



UHASSELT

KNOWLEDGE IN ACTION

Faculteit Bedrijfseconomische Wetenschappen

master handelsingenieur in de beleidsinformatica

Masterthesis

De impact van interactieve tooling op risico-aversie tijdens procesanalyse

Juline Eerdekens

Scriptie ingediend tot het behalen van de graad van master handelsingenieur in de beleidsinformatica

PROMOTOR :

Prof. dr. Mieke JANS



UHASSELT

KNOWLEDGE IN ACTION

www.uhasselt.be
Universiteit Hasselt
Campus Hasselt:
Martelarenlaan 42 | 3500 Hasselt
Campus Diepenbeek:
Agoralaan Gebouw D | 3590 Diepenbeek

2023
2024



Faculteit Bedrijfseconomische Wetenschappen

master handelsingenieur in de beleidsinformatica

Masterthesis

De impact van interactieve tooling op risico-aversie tijdens procesanalyse

Juline Eerdekens

Scriptie ingediend tot het behalen van de graad van master handelsingenieur in de beleidsinformatica

PROMOTOR :

Prof. dr. Mieke JANS

De impact van interactieve tooling op risico-aversie tijdens de procesanalyse

Juline Eerdekens

Business Informatics, University Hasselt
Agoralaan, Diepenbeek, 3590, Belgium

2024

Deze studie richt zich op de invloed van interactieve tools op de risico-inschattingen en cognitieve belasting van auditors tijdens de procesanalyse in de auditpraktijk. Een within-subject experimenteel ontwerp werd toegepast, waarbij auditors werden blootgesteld aan zowel statische als interactieve weergaven van omzet-gerelateerde transacties. De resultaten laten zien dat het gebruik van interactieve tools significant de cognitieve belasting van auditors vermindert, wat resulteert in minder conservatieve risico-inschattingen. Deze bevindingen ondersteunen de theorie van cognitieve fit, waarbij de wijze van informatiepresentatie een impact heeft op de cognitieve inspanning die nodig is voor verwerking. Bovendien tonen de bevindingen aan dat auditors die interactieve tools gebruiken, minder risico-avers gedrag vertonen. Het integreren van interactieve tools in auditprocessen kan daarom de efficiëntie van audits verbeteren door de cognitieve belasting te verminderen en de besluitvorming te vergemakkelijken. Deze resultaten dragen bij aan een beter begrip van hoe technologische hulpmiddelen de auditpraktijk kunnen transformeren en benadrukken het potentieel van interactieve tools om de kwaliteit en efficiëntie van audits te verbeteren. Toekomstig onderzoek met grotere steekproeven en in diverse contexten is nodig om deze bevindingen verder te verifiëren en uit te breiden.

Keywords: *Interactieve tools; Cognitieve belasting; Risico-inschattingen; Besluitvorming; Auditing*

1 Inleiding

Volgens de commissie van basisbegrippen in auditing van de American Accounting Association (AAA), wordt auditing gedefinieerd als “een systematisch proces waar de auditor objectief bewijs verzamelt en beoordeelt, met betrekking tot beweringen over financiële activiteiten en gebeurtenissen.” Het doel van dit proces is om te bepalen hoe goed deze beweringen aansluiten met de gestelde normen en dit te rapporteren aan belanghebbenden (Branson et al. 2022). Op die manier kan informatie-asymmetrie tussen belanghebbende verminderd worden. Eenvoudig gezegd is een audit het proces waarbij een onafhankelijke auditor de juistheid en betrouwbaarheid van de financiële rapporten van een organisatie controleert en rapporteert.

Om hun oordeel over de nauwkeurigheid en betrouwbaarheid van financiële overzichten te ondersteunen, verzamelen auditors informatie die controle-informatie wordt genoemd (Appelbaum et al. 2017). Controle-informatie kan worden verzameld via verschillende procedures, waaronder inspectie, observatie, bevestiging, herberekening, heruitvoering en analytische procedures (Commerford et al. 2017; Branson et al. 2022). Deze informatie moet zowel voldoende als geschikt zijn (e.g. (Appelbaum et al. 2017; Barr-Pulliam et al. 2022)). De auditor bepaalt of er voldoende en geschikte controle-informatie is om een oordeel te kunnen vormen bij het inschatten van de risico's op een afwijking van materieel belang (Barr-Pulliam et al. 2022, 2024; Brown-Liburd et al. 2015). Naarmate het risico toeneemt, neemt ook de behoefte aan ondersteunend bewijsmateriaal toe Branson et al. (2022).

De opkomst van Big Data heeft een grote impact gehad op controle-informatie en de manier waarop auditors beslissingen nemen. Dankzij de vooruitgang in de technologie en de beschikbaarheid van enorme hoeveelheden gegevens, hebben auditors nu toegang tot meer uitgebreide en diverse informatiebronnen voor hun audits (Brown-Liburd et al. 2015). Deze toename in de hoeveelheid en verscheidenheid van gegevens biedt zowel kansen als uitdagingen voor auditors. Enerzijds stelt het gebruik van Big Data bij het verzamelen van controle-informatie auditors in staat om een completer beeld te krijgen van de financiële activiteiten van een organisatie. Door grotere en meer diverse datasets te analyseren, kunnen auditors patronen, trends en afwijkingen identificeren die wellicht onopgemerkt zouden blijven met traditionele methoden (Chang and Luo 2021; Hezam et al. 2023). De kern van het probleem bij audits ligt wellicht dus niet meer bij de hoeveelheid beschikbare informatie, maar eerder bij de tijdige toegang tot relevante data en de geschiktheid van analyse-tools (Barr-Pulliam et al. 2022). Aan de andere kant kunnen auditors problemen ondervinden bij het verwerken van grote hoeveelheden data, wat kan leiden tot onzekerheid in de controle-informatie (Brown-Liburd and Vasarhelyi 2015). Problemen met data-overvloed, onduidelijkheid en beperkte toegang kunnen ertoe leiden dat auditors terugvallen op vereenvoudigde besluitvormingsprocessen of belangrijke informatie over het hoofd zien, met negatieve gevolgen voor de kwaliteit van de controle (Holt and Loraas 2021; Brown-Liburd et al. 2015). Vanwege tijd- en budgetbeperkingen worden auditors gedwongen om controle-informatie te selecteren die zowel

voldoende als geschikt is om hun doelen te ondersteunen. Auditors staan voor de uitdaging om waarde te halen uit de toenemende hoeveelheid beschikbare informatie en om ervoor te zorgen dat hun audit oordelen gebaseerd zijn op relevante en betrouwbare gegevens van hoge kwaliteit (Brown-Liburd and Vasarhelyi 2015).

Onduidelijke informatie in controle-informatie kan de kwaliteit van de audit negatief beïnvloeden. Dit komt doordat onduidelijkheid de cognitieve belasting verhoogt die auditors ervaren tijdens het verwerken en beoordelen van informatie (Holt and Loraas 2021). Cognitieve belasting is de mentale inspanning die het werkgeheugen levert bij het verwerken van informatie. Wanneer er meer informatie verwerkt moet worden, neemt de cognitieve belasting toe (Blaywais and Rosenboim 2019; Bierstaker and Brody 2001). Onderzoek toont aan dat een hoge cognitieve belasting de besluitvorming negatief beïnvloedt. Mensen met een hoge cognitieve belasting zijn meer risico-avers (Blaywais and Rosenboim 2019; Holt and Loraas 2021; Deck and Jahedi 2015). Dit wijst er sterk op dat cognitieve belasting het vermogen van een individu om effectieve beslissingen te nemen aanzienlijk aantast. Wanneer auditors risico-avers zijn, kunnen ze geneigd zijn om te kiezen voor veiligere, meer conservatieve beslissingen om het risico op negatieve uitkomsten te minimaliseren (Hardin et al. 2017). Dit kan leiden tot overmatig voorzichtig gedrag en mogelijk het overzien van belangrijke informatie (Holt and Loraas 2021). Bovendien kan risico-aversie de efficiëntie van audits belemmeren, omdat auditors mogelijk te veel tijd besteden aan het minimaliseren van risico's in plaats van zich te richten op belangrijkere aspecten van de audit. Wanneer auditors belangrijke fouten maken, kan dit leiden tot financiële schade voor het bedrijf en reputatieschade voor de auditor (Ballou et al. 2021). Onder druk van een hoge cognitieve belasting kiezen auditors daarom misschien liever voor een veiligere aanpak om het risico op dergelijke negatieve uitkomsten te minimaliseren.

Er wordt verondersteld dat de integratie van interactieve hulpmiddelen in het auditproces de cognitieve belasting voor auditors kan verminderen, waardoor hun neiging tot risicomijdend gedrag tijdens de procesanalyse afneemt (Holt and Loraas 2021). Interactieve hulpmiddelen, zoals Decision Support Systems (DSS) met geavanceerde visualisatie mogelijkheden, worden gezien als waardevolle hulpmiddelen in het besluitvormingsproces (Arnott and Pervan 2014). Ze kunnen de complexe taak van het verwerken en interpreteren van grote hoeveelheden controle-informatie effectief vereenvoudigen. Door gegevens op een visueel toegankelijke manier te presenteren, kunnen auditors gemakkelijk ruis uit de informatie filteren, patronen en afwijkingen identificeren en een beter begrip krijgen van het onderliggende verhaal bij de gegevens (Rana et al. 2023; Chang and Luo 2021). Bovendien kunnen interactieve hulpmiddelen dienen als medium voor auditors om op een intuïtieve en efficiënte manier met de gegevens om te gaan, door zelf de weergave van informatie te kiezen, waardoor minder cognitieve inspanning nodig is voor het verwerken van informatie (Anderson et al. 2020). Interactieve tools kunnen auditors helpen waardevolle inzichten uit gegevens te halen en betere beslissingen te nemen door de cognitieve belasting te verminderen en een effectievere besluitvormingsomgeving te creëren.

Deze studie onderzoekt de impact van interactieve tools op de risicoaversie van auditors tijdens de procesanalyse. Gezien de aanzienlijke investeringen van auditkantoren in de afgelopen jaren in audit data analytics, die aangeven dat de branche de auditpraktijk wil transformeren (Eilifsen et al. 2020), is dit onderzoek bijzonder relevant. Bovendien gaan technologische ontwikkelingen in de auditsector vaak gepaard met hoge auditkosten (Eulerich et al. 2023), wat de noodzaak benadrukt om de juiste tools op een effectieve manier te implementeren. De studie erkent dat interactieve tools de cognitieve belasting kunnen verminderen, wat resulteert in een verminderde risicoaversie. Het onderzoek biedt praktische suggesties voor auditbedrijven, die hen helpen de kwaliteit en effectiviteit van audits te verbeteren door nieuwe tools te ontwikkelen en te implementeren. Daarnaast draagt het bij aan de academische kennis door een beter begrip van het besluitvormingsgedrag en de rol van technologie bij audits.

Deze thesis is onderverdeeld in verschillende secties. Het begint met een overzicht van bestaande literatuur, waarin eerder onderzoek naar interactieve tooling en risicoaversie wordt behandeld. Ook worden de hypothese en onderzoeksvraag behandeld in deze sectie. Hierna volgt het hoofdstuk over de methodologie, waarin de gekozen interactieve tooling, methoden voor gegevensverzameling en het experiment worden beschreven. Het resultatenhoofdstuk presenteert en analyseert vervolgens de verzamelde gegevens in relatie tot de onderzoeksvragen, die verder worden besproken in de discussie sectie. Tot slot wordt de thesis afgesloten met een bespreking van de bevindingen, hun implicaties voor auditors en auditkantoren en suggesties voor toekomstig onderzoek op dit gebied.

