zou dus kunnen zijn dat de waarde van de aankoop minder dan €1.000 was. De afwijkingen van deze groep initiëren een vervolgonderzoek om de relevante business rules te testen.

Wanneer een vervolgonderzoek wordt opgezet om een bepaalde afwijking van naderbij te bekijken, worden eerst terug transactiegegevens verzameld. Als we teruggrijpen naar het voorbeeld waarin maar één goedkeuring plaatsvond en waar een mogelijke verklaring zit in de genoemde business rule van de €1.000-grens, zullen de transactiegegevens opgevraagd worden van (alle) aankopen waarin maar één goedkeuring aanwezig was. Deze deelpopulatie wordt vervolgens getoetst aan de relevante business rule. Indien er tussen deze transacties en de business rules weer afwijkingen zijn, wordt hetzelfde subprocess 'Analyseer lijst met procesafwijkingen' herhaald als voorheen.

De output van het voorgestelde proces rond het testen van interne controles is een lijst van anomalieën die verder onderzocht moeten worden. Dit zijn afwijkingen die niet gerelateerd kunnen worden aan gekende risico's en bijgevolg niet afgedekt kunnen worden door aan een bepaalde business rule te voldoen.

4 Process mining en internecontroletoetsen

Zoals gezegd is in de procesweergave in figuur 1 geabstraheerd van enkele karakteristieken van het proces. Zowel de manier waarop de stap wordt uitgevoerd (manueel versus automatisch), als de eigenschappen van de data (volledige populatie versus steekproef) zijn buiten beschouwing gelaten. In deze paragraaf worden de fasen toegelicht waar process mining-technieken zouden kunnen bijdragen.

Wanneer transactiegegevens uit een informatiesysteem worden verzameld en deze gebruikt worden om procesuitvoeringen te reconstrueren, wordt een event log gebouwd. Deze stap wordt vaak buiten beschouwing gelaten wanneer de mogelijkheden van process mining worden toegelicht, hoewel dit in werkelijkheid een uitdagende stap is. Bijvoorbeeld, wanneer de transactiegegevens in een ERP-systeem opgeslagen zijn, levert dit verschillende moeilijkheden om deze in een event log-formaat te ordenen. De moeilijkheid kan vergeleken worden met het reduceren van een multidimensiona-

le werkelijkheid naar een twee-dimensionale event log. In de wetenschappelijke literatuur worden hier reeds technische ondersteuning voor aangereikt (Lu et al., 2015; Calvanese et al., 2015; González López de Murillas et al., 2016). Vanuit een business-perspectief is een procedure uitgeschreven om de technische beslissingen af te stemmen op de analysedoelstellingen.² Een dataset kan namelijk omgevormd worden tot verschillende event logs, ieder met een uniek perspectief op hetzelfde proces. Dit aspect is van groot belang bij een process mining-aanpak binnen de controle. Zowel de controller, als eventueel de accountant die verder wil bouwen op deze resultaten, moeten ter dege op de hoogte zijn van de voor- en nadelen van de event log-structuur die gehanteerd is. De consequenties van bepaalde voorkeuren in een controlecontext zouden onderwerp moeten zijn voor toekomstig onderzoek.

Als eenmaal een event log gebouwd is, kunnen beschrijvende process mining-statistieken gebruikt worden om te kijken welke procesuitvoeringen al dan niet overeenstemmen met het normatief model (de derde stap in figuur 1). Hierbij kan, vanuit een technisch oogpunt, de volledige populatie in de beschouwing worden betrokken. Momenteel is de verwerking hiervan nog een tijdrovende aanpak, daar de beschrijvende statistieken procesuitvoeringen groeperen per procesvariant. Bijvoorbeeld: "de variant 'Creëer order, keur goed, ontvang bestelling, ontvang factuur, betaal factuur' is gevolgd door 12 345 aankooporders". In een werkelijke event log zijn gemakkelijk duizenden verschillende varianten die dan individueel afgetoetst moeten worden. Dit maakt het verwerken van de volledige populatie, hoewel technisch mogelijk als startpunt, niet haalbaar. Indien men het normatief procesmodel in een procesaal noteert, is het mogelijk om via process mining-technieken deze stap via conformance checking-technieken uit te voeren, wat het manuele aspect reduceert. Dan worden alle procesuitvoeringen geclassificeerd in twee groepen: conform het procesmodel en niet conform het procesmodel (Rozinat & Van der Aalst 2008). Deze aanpak resulteert vaak in veel 'false positives', daar het model vaak enkel het 'happy path' weergeeft, de gewenste standaardstroom. Recentere conformance checking-technieken leveren meer gedetailleerde inzichten, zoals deze van Adriansyah et al. (2011), maar deze hebben dan als nadeel dat ze geen aggregatie meer toepassen, wat het verwerken van de uitkomst onhaalbaar maakt. Verder onderzoek naar een goede indeling van afwijkingen in verschillende typen lijkt daarom noodzakelijk (Hosseinpour & Jans 2016). Indien een goede indeling van afwijkingen gevonden kan worden, die resulteert in een beheersbare set van typen afwijkingen, zal dat het subprocess 'analyseer lijst met procesafwijkingen' faciliteren. Zolang deze indeling niet beschikbaar is, is het opnemen van de volledige populatie voor controletoetsen niet realistisch.