2 Gerelateerde literatuur en hypothese

2.1 Cognitieve belasting

De *Theory of Cognitive Fit* van Vessey (1991) stelt dat de "fit" tussen taak en informatieformaat ervoor zorgt dat cognitieve inspanningen geoptimaliseerd worden. Als er sprake is van een goede cognitieve fit, leidt dit tot een consistente en accurate mentale weergave van het probleem, wat leidt tot betere prestaties (Kelton et al. 2010). Volgens deze theorie neemt de effectiviteit en efficiëntie van het oplossen van problemen toe wanneer het formaat van de informatie goed geschikt is voor de taak die moet worden uitgevoerd (Vessey 1991). Naast de taak die de besluitvormer moet uitvoeren, hebben ook de individuele kenmerken van de beslisser een invloed op de cognitive fit van de informatiepresentatie (Dilla et al. 2010). De manier waarop individuen beslissingen nemen, is echter niet noodzakelijkerwijs constant in de tijd. De uitputting van de beperkte cognitieve hulpbronnen van mensen heeft een negatieve invloed op hun prestaties bij het uitvoeren van taken (Engin and Vetschera 2017; Bierstaker and Brody 2001). Deze uitputting kan optreden wanneer de cognitieve belasting toeneemt, bijvoorbeeld door het moeten verwerken van een probleemrepresentatie die niet aansluit bij de cognitieve stijl van de beslisser (Engin and Vetschera 2017). In dergelijke omstandigheden hebben mensen de neiging om heuristieken toe te passen of stoppen ze eerder met het verwerken van informatie, als strategie om cognitieve stress te verminderen (Holt and Loraas 2021). Individuen die te maken hebben met een hoge cognitieve belasting neigen over het algemeen naar risico-avers gedrag en nemen conservatievere beslissingen (Blaywais and Rosenboim 2019; Holt and Loraas 2021; Deck and Jahedi 2015). Big Data Analytics, het proces van inspecteren, opschonen, transformeren, modelleren, analyseren, extraheren en communiceren van informatie, kan auditors ondersteunen door ruis in informatie te verminderen. Dit helpt hen bij het kiezen van relevante gegevens uit diverse bronnen. Dit vermindert de kans op fouten die worden gemaakt als gevolg van een hoge cognitieve belasting (Ahmad 2019; Sihombing et al. 2023; Dilla et al. 2010). Verschillende presentatieformaten zijn onderzocht door onderzoekers om de beste manier te bepalen waarop informatie wordt gepresenteerd voor besluitvorming. Geen enkele methode is echter duidelijk superieur gebleken, maar het is wel vastgesteld dat een overvloed aan informatie niet altijd gunstig is (Bierstaker and Brody 2001). Het is in ieder geval duidelijk dat de keuze van de presentatiemethode een belangrijke impact kan hebben op een beslisser (bijv. Anderson and Mueller 2005; Bierstaker and Brody 2001; Engin and Vetschera 2017; Kelton et al. 2010; Holt and Loraas 2021).

2.2 Auditing en risicobepaling

Vanuit het perspectief van de auditor is auditkwaliteit hoog wanneer het auditplan en de implementatie ervan potentiële risico's adequaat adresseert (Handoko et al. 2023), zoals het risico van een klantfaillissement, wat aanzienlijke kosten voor de auditor met zich mee kan brengen (Allen et al. 2006). De auditkwaliteit verbetert wanneer auditors beoordelen hoe effectief de interne controles over financiële

rapporten (ICFR) van een bedrijf zijn. Dit helpt hen te beslissen hoeveel testen ze moeten doen op de daadwerkelijke cijfers in de financiële overzichten en hoe waarschijnlijk het is dat er fouten van materieel belang in die overzichten zitten (Barr-Pulliam et al. 2017; Branson et al. 2022). De beoordeling van het risico op een materiële afwijking wordt gebaseerd op zowel het inherente risico¹ als het intern beheersingsrisico², welke vaak door elkaar worden gehaald (Allen et al. 2006). De inschatting van deze risico's door de auditor beïnvloedt het niveau van het ontdekkingsrisico, wat het risico is dat een materiële afwijking niet wordt ontdekt. Deze factoren bepalen de omvang en aard van de controlewerkzaamheden die moeten worden uitgevoerd tijdens de audit (Branson et al. 2022). Een grondige risicobeoordeling is cruciaal tijdens de audit. Analytische procedures spelen een essentiële rol in de risicobeoordelingsfase, waarbij cijferanalyses ongebruikelijke relaties en andere inzichten aan het licht brengen die wijzen op mogelijke afwijkingen van materieel belang (Appelbaum et al. 2017; Baaske et al. 2024; Brown-Liburd et al. 2015).

2.3 Interactiviteit en visualisatie van data

Hoewel grote auditkantoren de afgelopen jaren zwaar hebben geïnvesteerd in Audit Data Analytics om hun audit processen te verbeteren (Eilifsen et al. 2020), zijn ze terughoudend om deze tools volledig te benutten vanwege onzekerheid over hoe externe partijen deze benaderingen beoordelen (Emett et al. 2023). Daarnaast hebben vele auditors het ook moeilijk om de juiste match te vinden voor opkomende technologieën in hun werk (Eulerich et al. 2023). Uit een experiment van Emmett et al. (2023) blijkt dat externe partijen data-analyse auditprocedures als minder kwalitatief beschouwen omdat ze minder inspanning kosten. Eulerich et al. 2023 onderzochten of het gebruik van technologiegebaseerde audittechnieken verband houdt met de effectiviteit, efficiëntie en kosten van audits. Ze ontdekten dat een grotere inzet van deze technieken samenhangt met verbeteringen in de effectiviteit en efficiëntie van de controletaken, maar dat er wel hogere auditkosten aan gepaard gaan. Bovendien stellen ze vast dat auditors zelf de technieken als waardevol ervaren. Hierdoor kunnen auditors meer audits afronden, meer risicofactoren ontdekken en wordt het aantal auditdagen verminderd. (Eulerich et al. 2023).

Veel van de data-analysetools die worden geïmplementeerd, combineren zowel datavisualisatie als interactieve functies (Baaske et al. 2024; Dilla et al. 2010). Interactieve datavisualisatie stelt gebruikers in staat om gegevens te selecteren die ze willen bekijken en het formaat ervan aan te passen om inzicht te verkrijgen in de omvangrijke hoeveelheid gegevens die wordt gegenereerd en opgeslagen door informatiesystemen (Dilla et al. 2010).

Volgens Dilla et al. (2010) omvat informatievevisualisatie drie essentiële elementen: interactie, selectie

¹Het inherent risico wordt omschreven als het risico dat er ten aanzien van een bewering met betrekking tot een specifieke transactiestroom, rekeningsaldo of in de financiële overzichten opgenomen toelichtingen een afwijking van materieel belang voorkomt. (ISA 200)

²Het interne beheersingsrisico verwijst naar het risico dat fouten of afwijkingen van materieel belang met betrekking tot een bepaalde transactiestroom, rekeningsaldo, of informatie in de financiële overzichten niet worden voorkomen of niet tijdig worden ontdekt door de interne beheersingsmaatregelen van de entiteit. (ISA 200)

en representatie. Interactie maakt het mogelijk om verschillende weergaven van gegevens te verkennen, wat leidt tot nieuwe inzichten tijdens het analyseren van de data. Selectie betekent het kiezen van welke gegevens worden weergegeven om door grote datasets te navigeren en vervolgens een specifieke subset van gegevens te presenteren. Representatie omvat de manier waarop de gegevens worden afgebeeld, zoals tekst of grafische weergaven (Dilla et al. 2010).

Interactiviteit speelt een cruciale rol in het proces van besluitvorming, waarbij besluitvormers de mogelijkheid hebben om beslissingsondersteunende informatie te selecteren op basis van hun behoeften en voorkeuren, in tegenstelling tot een vooraf bepaalde set van informatie door ontwerpers (Dilla et al. 2010). Onderzoek benadrukt dat het onder de meeste omstandigheden de nauwkeurigheid van de beslissing kan verbeteren wanneer gebruikers zelf de manier kunnen kiezen waarop de informatie wordt gepresenteerd (Dilla et al. 2010; Chu and Yong 2021; Holt and Loraas 2021), in het bijzonder diens cognitieve stijl (Engin and Vetschera 2017).

2.4 Onderzoeksvraag en hypotheses

Uit de literatuur blijkt dat het verwerken van informatie, die niet past bij de cognitieve stijl van een beslisser, de cognitieve belasting verhoogt (Engin and Vetschera 2017; Kelton et al. 2010; Vessey 1991; Dilla et al. 2010). Bovendien suggereert de literatuur ook dat individuen met een verhoogde cognitieve belasting geneigd zijn tot meer risico-avers gedrag (Blaywais and Rosenboim 2019; Holt and Loraas 2021; Deck and Jahedi 2015). Deze correlatie is van bijzonder belang in het kader van de auditpraktijk, waar auditors regelmatig geconfronteerd worden met complexe data en besluitvormingsprocessen.

Het onderzoek van Holt and Loraas (2021) suggereert dat de aanwezigheid van gevarieerde data, zoals die typisch geassocieerd worden met big data, kan leiden tot conservatievere risico-inschattingen door auditors. Echter, zij veronderstellen dat de integratie van interactieve hulpmiddelen in het auditproces de cognitieve belasting voor auditors kan verminderen, waardoor hun neiging tot risicomijdend gedrag tijdens de procesanalyse afneemt (Holt and Loraas 2021). Dit kan zich vertalen in een verschuiving naar minder conservatieve risico-inschattingen, omdat auditors mogelijk meer vertrouwen hebben in hun vermogen om complexe informatie te verwerken en te analyseren met behulp van interactieve tools, zoals blijkt uit een onderzoek naar de implementatie van data-analysetools in auditprocessen (Sanoran and Ruangprapun 2023). Deze bevindingen vormen de basis voor het onderzoeken van de impact van interactieve tooling op risico-aversie tijdens de procesanalyse.

Daarom wordt de hypothese geformuleerd dat de integratie van interactieve tools in het auditproces de risicoaversie van auditors tijdens de procesanalyse zal verminderen door een minder conservatieve benadering te gebruiken bij het inschatten van risico's.

Hypothese 1: Auditors die gebruik maken van interactieve tools, beoordelen het risico op een fout van materieel belang in de omzetcontrole als lager dan auditors die gebruik maken van statisch bewijsmateriaal.

Naast de hoofdvraag wordt ook een subvraag met een bijhorende hypothese opgesteld om de verschillende aspecten van het onderwerp te verkennen: *Wat is de impact van interactieve tooling op de cognitieve belasting van de auditor tijdens de procesanalyse?*

Hypothese 2: De integratie van interactieve tools in het auditproces vermindert de cognitieve belasting van auditors tijdens de procesanalyse.

3 Methodologie

3.1 Experiment

Om de impact van een variabele op een andere variabele te meten, wordt vaak experimenteel onderzoek ingezet (Johannesson and Perjons 2021). Dit experiment maakt gebruik van een *within-subjects design*, ook wel bekend als *repeated measures design*, waarbij dezelfde deelnemers worden blootgesteld aan beide experimentele condities. Door gebruik te maken van dezelfde deelnemers in beide condities, worden de variabelen die verbonden zijn aan individuele verschillen verminderd (Charness et al. 2012). Dit is in het bijzonder belangrijk omdat verschillende individuele factoren, zoals IQ, een invloed kunnen hebben op de cognitieve belasting van een individu (Baaske et al. 2024; Deck and Jahedi 2015; Dilla et al. 2010; Engin and Vetschera 2017; Hamdam et al. 2022; Mala and Chand 2015). Daarnaast blijken ook factoren zoals leeftijd en ervaring een effect te hebben op het gebruik van informatiesystemen en risico-inschattingen (Hardani and Ramantha 2020; Ionescu and Turlea 2011). Een risico dat verbonden is aan het gebruik van een *within-subjects design*, is dat de volgorde waarin de condities worden gepresenteerd mogelijk bias bij de respondenten kan veroorzaken (Charness et al. 2012). Om dit risico te minimaliseren, zal de volgorde van de condities worden afgewisseld. Na afloop van het experiment zal worden gecontroleerd of de resultaten significant verschillen afhankelijk van de volgorde van de condities. Indien dit het geval is, zal worden geëvalueerd of de data bruikbaar is. Mochten de volgorde-effecten te sterk blijken, dan wordt alleen de data van de eerste conditie gebruikt, vergelijkbaar met de aanpak in een *between-subjects design*.

De gemanipuleerde variabele in dit experiment is de informatiestructuur. De deelnemers worden in twee groepen verdeeld. De ene helft wordt eerst blootgesteld aan een statische presentatie van het grootboek, gevolgd door een interactieve presentatie van een vergelijkbaar grootboek. De andere helft van de deelnemers krijgt deze presentaties in omgekeerde volgorde. In Bijlage 7.1 wordt beschreven hoe de data voor het grootboek in dit experiment werd gegenereerd. Om de betrouwbaarheid van de resultaten te waarborgen, blijven alle andere variabelen gedurende het experiment constant, zodat de effecten van de gemanipuleerde variabele nauwkeurig kunnen worden geïsoleerd en geanalyseerd.

3.1.1 Deelnemers

In het onderzoek namen 12 auditors deel, wat resulteerde in 24 observaties. Aanvankelijk werden algemene gegevens verzameld van de deelnemers, waaronder hun leeftijd, aantal ervaringsjaren binnen de auditsector, hun titel binnen het bedrijf en de organisatie waar ze werkzaam zijn. Daarnaast werd hen gevraagd hoe bekend ze zijn met auditprocedures voor de controle van omzet (1 = "Niet bekend", 5 = "Heel bekend"). Deze demografische en professionele informatie biedt inzicht in de diversiteit van de deelnemers, wat belangrijk is voor de generaliseerbaarheid van de resultaten.