Hoewel het verwerken van alle afwijkingen in de populatie van het normatief model momenteel niet haalbaar is, is het wel mogelijk om te starten met de volledige populatie en via beschrijvende statistieken al eerste inzichten te krijgen. Bijvoorbeeld als de top-tien procesvarianten aanvaardbaar zijn, maar dit slechts 40% van de populatie beslaat, geeft dit meer voeling met het proces in vergelijking met enkel te werken met een steekproef.

De stap waarin een nieuwe dataset van transacties wordt vergeleken met business rules kan ook ondersteund worden door process mining-technieken. Dit is een andere vorm van conformance checking. Deze keer is de input een event log met een set regels, waar in de vorige stap de input een event log met een procesmodel was. Om een event log met een set van regels te vergelijken zijn andere algoritmen voorhanden (Van der Aalst et al., 2005; Caron et al., 2013; Ramezani et al., 2012), maar met eenzelfde doel: nagaan of werkelijke procesuitvoeringen (de log) overeenkomen met vooropgestelde criteria. Deze algoritmen zijn reeds goed ontwikkeld en kunnen in hun huidige vorm dienen voor het doel in deze context.

5 Conclusie

Data analytics en accounting worden recent steeds vaker aan elkaar gelinkt. De mogelijke voordelen worden aangehaald, maar concrete aanwijzingen naar hoe deze te combineren ontbreken vaak. In dit artikel wordt ingegaan op een specifieke aanpak om gegevensgerichte analyses te verrichten: process mining. Process mining omhelst het domein dat in opgeslagen procesgegevens in een informatiesysteem, de werkelijke procesuitvoeringen ontdekt en visualiseert. Door de focus op processen, lenen deze technieken zich tot het testen van interne controles die eveneens aan processen gerelateerd zijn. In het artikel werd eerst een procesmatige weergave van internecontroletoetsing gepresenteerd. Dit vereenvoudigt het identificeren van concrete toepassingsmogelijkheden van process mining binnen internecontroletoetsen. In een tweede fase werd aangeduid hoe process mining-technieken concreet kunnen bijdragen aan dit proces.

Een eerste aspect van de process mining-aanpak is het bouwen van een event log, waar nog onderzocht dient te worden wat de implicaties zijn van verschillende

logstructuren. Dit onderzoek wordt best uitgevoerd in een samenwerkingsverband tussen praktijk en wetenschapper. Zolang dit onderzoek niet uitgevoerd is, is het aanbevolen om de limieten van de gehanteerde logstructuur duidelijk mee op te nemen in de rapportering.

De huidige mogelijkheden van process mining in het perspectief van internecontroletoetsen situeren zich vooral in het identificeren van afwijkende procesuitvoeringen ten opzichte van het normatief procesmodel en ten opzichte van bepaalde business rules. Ondanks dat de volledige populatie van transacties op een geautomatiseerde wijze geanalyseerd kan worden, zal dit momenteel nog leiden tot het nemen van steekproef in de vervolgfase: de analyse van de afwijkingen. Deze steekproef is volgens het exception-based principe, waarbij controles gebaseerd zijn op de uitzonderingen. Een goede classificatie van afwijkingen die ervoor zorgt dat alle afwijkingen in de volledige populatie gescreend kunnen worden, is evenwel nog niet beschikbaar. In een eerste fase zou wetenschappelijk onderzoek naar de manieren waarop controllers afwijkingen intuïtief categoriseren, uitgevoerd moeten worden. Ook inzichten naar welke types van informatie gebruikt worden om te oordelen over risico's, zouden gerapporteerd moeten worden. De praktijk zou hier zelf ook toe kunnen bijdragen door hun informatiebehoeften tijdens internecontroletoetsen expliciet te maken. Vervolgens kunnen deze inzichten aangereikt worden aan de ontwikkelaars van algoritmes, opdat de output van hun werk afgestemd is op de noden van de controller, en vervolgens op die van de accountant. ■