3.1.2 Taakbeschrijving en onafhankelijke variabelen

Op basis van een interview met een ervaren auditor werden specifieke rubrieken binnen het Minimum Algemeen Rekeningstelsel (MAR) geselecteerd die relevant zijn voor de risico-inschattingen. Hierbij werden de rubrieken 700000 (omzet) en 700001 (creditnota's) gekozen als informatie om de controle van de omzet uit te voeren tijdens het experiment. Daarnaast werd een casus (Bijlage 7.2) ontwikkeld die de werking van een fictief bedrijf beschrijft en beschikbaar werd gesteld voor beide condities. Deze beschrijving diende als referentiekader voor de deelnemers bij het maken van risico-inschattingen en het begrijpen van de veranderingen in cijfers tussen twee boekjaren. Door deze aanpak wordt gewaarborgd dat de selectie van MAR-rubrieken en de casus gebaseerd zijn op de praktijkervaringen en expertise van een senior auditor, waardoor de relevantie en bruikbaarheid ervan in het onderzoek worden versterkt.

De jaarrekening en het achterliggende grootboek werden gepresenteerd in twee vormen: statisch en interactief. De statische weergave volgde de traditionele presentatie van boekhoudkundige informatie (Bijlage 7.3), terwijl de interactieve weergave deelnemers in staat stelde om specifieke gegevens in het grootboek te verkennen met interactieve elementen (Bijlage 7.4). Beide weergaven toonden de gegevens in tabelvorm en waren visueel zo vergelijkbaar mogelijk.

De interactieve elementen die werden geïntegreerd in de studie, zijn een combinatie van interactieve elementen besproken in de studies van Dilla et al. (2010), Heer and Shneiderman (2012), Baaske et al. (2024) en Yi et al. (2007).

- *Filteren:* Gebruikers kunnen gegevens tonen op basis van specifieke voorwaarden die relevant zijn voor hun analyse.
- *Sorteren:* Door gegevens te ordenen op verschillende parameters kunnen gebruikers snel inzicht krijgen in de structuur en inhoud van de gegevens.
- *Zoeken:* De zoekfunctie maakt het mogelijk voor gebruikers om specifieke informatie binnen de dataset te vinden door middel van trefwoorden of zoektermen.

Deze elementen zijn geselecteerd zodat de gebruikers gemakkelijk kunnen bepalen welke gegevens zij willen zien, gebaseerd op hun behoeften voor de omzetanalyse. Het is cruciaal dat er geen interactieve elementen worden gebruikt die ervoor zorgen dat de interactieve weergave meer gegevens presenteert dan de statische weergave, zoals berekeningen of aanvullende informatie.

Hoewel de interactieve weergave gebruikers meer controle biedt over de manier waarop zij de gegevens kunnen verkennen, werd ervoor gezorgd dat de onderliggende informatie dezelfde bleef als in de statische weergave, om consistentie te waarborgen.

Deelnemers worden gevraagd om bij elke weergave vragen te beantwoorden binnen een vastgestelde tijdslimiet van tien minuten. Hierdoor werd het mogelijk om de effectiviteit van beide presentatievormen te evalueren in het ondersteunen van het besluitvormingsproces van auditors.

3.1.3 Afhankelijke variabelen

De risico-inschatting van de auditors wordt gemeten aan de hand van drie vragen. Allereerst worden ze gevraagd welke documenten ze zouden opvragen bij de klant en welke testen ze zouden uitvoeren, zoals in het onderzoek van Anderson and Mueller (2005). Deze vragen dienen om de aard en omvang van de auditwerkzaamheden te bepalen, volgens de beoordeling van de auditor. Een grotere omvang van de controles, waarbij de auditor meer documenten opvraagt en aanvullende tests uitvoert, gaat samen met een hogere inschatting van het risico, zoals opgemerkt door Branson et al. (2022). Bovendien dragen deze vragen bij aan het behouden van alertheid bij de deelnemers tijdens het experiment. Vervolgens wordt gevraagd hoe hoog ze het risico op een materiële fout inschatten op een 5-punt likertschaal (1 = "zeer laag", 5 = "zeer hoog"). Deze benadering wordt ook gehanteerd in studies van Koreff (2022), Sihombing et al. (2023), Ionescu and Turlea (2011) en Holt and Loraas (2021). Zowel voor als na de presentatie van de financiële gegevens worden deze inschattingen gemaakt, waardoor we kunnen vaststellen hoe de risico-inschatting verandert na blootstelling aan verschillende presentatievormen.

Verder wordt ook de cognitieve belasting van de deelnemers vastgesteld, gebruikmakend van de "raw NASA-TLX" die is aangepast naar een 5-punts Likertschaal (bijlage 7.2, tabel 11). De NASA-TLX (Task Load Index) is een veelgebruikte methode om cognitieve belasting te meten en omvat zes aspecten: mentale eisen, fysieke eisen, tijdsdruk, prestatie, inspanning en frustratie. In dit onderzoek zijn de fysieke eisen niet relevant vanwege de aard van het experiment, en worden daarom niet meegenomen in de metingen of overwegingen.

Bovendien wordt wegingsproces van de traditionele TLX weggelaten op basis van bevindingen van Hart (2006) en Grier (2015), die aangeven dat dit een veelvoorkomende aanpassing is aan de NASA-TLX. Hierdoor spreken we van de "raw TLX" (RTLX), die populairder is geworden vanwege de eenvoudige toepassing. Onderzoek toont aan dat RTLX vergelijkbare effectiviteit heeft als de originele versie, wat betekent dat het weggelaten wegingsproces geen significante invloed lijkt te hebben op de bevindingen (Hart 2006; Grier 2015).

De RTLX-Score wordt bepaald door het gemiddelde te nemen van de scores op individuele aspecten. Traditioneel wordt het aspect 'prestatie' op een omgekeerde schaal weergegeven vanwege de negatieve correlatie met de cognitieve belasting. In deze studie is echter besloten om van deze conventie af te wijken om mogelijke verwarring in de antwoorden te voorkomen. In plaats daarvan is de omgekeerde score van dit aspect opgenomen in het gemiddelde.

4 Data analyse en resultaten

Om de analyse van de responsdata te vergemakkelijken, zijn alle antwoorden op vragen die gebruikmaken van een 5-punt likertschaal geconverteerd naar een uniforme schaal van 0 tot 1. Deze conversie draagt bij aan de standaardisering en vereenvoudiging van de analyse van de responsdata. De conversieprocedure houdt in dat elke optie op de Likertschaal wordt toegewezen aan een specifieke numerieke waarde op de schaal van 0 tot 1, waarbij "zeer laag" wordt geassocieerd met 0 en "zeer hoog" met 1, terwijl de tussenliggende opties lineair worden verdeeld tussen deze uitersten. Deze uniforme representatie van de responsdata biedt een betrouwbare basis voor statistische analyses. Het zorgt voor consistentie en precisie in de analyse van responsen, wat essentieel is voor de betrouwbaarheid en validiteit van de resultaten in wetenschappelijk onderzoek.

Om de mate waarin veranderingen in de voorspellende variabele resulteert in veranderingen in de uitkomstvariabele, wordt in deze studie een enkelvoudige lineaire regressie gebruikt.

Voor de vergelijking van de condities wordt gebruik gemaakt van t-toetsen, die geschikt zijn voor steekproeven van 30 of minder. Indien er geen volgorde-effecten blijken te zijn, wordt een within-subjects design toegepast met gepaarde metingen en een afhankelijke (gepaarde) t-toets. Dit is noodzakelijk omdat dezelfde proefpersonen onder verschillende condities worden getest, wat resulteert in gepaarde data. Bij aanwezigheid van volgorde-effecten, wordt bij onafhankelijke metingen een between-subjects design gebruikt met een onafhankelijke (ongepaarde) t-toets. Dit is van toepassing wanneer de gegevens afkomstig zijn van twee verschillende, ongepaarde groepen deelnemers.

4.1 Volgorde-effecten

Om te onderzoeken of er significante volgorde-effecten zijn binnen het experimentele ontwerp door gebruik te maken van een within-subject design, werd een paired t-test gedaan. De test vergelijkt de gemiddelde scores van de deelnemers onder de twee condities om te bepalen of er een significant verschil is tussen de gemiddelde scores. Door deze p-waarden te analyseren, kunnen we bepalen of de volgorde waarin de condities worden gepresenteerd een meetbaar effect heeft op de uitkomstvariabele.

Indien de p-waarden geassocieerd met de interactietermen significant zijn, impliceert dit dat het effect van de weergave varieert afhankelijk van of deze als eerste werd gepresenteerd of niet. Met andere woorden, de volgorde waarin de condities worden gepresenteerd, beïnvloedt de uitkomstvariabele.

Tabel 1 toont de resultaten van de paired t-test waarbij het effect van de volgorde wordt onderzocht op de variabelen binnen elke weergave. Uit deze analyse blijkt dat er geen significant verschil is tussen de volgorde van de twee condities ($p > 0.05$). Dit suggereert dat de volgorde van de condities geen significant effect heeft op de antwoorden van de respondenten voor elke conditie. Deze bevinding stelt ons in staat om alle 24 observaties te behouden voor verdere analyse van de resultaten, zonder de noodzaak om bepaalde observaties uit te sluiten vanwege een volgorde-effect.

Table 1: Paired t-test voor volgorde-effecten

	Statisch		Interactief	
	Gemiddeld verschil	p-waarde	Gemiddeld verschil	p-waarde
RMM	-0.04166667	0.6109	0.04166667	0.809
Mentale Eisen	0.04166667	0.822	0	1
Tijdsdruk	0	1	0.1666667	0.1019
Prestratie	0.04166667	0.7412	-0.08333333	0.3632
Inspanning	-0.125	0.415	-0.04166667	0.7412
Frustratie	-0.04166667	0.6952	0.04166667	0.3632

Variabele Definities

RMM = De inschatting van de auditor op het risico op een afwijking van materieel belang

Mentale Eisen = De mentale belasting die ervaren werd bij het uitvoeren van de controle

Tijdsdruk = De mate van tijdsdruk tijdens het uitvoeren van de controle

Prestratie = Het niveau van succes bij het voltooien van de controle

Inspanning = De gepercipieerde inspanning die vereist was om het prestatieniveau te bereiken bij het uitvoeren van de controle

Frustratie = De mate van frustratie geassocieerd met het uitvoeren van de controle

4.2 Beschrijvende statistieken

4.2.1 Deelnemers

Tabel 2 biedt een gedetailleerde analyse van de demografische gegevens en andere relevante variabelen van de deelnemers. Van de 12 respondenten was de leeftijdsverdeling gevarieerd, met 3 auditors jonger dan 25 jaar, 3 in de leeftijdsgroep 25-29 jaar, 1 in de groep jonger dan 25 jaar, 1 in de leeftijdsgroep 30-34 jaar, 2 in de groep 35-39 jaar en 2 auditors ouder dan 40 jaar, wat wijst op een diverse vertegenwoordiging van verschillende leeftijdscategorieën binnen de steekproef. Wat betreft de bedrijfsaffiliatie waren de respondenten verdeeld over drie bedrijven, Moore Audit, Van Havermaet en KPMG. Met betrekking tot functietitels vervulden de deelnemers uiteenlopende rollen, waaronder junior-auditors, senior-auditors, managers en één partner. Opmerkelijk genoeg waren er geen deelnemers met de functietitel van directeur in de steekproef. Wat betreft andere variabelen rapporteerden de deelnemers een gemiddelde auditervaring van ongeveer 6,67 jaar, met een standaardafwijking van ongeveer 6,97 jaar. Verder was de gemiddelde bekendheid met omzetcontrolekwesities 0,69, met een standaardafwijking van 0,25, waarbij 0 = "zeer onbekend" en 1 = "zeer bekend". Dit wijst op een gematigd niveau van bekendheid onder de deelnemers.

De beschrijvende statistieken bieden inzicht in de kenmerken van de steekproef, waarbij de diversiteit in leeftijd, bedrijfsaffiliatie, functietitels en andere relevante variabelen wordt benadrukt. Deze bevindingen vormen de basis voor verdere analyse en interpretatie van de onderzoeksresultaten.

Table 2: Overzicht van respondenten per volgorde van conditie

	Statistische weergave eerst	Interactieve weergave eerst	Totaal
Groepsgrootte	6	6	12
Leeftijd			
<25	1	2	3
25-29	2	1	3
30-34	1	1	2
35-39	1	1	2
>40	1	1	2
Bedrijf			
Moore Audit	4	4	8
Van Havermaet	1	1	2
KPMG	1	1	2
Titel			
Junior auditor	2	1	3
Senior auditor	1	3	4
Manager	3	1	4
Director	0	0	0
Partner	0	1	1
Andere variabelen gemiddelden (standaardafwijkingen)			
Audit Ervaring (in jaren)	7.17 (7.43)	6.17 (6.44)	6.67 (6.97)
Bekendheid omzetcontrole ^a	0.58 (0.28)	0.79 (0.17)	0.69 (0.25)

^a De mate waarin respondenten vertrouwd zijn met auditprocedures die worden toegepast bij de controle van omzet (0 = "Zeet onbekend", 1 = "Zeet bekend").

4.2.2 RMM en RTLX

Tabel 4 geeft een overzicht van de gemiddeldes en standaardafwijkingen van de testvariabelen in de statistische en interactieve conditie, samen met het verschil tussen beide condities.

Opvallend in deze tabel is dat de gemiddelde risico-inschatting op een materiële fout in de omzet is gestegen met ongeveer 0.0833 (standaardafwijking 0.1628) bij de statistische conditie in vergelijking met de inschatting na het lezen van het procesbeschrijving. Aan de andere kant vertoont de interactieve conditie een daling in de gemiddelde risico-inschatting ten opzichte van de inschatting na het lezen van de procesbeschrijving van 0.1250 (standaardafwijking 0.1685). Het verschil in gemiddelde analyse RMM wordt visueel weergegeven in figuur 1

Na het berekenen van de RTLX-Score, is te zien dat deze score hoger ligt bij de statische conditie (gemiddeld verschil = 0.2250, p-waarde = 0.0012 < 0.05). Dit verschil wordt visueel weergegeven in figuur 2. Een verdere analyse van de antwoorden onthult dat het grootste verschil tussen de twee weergaven te vinden is bij het aspect frustratie (gemiddeld verschil = 0.2917, p-waarde = 0.0024 < 0.05). Hoewel het aspect van frustratie het grootste verschil vertoont tussen de twee condities, is het opvallend dat alle andere aspecten ook bijdragen aan een lagere RTLX-score bij de interactieve conditie in vergelijking met de statische weergave, zoals duidelijk weergegeven in figuur 3.

Ook werd het effect van de cognitieve belasting op de risico-inschatting onderzocht. De literatuur suggereert dat individuen met een verhoogde cognitieve belasting geneigd zijn tot meer risico-avers gedrag (Blaywais and Rosenboim 2019; Holt and Loraas 2021; Deck and Jahedi 2015).

In Tabel 3 zijn de resultaten van de regressieanalyse weergegeven waarbij de RMM wordt voorspeld door de RTLX. De regressieanalyse laat zien dat er een positieve relatie is tussen RTLX en RMM. De schatter voor de RTLX-variabele is 0.7071, wat aangeeft dat een toename van één eenheid in de RTLX-score geassocieerd is met een toename van 0.7071 in de RMM-score ($t = 2.985$, $p = 0.00682$). Dit resultaat is statistisch significant op het 0.01-niveau. De interceptie is niet significant ($t = 1.596$, $p = 0.12476$), wat suggereert dat als RTLX nul is, de voorspelde RMM-waarde ook niet significant afwijkt van nul. De Adjusted R-squared waarde van 0.2559 geeft aan dat ongeveer 25.59% van de variabiliteit in de RMM wordt verklaard door de RTLX. De F-statistiek voor het model is 8.912 met 1 en 22 vrijheidsgraden, wat resulteert in een p-waarde van 0.006824, wat ook statistisch significant is. Het 95% betrouwbaarheidsinterval voor de RTLX ligt tussen 0.2159 en 1.1984.

Deze resultaten ondersteunen de hypothese dat cognitieve belasting, zoals gemeten door RTLX, een significante impact heeft op de risico-inschatting van een auditor. De relatie tussen RTLX en RMM suggereert dat hogere cognitieve belasting van een auditor leidt tot een hogere inschatting van het risico op een fout van materieel belang tijdens de controle van de omzet.

Table 3: Regressieanalyse RMM ~ RTLX

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
(Intercept)	0.2091	0.1310	1.596	0.12476
RTLX	0.7071	0.2369	2.985	0.00682 **
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1				
Residual standard error: 0.1872 on 22 degrees of freedom				
Multiple R-squared: 0.2883, Adjusted R-squared: 0.2559				
F-statistic: 8.912 on 1 and 22 DF, p-value: 0.006824				
95% Conf. Int. [0.2158333, 1.1983929]				

Table 4: Gemiddeldes en standaardafwijkingen van de gestandaardiseerde testvariabelen per weergave

	Statisch	Interactief	Vershil (p-waarde)
Tijdsduur (minuten)	3.9167 (3.0732)	4.9110 (2.6841)	-0.9943 (0.2037)
Proces RMM	0.6042 (0.1982)		- -
Analyse RMM	0.6875 (0.1554)	0.4792 (0.2251)	0.2083 (0.0053) **
Delta RMM	0.0833 (0.1628)	-0.1250 (0.1685)	0.2083 (0.0053) **
Mentale eisen	0.6042 (0.2490)	0.4583 (0.1443)	0.1458 (0.0891) .
Tijdsdruk	0.6250 (0.2261)	0.4167 (0.1628)	0.2083 (0.0172) *
Prestatie	0.3958 (0.1982)	0.6667 (0.1231)	-0.2708 (0.0006) ***
Inspanning	0.7292 (0.2490)	0.5208 (0.1671)	0.2083 (0.0172) *
Frustratie	0.6458 (0.1982)	0.3542 (0.1671)	0.2917 (0.0024) **
RTLX-Score	0.6417 (0.1490)	0.4167 (0.0835)	0.2250 (0.0012) **

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Variabele Definities

Tijdsduur = De hoeveelheid tijd, uitgedrukt in minuten, die werd besteed in de conditie.

Proces RMM = De inschatting van de auditor op het risico op een afwijking van materieel belang (0 = "Zeet laag", 1 = "Zeet hoog") na het lezen van de procesbeschrijving, voor de analyse.

Analyse RMM = De inschatting van de auditor op het risico op een afwijking van materieel belang (0 = "Zeet laag", 1 = "Zeet hoog") tijdens de analyse.

Delta RMM = Het verschil tussen Proces RMM en Analyse RMM.

Mentale Eisen = De mentale belasting die ervaren werd bij het uitvoeren van de controle (0 = "Zeet laag", 1 = "Zeet hoog")

Tijdsdruk = De mate van tijdsdruk tijdens het uitvoeren van de controle (0 = "Geen tijdsdruk", 1 = "Hoge tijdsdruk")

Prestratie = Het niveau van succes bij het voltooien van de controle (0 = "Niet volbracht", 1 = "Volmaakt volbracht")

Inspanning = De gepercipieerde inspanning die vereist was om het prestatieniveau te bereiken bij het uitvoeren van de controle (0 = "Minimale inspanning", 1 = "Maximale inspanning")

Frustratie = De mate van frustratie geassocieerd met het uitvoeren van de controle (0 = "Geen frustratie", 1 = "Hoge frustratie")

RTLX-Score = De Raw Task-Load Index Score (Het gemiddelde van de Mentale Eisen, Tijdsdruk, (1-Prestatie), Inspanning en Frustratie)

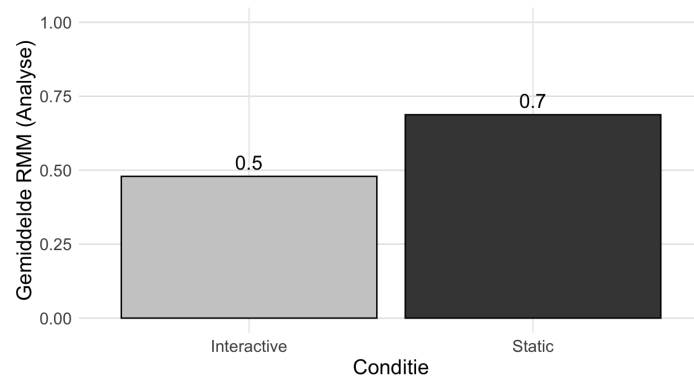


Figure 1: Gemiddelde Analyse RMM per conditie

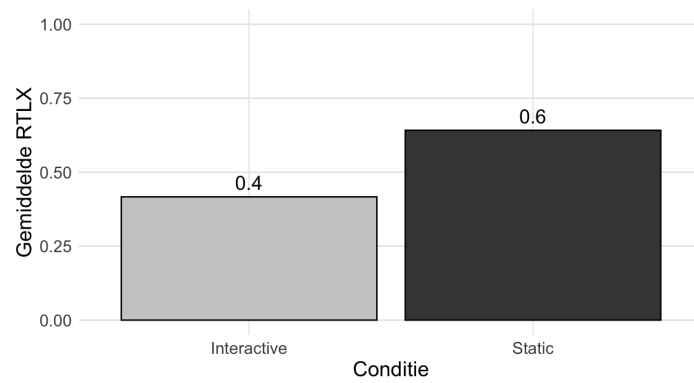


Figure 2: Gemiddelde RTLX score per conditie

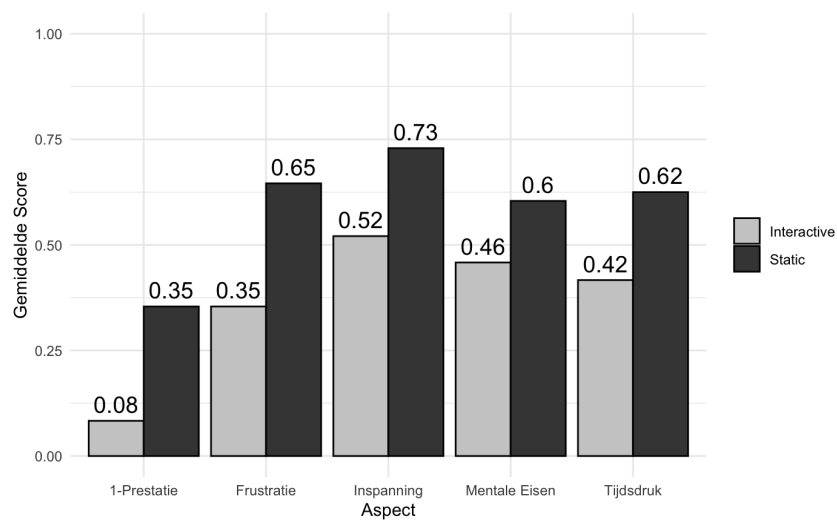


Figure 3: Gemiddelde RTLX aspect-score per conditie

4.2.3 Tijdsduur

Het gemiddelde verschil in tijd tussen de statische en interactieve condities was ongeveer één minuut, zoals weergegeven in tabel 4. In de statische conditie werd gemiddeld 3.92 minuten besteed, terwijl dit in de interactieve conditie 4.91 minuten was. De bijbehorende standaardafwijkingen bedroegen respectievelijk 3.0732 en 2.6841. Desondanks bleek dit verschil niet statistisch significant te zijn.

Tabel 5 en tabel 6 tonen de regressieanalyses waarin de relatie tussen de tijd besteed aan de condities en respectievelijk de risico-inschatting op een materiële fout in de omzet (RMM) en de RTLX-score wordt onderzocht. Voor de risico-inschatting op een materiële fout in de omzet (RMM) is de coëfficiënt voor de tijd gelijk aan -0.053, wat aangeeft dat voor elke extra eenheid van tijd besteed aan de condities, de risico-inschatting op een materiële fout in de omzet met 0.053 eenheden afneemt. Echter, deze relatie is niet statistisch significant ($p = 0.416$), wat betekent dat de tijd besteed aan de condities tijdens het experiment geen significant effect heeft op de risico-inschatting. Deze bevinding moet echter met de nodige voorzichtigheid worden geïnterpreteerd vanwege het beperkte aantal observaties ($N = 24$). Ook voor de RTLX is deze relatie niet statistisch significant ($p = 0.919$), wat betekent dat de tijd besteed aan de condities geen significant effect heeft op de ervaren taakbelasting, zoals gemeten door de RTLX-score.