Prof. dr. M.J. Jans is docent Accounting Information Systems aan de Universiteit Hasselt. Zij heeft 5 jaar als (senior) manager bij Deloitte België gewerkt. Sinds 2014 is zij terug naar het academische gekeerd, naar de vakgroep bedrijfsinformatiesystemen. Haar onderzoek is gericht op het toepasbaar maken van process mining voor auditors. M. Hosseinpour is doctoraatstudent aan de onderzoeksgroep Beleidsinformatica van de Universiteit Hasselt. Haar onderzoek is gericht op toepassingen van data analytics en process mining in auditing. Haar master was in Kunstmatige Intelligentie aan KULeuven.

Noten

■ Zie persbericht op de website van AICPA: <https://www.aicpa.org/press/pressreleases/2015/pages/rutgersandaicpaunveildatanaanalyticsresearchinitiative.aspx>.

■

■ Doi procedure: 10.13140/RG.2.2.11343.69289.

- Aalst, W.M.P. van der, Beer, H.T. de, & Dongen, B.F. van (2005). Process mining and verification of properties: An approach based on temporal logic. In R. Meersman en Z. Tari (eds.), *On the move to meaningful internet systems 2005: CoopIS, DOA, and ODBASE: OTM Confederated International Conferences, CoopIS, DOA, and ODBASE 2005, Agia Napa, Cyprus, October 31 - November 4, 2005. Proceedings, Part I*, (pp. 130-147). Berlin, Heidelberg: Springer.
- Aalst, W.M.P. van der, & Koopman, A. (2015). Process mining: data analytics voor de accountant die wil weten hoe het nu echt zit. *Maandblad voor Accountancy en Bedrijfseconomie*, 89(10): 359-368.
- Adriansyah, A., Dongen, B.F., & Aalst, W.M.P. van der (2011). Towards robust conformance checking. In M. zur Muehlen em J. Su (eds). *Business Process Management Workshops. BPM 2010. Lecture Notes in Business Information Processing*, vol 66 (pp. 122-133). Springer, Berlin, Heidelberg.
- Borthick, A.F. (2012). Designing continuous auditing for a highly automated procure-to-pay process. *Journal of Information Systems*, 26(2): 153-166.
- Brown-Liburd, H., Issa, H., & Lombardi, D. (2015). Behavioral implications of big data's impact on audit judgment and decision making and future research directions. *Accounting Horizons*, 29(2): 451-468.
- Calvanese, D., Montali, M., Syamsiyah, A., & Aalst, W.P.M. van der (2015). Ontology-driven extraction of event logs from relational databases. Paper presented at BPI 2015 Workshop, Innsbruck, Austria (September 2014). Accepted for publication, 2015. Geraadpleegd op http://www.processmining.org/_media/blogs/pub2015/calv-mont-syam-aals-bpi-2015.pdf.
- Caron, F., Vanthienen, J., & Baesens, B. (2013). Comprehensive rule-based compliance checking and risk management with process mining. *Decision Support Systems*, 54(3): 1357-1369.
- Depaire, B., Swinnen, J., Jans, M., & Vanhoof, K. (2013). A Process Deviation Analysis Framework. In M. Rosa en P. Soffer eds.). *Business Process Management Workshops: BPM 2012 International Workshops, Tallinn, Estonia, September 3, 2012. Revised Papers* (pp. 701-706). Berlin, Heidelberg: Springer.
- Dowling, C., & Leech, S. (2007). Audit support systems and decision aids: Current practice and opportunities for future research. *International Journal of Accounting Information Systems*, 8(2): 92-116.
- Earley, C.E. (2015). Data analytics in auditing: Opportunities and challenges. *Business Horizons*, 58(5): 493-500.
- Eimers, P., & Leeuwen, O.C. van (2015). De typologie als basis voor een effectieve en efficiënte data-analyse. *Maandblad voor Accountancy en Bedrijfseconomie*, 89(10): 348-358.
- González López de Murillas, E., Reijers, H.A. & Aalst W.M.P. van der (2016). Connecting databases with process mining: A meta model and toolset. In R. Schmidt, W. Guédria, I. Bider and S. Guerreiro (eds). *Enterprise, business-process and information systems modeling: 17th International Conference, BPMDS 2016, 21st International Conference, EMMSAD 2016, Held at CAiSE 2016, Ljubljana, Slovenia, June 13-14, 2016 , Proceedings* (pp. 231-249).. Cham: Springer International.