Table 5: Regressieanalyse RMM ~ Tijdsduur

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
(Intercept)	3.56580	0.33251	10.724	3.34e-10 ***
Time	-0.05267	0.06357	-0.829	0.416
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1				
Residual standard error: 0.8741 on 22 degrees of freedom				
Multiple R-squared: 0.03026, Adjusted R-squared: -0.01382				
F-statistic: 0.6864 on 1 and 22 DF, p-value: 0.4163				

Table 6: Regressieanalyse RTLX ~ Tijdsduur

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
(Intercept)	0.534705	0.064081	8.344	2.91e-08 ***
Time	-0.001255	0.012251	-0.102	0.919
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1				
Residual standard error: 0.1685 on 22 degrees of freedom				
Multiple R-squared: 0.0004765, Adjusted R-squared: -0.04496				
F-statistic: 0.01049 on 1 and 22 DF, p-value: 0.9194				

4.2.4 Interactieve elementen

Figuur 7 toont het gemiddelde aantal klikken per interactief element tijdens de interactieve sessie. Uit de gegevens blijkt dat "*Filteren op datum*" het meest geklikte element was, met een gemiddelde van 5.08 klikken. Dit wijst erop dat deelnemers mogelijk veel tijd hebben besteed aan het filteren op datum of dat dit element een cruciale rol speelde in de interactie met de gegevens. Aan de andere kant werd "*Zoeken*" helemaal niet gebruikt, wat kan suggereren dat dit element mogelijk minder relevant was in de analyse. Verder valt op dat het element "*Sorteren*" gemiddeld 3.42 keer werd aangeklikt, met een aanzienlijke standaardafwijking van 5.20, wat aangeeft dat er variabiliteit was in het aantal keren dat deelnemers dit element gebruikten. De totale interactie, gedefinieerd als het totale aantal klikken over alle interactieve elementen, bedroeg gemiddeld 15 klikken met een standaardafwijking van 13.33. Dit geeft aan dat er aanzienlijke variatie was in hoe vaak deelnemers interactieve elementen gebruikten. Sommige deelnemers maakten veelvuldig gebruik van de interactieve mogelijkheden, terwijl anderen deze wellicht minder benutten.

Table 7: Gemiddelde klikfrequenties en standaardafwijking van interactieve elementen

Element	Gemiddelde		Standaardafwijking
Sorteren	3.42		5.20
Filteren op saldo	1.83		3.69
Filteren op rekeningnummer	1.67		1.67
Filteren op klant	1.17		1.80
Filteren op datum	5.08		8.33
Filteren op dagboek	1.83		3.13
Zoeken	0.00		0.00
Totale interactie	15		13.33

4.2.5 Kwalitatieve data

In het onderzoek werden deelnemers geconfronteerd met twee open vragen, gericht op het identificeren van de documenten die zij zouden opvragen bij de klant en de testen die zij zouden uitvoeren. Opvallend is dat er geen significante verschillen werden waargenomen tussen de diverse condities. Zowel de omvang als de aard van de controle werden op vergelijkbare wijze beschreven. Bijgevolg is besloten deze dataset niet verder te analyseren binnen het kader van deze studie.

4.3 Resultaten hypothesetest

4.3.1 Hypothese 1

Null hypothese: Auditors die gebruik maken van interactieve tools, beoordelen het risico op een fout van materieel belang in de omzetcontrole als hoger dan of gelijk aan auditors die gebruik maken van statisch bewijsmateriaal.

Alternatieve hypothese: Auditors die gebruik maken van interactieve tools, beoordelen het risico op een fout van materieel belang in de omzetcontrole als lager dan auditors die gebruik maken van statisch bewijsmateriaal.

Om de nulhypothese te testen, wordt een enkelvoudige lineaire regressie (tabel 8) opgesteld om de verschillen in de risico-inschatting op een fout van materieel belang in de omzetcontrole tussen auditors die gebruik maken van interactieve tools en auditors die statisch bewijsmateriaal krijgen, te onderzoeken.

De regressielijn volgt de vergelijking

$$RMM = 0.47917 + 0.20833 * ViewStatic$$

waarbij $ViewStatic = 1$ voor de statische conditie en $ViewStatic = 0$ voor de interactieve conditie.

Deze vergelijking laat zien dat wanneer $ViewStatic$ gelijk is aan 0 (de interactieve conditie), de voorspelde RMM-waarde 0.47917 is, wat overeenkomt met een inschatting tussen 'laag' en 'neutraal'. Wanneer $ViewStatic$ gelijk is aan 1 (de statische conditie), neemt de voorspelde RMM-waarde toe met 0.20833, resulterend in een voorspelde RMM-waarde van 0.6875. Dit komt overeen met een inschatting tussen 'neutraal' en 'hoog'.

De regressieanalyse laat zien dat het intercept significant verschilt van nul ($t = 8.582$, $p < 0.001$), wat betekent dat er een significant effect is van de weergave (Statisch of Interactief) op de beoordeling van het risico op een fout van materieel belang in de omzetcontrole. De coëfficiënt voor " $ViewStatic$ " (0 = Interactieve conditie, 1 = Statische conditie) is ook significant ($t = 2.639$, $p = 0.015 < 0.05$), wat aangeeft dat auditors die gebruik maken van de statische weergave het risico op een fout van materieel belang in de omzetcontrole hoger beoordelen dan auditors die interactief bewijsmateriaal krijgen. De R-kwadraat van 0.2404 suggereert dat 24.04% van de variabiliteit in het risico op een fout van materieel belang in de omzetcontrole wordt verklaard door de variatie in de weergave. De F-statistiek van 6.962 met een p-waarde van 0.0015 geeft aan dat het model als geheel significant is.

De resultaten van de lineaire regressie bieden voldoende statistisch bewijs om de nulhypothese te verwerpen. Echter, het is belangrijk te erkennen dat het aantal observaties beperkt is tot 22, wat de betrouwbaarheid en generaliseerbaarheid van de bevindingen kan beperken.

Table 8: Regressieanalyse RMM ~ Weergave

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
(Intercept)	0.47917	0.05583	8.582	1.8e-08 ***
ViewStatic	0.20833	0.07896	2.639	0.015 *

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 0.1934 on 22 degrees of freedom

Multiple R-squared: 0.2404, Adjusted R-squared: 0.2059

F-statistic: 6.962 on 1 and 22 DF, p-value: 0.015

Het betrouwbaarheidsinterval voor de variabele "ViewStatic" geeft aan met welke mate van zekerheid we kunnen zeggen dat het werkelijke verschil in de inschatting van het risico tussen de statische en interactieve weergave ergens binnen het interval ligt.

$$95\% \text{ Betrouwbaarheidsinterval RMM} = [0.2210361, 1.778964]$$

Voor de coefficient van "ViewStatic" varieert het interval van 0.22 tot 1.78. Dit suggereert dat met 95% zekerheid kunnen zeggen dat het werkelijke verschil in de inschatting van het risico tussen de statische en interactieve weergave ergens tussen 0.22 en 1.78 ligt. Aangezien het interval enkel positieve waarden bevat, kunnen we concluderen dat auditors een hogere inschatting van het risico maken bij een statische weergave in vergelijking met een interactieve weergave.

Aantal interactieve elementen gebruikt

Uit de grafische weergave van de relatie tussen het aantal interacties en RMM in figuur 4 blijkt een duidelijke daling in de risico-inschatting wanneer meer interactieve elementen worden gebruikt tijdens de interactieve conditie. Deze trend suggereert dat de mate van interactieve elementen een rol speelt in hoe auditors het risico op een fout van materieel belang inschatten tijdens de controle van de omzet. Naarmate auditors meer interactieve elementen in hun analyse gebruiken, lijken ze een lager risico waar te nemen.

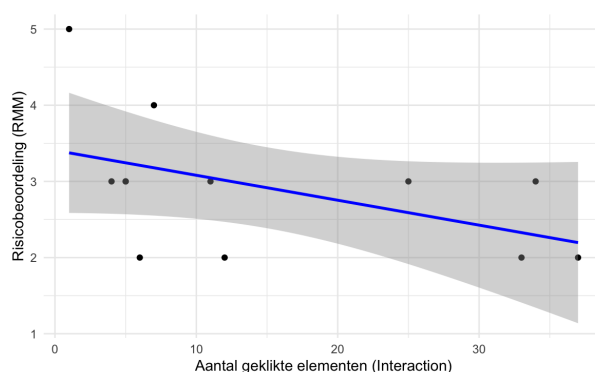


Figure 4: Relatie tussen aantal interacties en RMM (Interactive conditie)

Om deze observatie verder te onderzoeken, is een enkelvoudige lineaire regressieanalyse uitgevoerd met de variabele 'Interaction' als voorspeller van RMM binnen de interactieve conditie. De resultaten van deze regressieanalyse zijn samengevat in tabel 9.

Table 9: Regressieanalyse RMM ~ Interactie (Binnen interactieve conditie)

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
(Intercept)	3.40746	0.36788	9.262	3.19e-06 ***
Interaction	-0.03272	0.01868	-1.752	0.11
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1				
Residual standard error: 0.826 on 10 degrees of freedom				
Multiple R-squared: 0.2348, Adjusted R-squared: 0.1583				
F-statistic: 3.069 on 1 and 10 DF, p-value: 0.1103				

De regressieresultaten tonen een negatieve relatie tussen het aantal interacties en de RMM-score, met een geschatte coëfficiënt van -0.03272. Dit suggereert dat naarmate auditors meer interactieve elementen gebruiken, hun inschatting van het risico op een fout van materieel belang afneemt. Hoewel de coëfficiënt voor 'Interaction' niet statistisch significant is op het 0.05-niveau ($p = 0.1103$), is het resultaat wel indicatief van een potentiële trend. De p-waarde van 0.1103 geeft aan dat er ongeveer 11% kans is dat deze relatie op toeval berust, wat in dit geval niet verwaarloosbaar is maar ook niet overtuigend significant.

De residual standard error van 0.826 en de R-squared waarde van 0.2348 suggereren dat ongeveer 23.48% van de variabiliteit in de RMM-scores tijdens de interactieve conditie kan worden verklaard door de variabiliteit in het aantal gebruikte interactieve elementen. Hoewel dit model niet sterk significant is, biedt het wel enige ondersteuning voor de hypothese dat meer interactie leidt tot lagere risico-inschattingen in de interactieve conditie. Verdere studies met een grotere steekproefomvang zouden nodig zijn om deze bevindingen te bevestigen en te versterken.

4.3.2 Hypothese 2

Null hypothese: De integratie van interactieve tools in het auditproces heeft geen significant effect op de cognitieve belasting van auditors tijdens de procesanalyse.

Alternatieve hypothese: De integratie van interactieve tools in het auditproces vermindert de cognitieve belasting van auditors tijdens de procesanalyse.

Om de nulhypothese te testen, is opnieuw een enkelvoudige lineaire regressieanalyse uitgevoerd om het effect van de integratie van interactieve tools op de cognitieve belasting van auditors tijdens de procesanalyse te onderzoeken.

De regressielijn volgt de vergelijking

$$RTLX = 0.41667 + 0.22500 * ViewStatic$$

waarbij *ViewStatic* = 1 voor de statische conditie en *ViewStatic* = 0 voor de interactieve conditie. Deze vergelijking laat zien dat wanneer *ViewStatic* gelijk is aan 0 (de interactieve conditie), de voorspelde RTLX 0.41667 is, wat overeenkomt met een inschatting tussen 'laag' en 'neutraal'. Wanneer *ViewStatic* gelijk is aan 1 (de statische conditie), neemt de voorspelde RTLX toe met 0.22500, resulterend in een voorspelde RTLX- van 0.63967. Dit komt overeen met een inschatting tussen 'neutraal' en 'hoog'

De resultaten van de regressieanalyse in tabel 10 tonen aan dat het intercept significant verschilt van nul ($t = 10.298$, $p < 0.001$), wat impliceert dat er een significant effect is van de integratie van interactieve tools op de cognitieve belasting van auditors tijdens de procesanalyse. De coëfficiënt voor *ViewStatic* is ook significant ($t = 3.855$, $p = 0.00319$), wat aangeeft dat auditors die interactieve tools gebruiken een lagere cognitieve belasting ervaren tijdens de procesanalyse in vergelijking met auditors die statische tools gebruiken. De R-kwadraat van 0.5978 suggereert dat 59.78% van de variabiliteit in de cognitieve belasting van auditors tijdens de procesanalyse wordt verklaard door de variatie in het gebruik van interactieve tools. De F-statistiek van 14.86 met een p-waarde van 0.003185 geeft aan dat het model als geheel significant is.

De resultaten van de regressieanalyse bieden voldoende statistisch bewijs om de nulhypothese te verwerpen. Het is echter essentieel om een kritische houding te behouden, aangezien de steekproefomvang met slechts 24 observaties beperkt is.

Table 10: Regressieanalyse RTLX ~ Weergave

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
(Intercept)	0.41667	0.03486	11.952	4.29e-11 ***
ViewStatic	0.22500	0.04930	4.564	0.000152 ***

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 0.1208 on 22 degrees of freedom

Multiple R-squared: 0.4863, Adjusted R-squared: 0.463

F-statistic: 20.83 on 1 and 22 DF, p-value: 0.0001522

Het betrouwbaarheidsinterval voor de variabele "*ViewStatic*" geeft aan met welke mate van zekerheid we kunnen zeggen dat het werkelijke verschil in de cognitieve belasting tussen de statische en interactieve weergave ergens binnen het interval ligt.

$$95\% \text{ Betrouwbaarheidsinterval RMM} = [0.1012895, 0.3787105]$$

Voor de coëfficiënt van "*ViewStatic*" varieert het interval van 0.10 tot 0.38. Dit suggereert dat we met 95% zekerheid kunnen zeggen dat het werkelijke verschil in de cognitieve belasting tussen de statische en interactieve weergave tussen 0.10 en 0.38 ligt. Aangezien het interval enkel positieve waarden bevat, kunnen we concluderen dat auditors een hogere cognitieve belasting ervaren bij een statische weergave in vergelijking met een interactieve weergave.

5 Discussie

Dit onderzoek richtte zich op de invloed van interactieve tools op de risico-inschattingen en cognitieve belasting van auditors tijdens procesanalyses. De resultaten bieden belangrijke inzichten in hoe interactieve datavisualisatie de auditpraktijk kan verbeteren en de besluitvorming kan beïnvloeden.

Een van de belangrijkste bevindingen is dat het gebruik van interactieve tools de cognitieve belasting van auditors significant kan verminderen. Dit ondersteunt de Theory of Cognitive Fit (Vessey 1991), die stelt dat de manier waarop informatie wordt gepresenteerd invloed heeft op de cognitieve inspanning die nodig is om deze te verwerken. Interactieve tools maken het mogelijk voor auditors om gegevens te filteren, sorteren en zoeken, wat de mentale inspanning vermindert die nodig is om relevante informatie te vinden en te analyseren (Dilla et al. 2010).

Hypothese 2, dat de integratie van interactieve tools de cognitieve belasting van auditors tijdens de procesanalyse zou verminderen, werd bevestigd door de bevindingen. De raw NASA-TLX scores lieten zien dat de interactieve weergave leidde tot een lagere cognitieve belasting in vergelijking met de statische weergave. Dit suggereert dat interactiviteit in procesdata de efficiëntie en effectiviteit van het auditproces kunnen verbeteren door de mentale belasting van auditors te verlichten.

Bovendien blijkt uit de literatuur dat een hoge cognitieve belasting kan leiden tot risico-avers gedrag (Blaywais and Rosenboim 2019; Holt and Loraas 2021; Deck and Jahedi 2015). In lijn met deze bevindingen toont ons onderzoek aan dat er een positieve relatie bestaat tussen de Raw Task-Load Index Score (RTLX) en de risicobeoordeling van een auditor. Dit betekent dat naarmate de cognitieve belasting toeneemt, de risicobeoordelingen die door auditors worden gemaakt evenredig stijgen. Dit wijst erop dat een toename in mentale belasting, zoals gemeten door de RTLX, invloed heeft op de manier waarop een auditor de risico's in een bepaalde situatie inschat. Simpel gezegd, hoe hoger de cognitieve belasting, hoe hoger de waargenomen risico's.

De studie bevestigt dat auditors die interactieve tools gebruiken minder cognitieve belasting ervaren en daardoor minder geneigd zijn tot conservatief, risico-avers gedrag. Dit suggereert dat de inzet van interactieve tools kan bijdragen aan minder conservatieve risico-inschattingen, wat belangrijk is voor een nauwkeurige audit.

De resultaten toonden aan dat auditors die interactieve tools gebruikten minder conservatieve risico-inschattingen maakten met betrekking tot de omzetcontrole. Door de cognitieve belasting te verminderen, lijken auditors meer vertrouwen te hebben in hun vermogen om complexe gegevens te verwerken, wat leidt tot meer evenwichtige risico-inschattingen.

Hypothese 1, dat auditors die gebruik maken van interactieve tools lagere risico-inschattingen zouden maken dan auditors die statisch bewijsmateriaal krijgen, werd ook bevestigd. Auditors vertoonden met interactieve tools een minder conservatieve benadering in hun besluitvorming. Dit kan wijzen op een verhoogd vertrouwen in hun analytische capaciteiten wanneer ze interactieve hulpmiddelen gebruiken.

Hoewel auditors die gebruik maakten van interactieve tools minder conservatieve risico-inschattingen maakten, toonde de studie aan dat de mate van interactie - het aantal aangeklikte interactie-elementen - geen significant verschil maakte in hun besluitvorming. Dit suggereert dat de aanwezigheid van interactieve tools op zichzelf kan bijdragen aan het verminderen van de cognitieve belasting, ongeacht hoe intensief deze tools worden gebruikt.

Deze bevindingen hebben belangrijke implicaties voor de auditpraktijk. Grote auditkantoren investeren zwaar in Audit Data Analytics (Eilifsen et al. 2020), maar aarzelen soms om deze tools volledig te implementeren vanwege onzekerheden over externe percepties (Emett et al. 2023). Dit onderzoek suggereert dat de voordelen van interactieve tools, zoals verminderde cognitieve belasting en minder conservatieve risico-inschattingen, significant kunnen zijn. Dit kan helpen om de effectiviteit en efficiëntie van audits te verbeteren, ondanks de aanvankelijke zorgen over de perceptie van de kwaliteit van deze tools.

Bovendien kunnen deze resultaten auditors aanmoedigen om meer interactieve elementen in hun procesanalyses te integreren, wat niet alleen de kwaliteit van hun beoordelingen kan verbeteren, maar ook hun werkervaring kan verrijken door de cognitieve belasting te verminderen en de besluitvorming te vergemakkelijken.

5.1 Beperkingen

Hoewel dit onderzoek waardevolle inzichten biedt, zijn er ook enkele beperkingen die toekomstige studies zouden kunnen adresseren. Ten eerste is het experiment uitgevoerd in een gecontroleerde omgeving, wat mogelijk afwijkt van de realiteit van de auditpraktijk. Ten tweede beperkt het kleine aantal deelnemers ($n=12$) de generaliseerbaarheid van de resultaten. Toekomstig onderzoek zou een grotere steekproef moeten gebruiken om de bevindingen te bevestigen en te versterken.

5.2 Toekomstig onderzoek

Voor toekomstig onderzoek zijn er diverse interessante richtingen die men kan overwegen. Allereerst, het testen van verschillende soorten interactieve tools en de specifieke invloed hiervan op de cognitieve belasting en besluitvorming van auditors zou nuttige inzichten kunnen opleveren. Verder zou het waardevol zijn om de langetermijneffecten van het gebruik van interactieve tools in de auditpraktijk te onderzoeken. Hierbij kan men bijvoorbeeld kijken naar hoe dergelijke tools de kwaliteit van audits gedurende meerdere jaren beïnvloeden. Daarnaast zou het interessant zijn om de effectiviteit van interactieve tools te vergelijken in verschillende auditomgevingen of -contexten. Dit zou ons kunnen helpen om de toepasbaarheid van deze tools in diverse situaties beter te begrijpen. Ook zou het onderzoeken van de kosten-batenanalyse van het implementeren van interactieve tools in auditprocessen ons kunnen helpen om een beter beeld te krijgen van de economische implicaties van dergelijke implementaties.

6 Conclusie

Dit onderzoek richtte zich op impact van interactieve tooling op risico-aversie tijdens de procesanalyse. Het doel was om te onderzoeken hoe interactieve tools de cognitieve belasting beïnvloeden en om te bepalen of deze tools bijdragen aan een minder conservatieve risicobeoordelingen, en dus minder risicomijdend gedrag, van auditors.

Deze studie omvatte een within-subject experimenteel ontwerp waarin auditors in willekeurige volgorde een statische en een interactieve weergave van omzet-gerelateerde transacties konden analyseren. De cognitieve belasting en risico-inschattingen van beide groepen werden gemeten en vergeleken om de impact van de interactieve tools te bepalen.

Op basis van de resultaten van ons onderzoek kunnen we de volgende deelconclusies trekken. Interactieve tools verlagen de cognitieve belasting van auditors aanzienlijk. Dit komt doordat deze tools complexe gegevens op een meer toegankelijke en begrijpelijke manier presenteren, waardoor auditors informatie efficiënter kunnen verwerken. Dit is in lijn met de Theory of Cognitive Fit (Vessey 1991), die suggereert dat de wijze van informatiepresentatie een impact heeft op de cognitieve belasting die nodig is voor verwerking.

Het lijkt dat auditors die gebruik maken van interactieve tools, neigen naar minder conservatieve risico-inschattingen en bijgevolg mogelijk minder risico-avers gedrag vertonen. Dit suggereert dat de verlaagde cognitieve belasting hen in staat stelt om meer evenwichtige risicobeoordelingen te maken. Dit sluit aan bij de literatuur, die stelt dat een verhoogde cognitieve belasting leidt tot risico-aversie (Blaywais and Rosenboim 2019; Holt and Loraas 2021; Deck and Jahedi 2015)

Door de cognitieve belasting te verminderen en risico-aversie te verlagen, kunnen interactieve tools de efficiëntie van het auditproces verbeteren. Dit kan leiden tot een hogere kwaliteit van audits en een meer effectieve inzet van middelen.

Op basis van deze deelconclusies beantwoorden we de hoofdvraag als volgt: Interactieve tools hebben een significante positieve impact op risico-aversie tijdens de procesanalyse door auditors. Ze verlagen de cognitieve belasting, wat leidt tot minder conservatieve risicobeoordelingen en een hogere efficiëntie in het auditproces. Auditors kunnen hierdoor betere en meer gebalanceerde beslissingen nemen.

Uit deze studie lijkt het dat de cognitieve belasting bij auditors die interactieve tools gebruiken lager ligt dan bij hun tegenhangers die traditionele, statische, methoden hanteren. Deze bevindingen suggereren dat het gebruik van interactieve tools kan bijdragen aan een neiging tot minder conservatieve risico-inschattingen. Deze bevindingen ondersteunen de integratie van interactieve tools in auditprocessen en suggereren dat dergelijke tools de kwaliteit en efficiëntie van audits kunnen verbeteren. Toekomstig onderzoek met grotere steekproeven en in diverse contexten is nodig om deze bevindingen verder te verifiëren en uit te breiden.

References

- Ahmad F (2019) A systematic review of the role of Big Data Analytics in reducing the influence of cognitive errors on the audit judgement. *Revista de Contabilidad* 22(2):187–202, 10.6018/rcsar.382251, <https://revistas.um.es/rcsar/article/view/382251>
- Allen RD, Hermanson DR, Kozloski TM, Ramsay RJ (2006) Auditor Risk Assessment: Insights from the Academic Literature. *Accounting Horizons* 20(2):157–177, 10.2308/acch.2006.20.2.157, <https://publications.aaahq.org/accounting-horizons/article/20/2/157/1794/Auditor-Risk-Assessment-Insights-from-the-Academic>
- Anderson JC, Mueller JM (2005) The Effects Of Experience And Data Presentation Format On An Auditing Judgment. *Journal of Applied Business Research (JABR)* 21(1), 10.19030/jabr.v21i1.1500, <https://clutejournals.com/index.php/JABR/article/view/1500>
- Anderson SB, Hobson JL, Peecher ME (2020) The Joint Effects of Rich Data Visualization and Audit Procedure Categorization on Auditor Judgment. *SSRN Electronic Journal* 10.2139/ssrn.3737234, <https://www.ssrn.com/abstract=3737234>
- Appelbaum D, Kogan A, Vasarhelyi MA (2017) Big Data and Analytics in the Modern Audit Engagement: Research Needs. *AUDITING: A Journal of Practice & Theory* 36(4):1–27, 10.2308/ajpt-51684, <https://publications.aaahq.org/ajpt/article/36/4/1/6016/Big-Data-and-Analytics-in-the-Modern-Audit>
- Arnott D, Pervan G (2014) A Critical Analysis of Decision Support Systems Research Revisited: The Rise of Design Science. *Journal of Information Technology* 29(4):269–293, 10.1057/jit.2014.16, <http://journals.sagepub.com/doi/10.1057/jit.2014.16>
- Baaske BN, Eulerich M, Wood DA (2024) Improving Audit Quality with Data Analytic Visualizations: The Importance of Spatial Abilities and Feedback in Anomaly Identification. *Accounting Horizons* pp 1–13, 10.2308/HORIZONS-2023-073, <https://publications.aaahq.org/accounting-horizons/article/doi/10.2308/HORIZONS-2023-073/12204/Improving-Audit-Quality-with-Data-Analytic>
- Ballou B, Grenier JH, Reffett A (2021) Stakeholder Perceptions of Data and Analytics Based Auditing Techniques. *Accounting Horizons* 35(3):47–68, 10.2308/HORIZONS-19-116, <https://publications.aaahq.org/accounting-horizons/article/35/3/47/2515/Stakeholder-Perceptions-of-Data-and-Analytics>
- Barr-Pulliam D, Brown-Liburd HL, Sanderson KA (2017) The Effects of the Internal Control Opinion and Use of Audit Data Analytics on Perceptions of Audit Quality, Assurance, and Auditor Negligence. *SSRN Electronic Journal* 10.2139/ssrn.3021493, <https://www.ssrn.com/abstract=3021493>
- Barr-Pulliam D, Brown-Liburd HL, Munoko I (2022) The effects of person-specific, task, and environmental factors on digital transformation and innovation in auditing: A review of the literature.