- Hosseinpour, M., & Jans, M. (2016). Categorizing identified deviations for financial statements auditing. Paper presented at International Symposium on Data-driven Process Discovery and Analysis (SIMPDA), Graz.
- Institute for Chartered Accountants in England and Wales (ICAEW) (2016). *Data analytics for external auditors. International Auditing Perspectives*. Geraadpleegd op <https://www.icaew.com/-/media/corporate/files/technical/iaa/tecpln14726-iaae-data-analytics---web-version.ashx>.
- International Auditing and Assurance Standards Board (IAASB) (2016). *Exploring the growing use of technology in the audit, with a focus on data analytics*. Geraadpleegd op <https://www.ifac.org/publications-resources/exploring-growing-use-technology-audit-focus-data-analytics>.
- International Auditing and Assurance Standards Board (IAASB). (2010). Understanding the entity and its environment and assessing the risks of material misstatement (and related appendices). In *ISA 315*. New York: International Federation of Accountants. Geraadpleegd op http://www.ifac.org/system/files/downloads/2008_Auditing_Handbook_A100_ISA_315.pdf.
- Jans, M., Alles, M.G., & Vasarhelyi, M.A. (2014). A field study on the use of process mining of event logs as an analytical procedure in auditing. *The Accounting Review*, 89(5): 1751-1773.
- Juan, Z., Xiongsheng, Y. & Appelbaum, D. (2015). Toward effective big data analysis in continuous auditing. *Accounting Horizons*, 29(2): 469-476.
- Kogan, A., Alles, M.G., Vasarhelyi, M.A., & Jia, W. (2014). Design and evaluation of a continuous data level auditing system. *Auditing: A Journal of Practice & Theory*, 33(4): 221-245.
- Krahel, J.P., & Titera, W.R. (2015). Consequences of big data and formalization on accounting and auditing standards. *Accounting Horizons*, 29(2): 409-422.
- Lu, X., Nagelkerke, M.Q.L., Wiel, D. van de, & Fahland, D. (2015). Discovering interacting artifacts from ERP systems (extended version). *BPM Reports* 1508. Geraadpleegd op <https://pure.tue.nl/ws/files/3858915/36324235178354.pdf>.
- Min, C., Chychyla, R., & Stewart, T. (2015). Big data analytics in financial statement audits. *Accounting Horizons*, 29(2): 423-429.
- Pei, L., Chan, D.Y., & Kogan, A. (2016). Exception prioritization in the continuous auditing environment: A framework and experimental evaluation. *Journal of Information Systems*, 30(2): 135-157.
- Ramezani, E., Fahland, D., & Aalst, W.M.P. van der (2012). Where did I misbehave? Diagnostic information in compliance checking. In A. Barros, A. Gal en E. Kindler (eds.). *Business Process Management: 10th International Conference, BPM 2012, Tallinn, Estonia, September 3-6, 2012. Proceedings* (pp. 262-278).. Berlin, Heidelberg: Springer.
- Rozinat, A., & Aalst, W.M.P. van der (2008). Conformance checking of processes based on monitoring real behavior. *Information Systems*, 33(1): 64-95.
- Swennen, M., Janssenswillen, G., Jans, M., Depaire, B., & Vanhoof, K. (2015). Capturing process behavior with log-based process metrics. Paper presented at 5th International Symposium on Data-driven Process Discovery and Analysis, 2015, Vienna.
- Titera, W.R. (2013). Updating audit standard-Enabling audit data analysis. *Journal of Information Systems*, 27(1): 325-331.
- Vasarhelyi, M.A., Kogan, A., & Tuttle, B.M. (2015). Big data in accounting: An overview. *Accounting Horizons*, 29(2): 381-396.
- Verkruijsse, H. (2015). Met continuous monitoring naar continuous data level assurance; de volgende stap in interne beheersing. *Maandblad voor Accountancy en Bedrijfseconomie*, 89(10): 369-376.
- Warren, J.J.D., Moffitt, K.C., & Byrnes, P. (2015). How big data will change accounting. *Accounting Horizons*, 29(2): 397-407.
- Yoon, K., Hoogduin, L., & Zhang, L. (2015). Big data as complementary audit evidence. *Accounting Horizons*, 29(2): 431-438.