- Journal of International Financial Management & Accounting 33(2):337–374, 10.1111/jifm.12148, <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1111/jifm.12148>
- Barr-Pulliam D, Calvin CG, Eulerich M, Maghakyan A (2024) Audit evidence, technology, and judgement: A review of the literature in response to ED-500. *Journal of International Financial Management & Accounting* 35(1):36–67, 10.1111/jifm.12192, <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1111/jifm.12192>
- Bierstaker JL, Brody RG (2001) Presentation format, relevant experience and task performance. *Managerial Auditing Journal* 16(3):124–129, 10.1108/02686900110385560, <https://www.emerald.com/insight/content/doi/10.1108/02686900110385560/full/html>
- Blaywais R, Rosenboim M (2019) The effect of cognitive load on economic decisions. *Managerial and Decision Economics* 40(8):993–999, 10.1002/mde.3085, <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1002/mde.3085>
- Branson J, Breesch D, Hardies K (2022) *Auditing*. die Keure, Brugge
- Brown-Liburd H, Vasarhelyi MA (2015) Big Data and Audit Evidence. *Journal of Emerging Technologies in Accounting* 12(1):1–16, 10.2308/jeta-10468, <https://publications.aaahq.org/jeta/article/12/1/1/9182/Big-Data-and-Audit-Evidence>
- 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, 10.2308/acch-51023, <https://publications.aaahq.org/accounting-horizons/article/29/2/451/2190/Behavioral-Implications-of-Big-Data-s-Impact-on>
- Chang CJ, Luo Y (2021) Data visualization and cognitive biases in audits. *Managerial Auditing Journal* 36(1):1–16, 10.1108/MAJ-08-2017-1637, <https://www.emerald.com/insight/content/doi/10.1108/MAJ-08-2017-1637/full/html>
- Charness G, Gneezy U, Kuhn MA (2012) Experimental methods: Between-subject and within-subject design. *Journal of Economic Behavior & Organization* 81(1):1–8, 10.1016/j.jebo.2011.08.009, <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0167268111002289>
- Chu MK, Yong KO (2021) Big Data Analytics for Business Intelligence in Accounting and Audit. *Open Journal of Social Sciences* 09(09):42–52, 10.4236/jss.2021.99004, <https://www.scirp.org/journal/doi.aspx?doi=10.4236/jss.2021.99004>
- Commerford BP, Hatfield RC, Houston RW, Mullis C (2017) Auditor Information Foraging Behavior. *The Accounting Review* 92(4):145–160, 10.2308/accr-51628, <https://publications.aaahq.org/accounting-review/article/92/4/145/3911/Auditor-Information-Foraging-Behavior>
- Deck C, Jahedi S (2015) The effect of cognitive load on economic decision making: A survey and new experiments. *European Economic Review* 78:97–119, 10.1016/j.euroecorev.2015.05.004, <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0014292115000690>

- Dilla W, Janvrin DJ, Raschke R (2010) Interactive Data Visualization: New Directions for Accounting Information Systems Research. *Journal of Information Systems* 24(2):1–37, 10.2308/jis.2010.24.2.1, <https://publications.aaahq.org/jis/article/24/2/1/1498/Interactive-Data-Visualization-New-Directions-for>
- Eilifsen A, Kinserdal F, Messier WF, McKee TE (2020) An Exploratory Study into the Use of Audit Data Analytics on Audit Engagements. *Accounting Horizons* 34(4):75–103, 10.2308/HORIZONS-19-121, <https://publications.aaahq.org/accounting-horizons/article/34/4/75/2430/An-Exploratory-Study-into-the-Use-of-Audit-Data>
- Emett SA, Kaplan SE, Mauldin EG, Pickerd JS (2023) Auditing with data and analytics: External reviewers' judgments of audit quality and effort. *Contemporary Accounting Research* pp 1911–3846.12,894, 10.1111/1911-3846.12894, <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1111/1911-3846.12894>
- Engin A, Vetschera R (2017) Information representation in decision making: The impact of cognitive style and depletion effects. *Decision Support Systems* 103:94–103, 10.1016/j.dss.2017.09.007, <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0167923617301744>
- Eulerich M, Masli A, Pickerd J, Wood DA (2023) The Impact of Audit Technology on Audit Task Outcomes: Evidence for Technology-Based Audit Techniques*. *Contemporary Accounting Research* 40(2):981–1012, 10.1111/1911-3846.12847, <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1111/1911-3846.12847>
- Grier RA (2015) How High is High? A Meta-Analysis of NASA-TLX Global Workload Scores. *Proceedings of the Human Factors and Ergonomics Society Annual Meeting* 59(1):1727–1731, 10.1177/1541931215591373, <http://journals.sagepub.com/doi/10.1177/1541931215591373>
- Hamdam A, Jusoh R, Yahya Y, Abdul Jalil A, Zainal Abidin NH (2022) Auditor judgment and decision-making in big data environment: a proposed research framework. *Accounting Research Journal* 35(1):55–70, 10.1108/ARJ-04-2020-0078, <https://www.emerald.com/insight/content/doi/10.1108/ARJ-04-2020-0078/full/html>
- Handoko BL, Reinaldy N, Wifasari S, Prasetyo H, Meinarsih T (2023) Impact of Data Mining, Big Data Analytics and Data Visualization on Audit Quality. In: *Proceedings of the 2023 6th International Conference on Computers in Management and Business, ACM, Macau China*, pp 100–105, 10.1145/3584816.3584831, <https://dl.acm.org/doi/10.1145/3584816.3584831>
- Hardani KNR, Ramantha IW (2020) The effect of age differences, work experience and education levels on the effectiveness of using accounting information systems. *American Journal of Humanities and Social Sciences Research (AJHSSR)* 4(5):183–189
- Hardin A, Looney CA, Moody GD (2017) Assessing the Credibility of Decisional Guidance Delivered by Information Systems. *Journal of Management Information Systems* 34(4):1143–1168, 10.1080/07421222.2017.1394073, <https://www.tandfonline.com/doi/full/10.1080/07421222.2017.1394073>

- Hart SG (2006) Nasa-Task Load Index (NASA-TLX); 20 Years Later. *Proceedings of the Human Factors and Ergonomics Society Annual Meeting* 50(9):904–908, 10.1177/154193120605000909, <http://journals.sagepub.com/doi/10.1177/154193120605000909>
- Heer J, Shneiderman B (2012) Interactive Dynamics for Visual Analysis: A taxonomy of tools that support the fluent and flexible use of visualizations. *Queue* 10(2):30–55, 10.1145/2133416.2146416, <https://dl.acm.org/doi/10.1145/2133416.2146416>
- Hezam YAA, Anthonysamy L, Suppiah SDK (2023) Big Data Analytics and Auditing: A Review and Synthesis of Literature. *Emerging Science Journal* 7(2):629–642, 10.28991/ESJ-2023-07-02-023, <https://www.ijournalse.org/index.php/ESJ/article/view/1327>
- Holt TP, Loraas TM (2021) A Potential Unintended Consequence of Big Data: Does Information Structure Lead to Suboptimal Auditor Judgment and Decision-Making? *Accounting Horizons* 35(3):161–186, 10.2308/HORIZONS-19-123, <https://publications.aaahq.org/accounting-horizons/article/35/3/161/2525/A-Potential-Unintended-Consequence-of-Big-Data>
- Ionescu IO, Turlea E (2011) THE FINANCIAL AUDITOR’S RISK BEHAVIOUR - THE INFLUENCE OF AGE ON RISK BEHAVIOUR IN A FINANCIAL AUDIT CONTEXT. In: *PROCEEDINGS OF THE INTERNATIONAL CONFERENCE ACCOUNTING AND MANAGEMENT INFORMATION SYSTEMS (AMIS 2011), 6TH EDITION, EDITURA ASE, PIATA ROMANA NR 6, SECTOR 1, BUCURESTI, 701631, ROMANIA*, *Proceedings of the International Conference Accounting and Management Information Systems*, pp 32–44, backup Publisher: Bucharest Acad Econom Studies, Fac Accounting & Management Informat Syst ISSN: 2247-6245 Type: Proceedings Paper
- Johannesson P, Perjons E (2021) *An Introduction to Design Science*. Springer International Publishing, Cham, 10.1007/978-3-030-78132-3, <https://link.springer.com/10.1007/978-3-030-78132-3>
- Jorissen A, Lybaert N, Vanneste J (2018) *Financial accounting*, 11th edn. Van In, Wommelgem, oCLC: 1113048310
- Kelton AS, Pennington RR, Tuttle BM (2010) The Effects of Information Presentation Format on Judgment and Decision Making: A Review of the Information Systems Research. *Journal of Information Systems* 24(2):79–105, 10.2308/jis.2010.24.2.79, <https://publications.aaahq.org/jis/article/24/2/79/1518/The-Effects-of-Information-Presentation-Format-on>
- Koreff J (2022) Are Auditors’ Reliance on Conclusions from Data Analytics Impacted by Different Data Analytic Inputs? *Journal of Information Systems* 36(1):19–37, 10.2308/ISYS-19-051, <https://publications.aaahq.org/jis/article/36/1/19/984/Are-Auditors-Reliance-on-Conclusions-from-Data>
- Mala R, Chand P (2015) Judgment and Decision-Making Research in Auditing and Accounting: Future Research Implications of Person, Task, and Environment Perspective. *Accounting Per-*

spectives 14(1):1–50, 10.1111/1911-3838.12040, <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1111/1911-3838.12040>

Rana T, Svanberg J, Öhman P, Lowe A (eds) (2023) Handbook of Big Data and Analytics in Accounting and Auditing. Springer Nature Singapore, Singapore, 10.1007/978-981-19-4460-4, <https://link.springer.com/10.1007/978-981-19-4460-4>

Sanoran KL, Ruangprapun J (2023) Initial Implementation of Data Analytics and Audit Process Management. Sustainability 15(3):1766, 10.3390/su15031766, <https://www.mdpi.com/2071-1050/15/3/1766>

Sihombing RP, Narsa IM, Harymawan I (2023) Big data analytics and auditor judgment: an experimental study. Accounting Research Journal 36(2/3):201–216, 10.1108/ARJ-08-2022-0187, <https://www.emerald.com/insight/content/doi/10.1108/ARJ-08-2022-0187/full/html>

Vessey I (1991) Cognitive Fit: A Theory-Based Analysis of the Graphs Versus Tables Literature*. Decision Sciences 22(2):219–240, 10.1111/j.1540-5915.1991.tb00344.x, <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1111/j.1540-5915.1991.tb00344.x>

Yi JS, Kang YA, Stasko J, Jacko J (2007) Toward a Deeper Understanding of the Role of Interaction in Information Visualization. IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics 13(6):1224–1231, 10.1109/TVCG.2007.70515, <https://ieeexplore.ieee.org/document/4376144/>

7 Bijlagen

7.1 Genereren van transactiedata

Om het onderzoek uit te voeren is er een grote hoeveelheid aan data nodig. Dit omvat alle verschillende transacties voor de verschillende condities.

Om de data zo realistisch mogelijk te maken, en niet gewoon willekeurige getallen te genereren, wordt er een script geschreven in Python om de transacties te genereren. Het script is opgesteld om te voldoen aan de volgende voorwaarden.

1. **Datum:** Alle transacties vinden plaats binnen de periode van 1 januari 2022 tot 31 december 2023.
 - (a) Een creditnota kan pas gegenereerd worden nadat een verkoopfactuur van deze klant bestaat.
2. **Saldo VF:** Voor elke verkoop wordt het saldo berekend als de prijs vermenigvuldigd met de hoeveelheid en vervolgens vermenigvuldigd met -1, aangezien opbrengsten in een resultatenrekening in een dubbel boekhoudingssysteem negatief worden weergegeven (Jorissen et al. 2018).
3. **Prijs en Hoeveelheid:** De prijs wordt willekeurig gekozen uit €15, €75 en €20, terwijl de hoeveelheid willekeurig varieert tussen 1 en 250, wat de diversiteit in de transacties brengt.
4. **Klantnummer:** Klantnummers worden willekeurig toegewezen binnen het bereik van 1 tot 500.
5. **Saldo CN:** Bij het genereren van een creditnota wordt het saldo bepaald op basis van de eerdere aankoop van de klant. Bij een korting bedraagt het saldo 10% van het saldo VF, terwijl bij een (gedeeltelijke) terugbetaling het saldo 80% is van het saldo VF.
6. **Dagboek:** Het dagboek van een verkoop is altijd 'VF', terwijl het dagboek van een creditnota 'VF' is bij een korting en 'CN' bij een (gedeeltelijke) terugbetaling.
7. **Omzet Saldo's:** Het totaal van de omzet saldo's in 2023 wordt geschat op ongeveer 20% hoger dan in 2022, wat duidt op een groei in activiteit gedurende die periode.
8. **Creditnota Saldo's:** Het totaal van de creditnota saldo's wordt geschat op ongeveer 2% van het totaal van de omzet saldo's voor elk jaar, waarmee rekening wordt gehouden met eventuele terugbetalingen of kortingen.
9. **Totaal Saldo:** Het totaal van de saldo's van zowel de omzet als de creditnota's, komt overeen met een vooraf vastgesteld bedrag.
10. **Aantal transacties:** Het aantal transacties is 2500.

Het genereren van de data op deze manier heeft tot doel de condities zo gelijk mogelijk aan elkaar te maken, zonder ze exact hetzelfde te laten zijn. Hierdoor wordt een realistische simulatie van transactie-activiteit en klantgedrag binnen de gestelde periode mogelijk gemaakt.

7.2 Case

Achtergrond TimberWorks BV is een KMO gespecialiseerd in houtverkoop. Het bedrijf heeft 2 boekhouders. Boekhouder 1 is verantwoordelijk voor het opstellen van de facturen, terwijl Boekhouder 2 de betalingen boekt. Dit gebeurt periodiek op basis van een steekproefcontrole. Daarnaast worden creditnota's voor rabatten³ opgemaakt en geboekt in het CN-dagboek, terwijl creditnota's voor kortingen worden verwerkt in het VF-dagboek. Als eigenaar van een KMO in de houtverkoop is het essentieel om regelmatige controles uit te voeren op de financiële transacties die worden verwerkt door het team van boekhouders.

Producten

Het bedrijf verkoopt de volgende producten.

- Eiken plank - geschaafd: vanaf €15 per stuk
- Angelim vermelho balk - geschaafd: vanaf €75 per stuk
- Douglas plank - geschaafd: vanaf €20 per stuk

Controleproces Als externe auditor hebt u het grootboek van de klant opgevraagd om een controle uit te voeren op de omzet. Op basis van de informatie die de klant heeft verstrekt, zal u een inschatting maken over welke documenten en gegevens nodig zijn om een grondige controle te waarborgen.

*Materialiteit*⁴

De onderstaande materialiteitsniveaus worden gehanteerd om de impact van afwijkingen en fouten in de financiële overzichten te evalueren en vast te stellen welke correcties nodig zijn om een waarheidsgetrouw beeld van de financiële situatie te garanderen.

- **OM (Overall Materiality):** 2% van de totale omzet (€143.614,56)
- **PM (Performance Materiality):** 63% van de OM (€90.477,17)
- **TE (Tolerable Error):** 10% van de PM (€9.047,72)

Jaarrekening

Deze tabel biedt een overzicht van de belangrijkste rekeningen en hun saldi uit de jaarrekening die betrekking hebben op de omzet voor de jaren 2022 en 2023.

Rek. Nr.	Rek. naam	31/12/2023	31/12/2022
700000	Omzet	- 7.180.728	- 5.983.940
700001	Creditnota's	143.614,56	119.678,8

³De prijsverlagingen die aan derden werden toegekend vanwege beschadigde, verkeerd geleverde of te laat geleverde goederen.

⁴Gebaseerd op Branson et al. (2022)

7.3 Vragen van het experiment

Table 11: Vragen van het experiment

Vragen met betrekking tot de inschatting van het risico

1. Welke documenten zou u opvragen bij de klant?

--

2. Welke testen moeten er worden uitgevoerd?

--

3. Hoe hoog schat u het risico op een materiële fout in?

- ☐ Zeer laag ☐ Laag ☐ Neutraal ☐ Hoog ☐ Zeer hoog

Vragen met betrekking tot de cognitieve belasting (RTLX)

4. Hoe mentaal veeleisend was het uitvoeren van een controle?

- ☐ Zeer laag ☐ Laag ☐ Neutraal ☐ Hoog ☐ Zeer hoog

5. Hoe gehaast of opgejaagd was het tempo van het uitvoeren van een controle?

- ☐ Zeer laag ☐ Laag ☐ Neutraal ☐ Hoog ☐ Zeer hoog

6. Hoe succesvol was u in het volbrengen van de controle?

- ☐ Mislukt ☐ Gedeeltelijk
succesvol ☐ Gemiddeld ☐ Zeer
succesvol ☐ Volmaakt

7. Hoeveel inspanning moest u leveren om uw niveau van prestatie te bereiken bij het uitvoeren van de controle?

- ☐ Zeer weinig ☐ Weinig ☐ Gemiddeld ☐ Veel ☐ Zeer veel

8. Hoe onzeker, ontmoedigd, geïrriteerd, gestrest en geërgerd voelde u zich bij het uitvoeren van de controle?

- ☐ Zeer laag ☐ Laag ☐ Neutraal ☐ Hoog ☐ Zeer hoog

7.4 Statische weergave

Tekst: De klant voorziet een PDF-document met transacties voor een controle op de omzet.

Figuur 5 toont de statische weergave van de data.

7.5 Interactieve weergave

Tekst: De data van de transacties is beschikbaar in een interactief formaat voor een controle op de omzet:

Functies: De data kan worden gefilterd aan de hand van de filters aan de rechterzijde. Ook wordt de data gefilterd op klantnaam of op datum indien er op deze waarden geklikt wordt. De data kan worden gesorteerd door op de kolom headers te klikken. Er kan in de data worden gezocht met de zoek-functie. Het aantal weergegeven rijen kan worden bepaald door de gebruiker.

Figuur 6 toont de interactieve weergave van de data. Figuur 7 toont een overzicht van de filters.

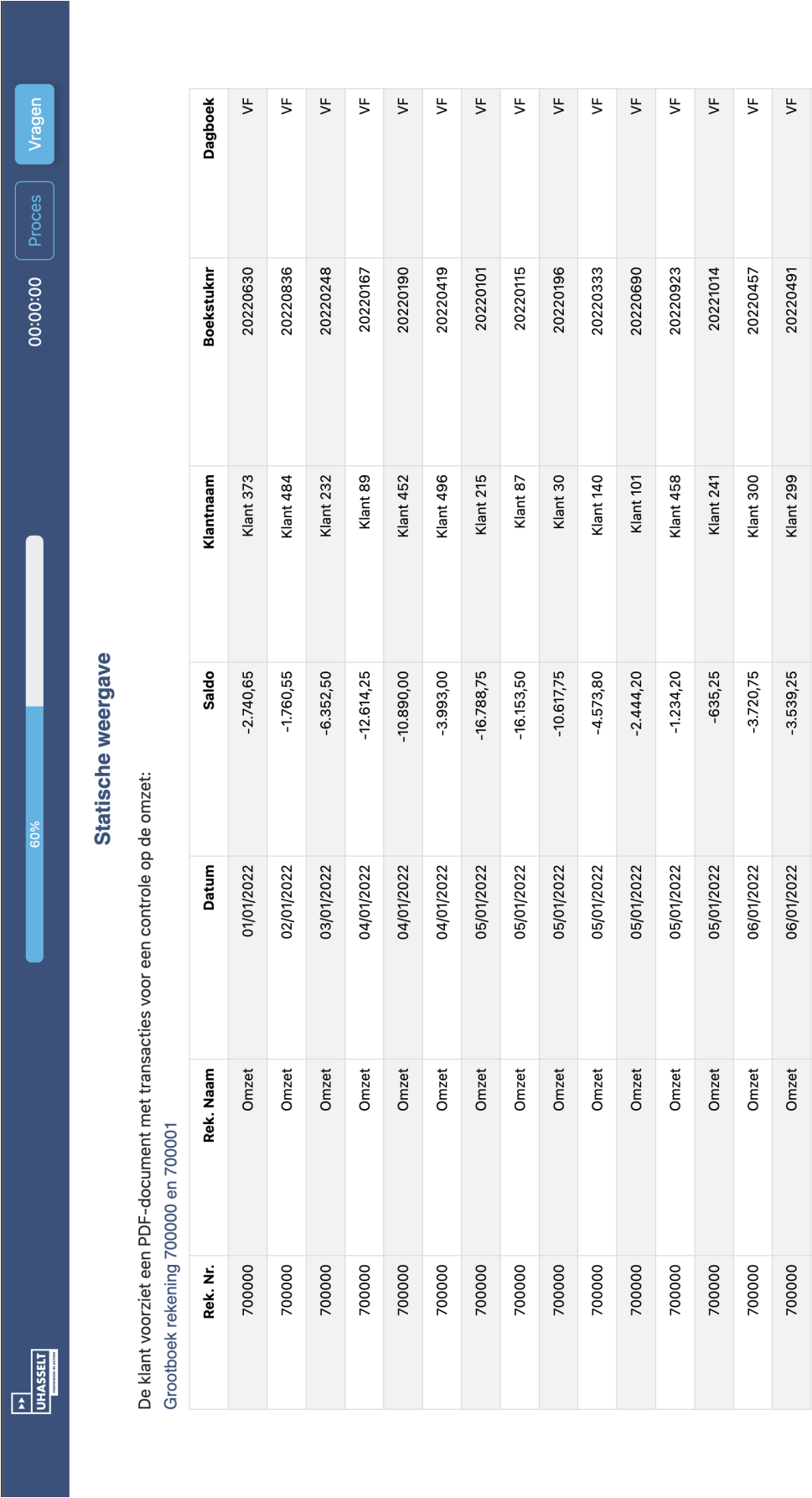


Figure 5: Statische weergave

Interactieve weergave

De data van de transacties is beschikbaar in een interactief formaat voor een controle op de omzet:
Grootboek rekening 700000 en 700001

Show10▼

entries

Search:

Rek. Nr.	↑↓	Rek. Naam	↑↓	Datum	↑↓	Saldo	↑↓	Klantnaam	↑↓	Boekstuknr	↑↓	Dagboek	↑↓
700000		Omzet		01/01/2022		-2.123,55		Klant 285		20220001		VF	
700000		Omzet		02/01/2022		-96,80		Klant 392		20220007		VF	
700000		Omzet		02/01/2022		-4.464,90		Klant 349		20220004		VF	
700000		Omzet		02/01/2022		-4.501,20		Klant 131		20220005		VF	
700000		Omzet		02/01/2022		-6.080,25		Klant 1		20220003		VF	
700000		Omzet		02/01/2022		-11.706,75		Klant 181		20220006		VF	
700000		Omzet		02/01/2022		-16.335,00		Klant 454		20220002		VF	
700000		Omzet		03/01/2022		-11.797,50		Klant 230		20220009		VF	
700000		Omzet		03/01/2022		-13.431,00		Klant 353		20220008		VF	
700000		Omzet		04/01/2022		-7.986,00		Klant 421		20220010		VF	

Showing 1 to 10 of 2,500 entries

Previous

1

2

3

4

5

...

250

Next

***Opgelet: bij het herladen van de pagina wordt het vragen-formulier gewist**

Figure 6: Interactieve weergave

Filters

[Filters wissen](#)

Rekening

- ☒ **700000** Omzet
- ☒ **700001** Creditnota's

Datum

van	dd/mm/yyyy	
tot	dd/mm/yyyy	

Saldo



-22600	-	16450
-------------------------------------	---	------------------------------------

Klant

[Alles selecteren](#)[Alles wissen](#)

- ☒ Klant 1
- ☒ Klant 2
- ☒ Klant 3
- ☒ Klant 4
- ☒ Klant 5
- ☒ Klant 6
- ☒ Klant 7
- ☒ Klant 8

Dagboek

- ☒ VF-Dagboek
- ☒ CN-Dagboek

Figure 7: Overzicht Filters