

Een kritisch constructief perspectief op Learning Analytics

Tinne De Laet

Samenvatting Deze discussiebijdrage heeft als doel een kritisch constructief perspectief te bieden op het onderzoek, de ontwikkeling en het gebruik van *Learning Analytics*. Hiertoe plaats ik de verschillende bijdrages in dit themanummer in een breder kader en breng deze in verband met evoluties binnen het Learning Analytics domein. Eigen onderzoeks- en implementatie-ervaringen, die zich situeren in de eerste jaren van het universitair onderwijs, verrijken het perspectief en geven aanleiding tot een kritisch constructieve blik op niet enkel de bijdrages in deze uitgave, maar ook het Learning Analytics domein en de onderzoekers en ontwikkelaars die hierbinnen actief zijn. Op deze manier tracht ik enige houvast te bieden aan welwillende onderzoekers, onderwijsontwikkelaars, onderwijsondersteuners, gebruikers, onderwijsdirecteurs, opleidingshoofden of managers die Learning Analytics willen inzetten als een ondersteunend instrument binnen een breder onderwijs- en begeleidingskader.

Trefwoorden Learning analytics, feedback, dashboards, assessment, machine learning

Artikelgeschiedenis

Ontvangen: 8 december 2022

Geaccepteerd: 16 december 2022

Online: 31 maart 2023

Contactpersoon

Tinne De Laet, tinne.delael@kuleuven.be

Over de Auteur(s)

Tinne De Laet is werkzaam bij de KU Leuven, Leuven Engineering and Science Education Center (LESEC) en Faculteit Ingenieurswetenschappen

Copyright

© Author(s); licensed under Creative Commons Attribution 4.0. This allows for unrestricted use, as long as the author(s) and source are credited.

Learning Analytics: wat, waarom?

Om *Learning Analytics* (LA) te introduceren vertrek ik graag vanuit de definitie van Erik Duval. Hij stelt: *“Learning analytics is about collecting traces that learners leave behind and using those traces to improve learning.”* (Duval, 2011, 9). Deze definitie zet eerst en vooral de doelstelling centraal: het verbeteren van leren. Opdat leren optimaal kan verlopen, moet evenwel de bredere context van het leren beschouwd worden. De focus van LA mag niet a priori vernauwd worden tot het formele leerproces maar moet aspecten in rekening brengen van het leven van studenten, docenten en hun begeleiders die interageren met het leerproces. Daarnaast expliciteert de definitie van Duval dat LA niet kan bestaan zonder data. Bij LA is deze data afkomstig van het leer-, doceer- of begeleidingsproces, kortweg het bredere onderwijsproces. Deze discussiebijdrage weidt verder een volledig onderdeel aan data.

De brede interpretatie van de definitie van LA ontsluit heel wat mogelijke LA-toepassingen. Een opdeling tussen toepassingen op **macro-, meso- en microniveau** (Buckingham Shum, 2018) helpt om deze toepassingen te structureren. Het macroniveau omvat LA-toepassingen die meerdere instellingen overspannen en op regionaal, natio-

naal of zelfs internationaal opereren. LA-toepassingen op het niveau van een volledige instelling of opleiding situeren zich op het mesoniveau. Naar toepassingen op dit mesoniveau wordt ook al eens verwezen met de term *academic analytics*. Het microniveau ten slotte richt zich op één opleidingsonderdeel of een gerichte onderwijs- of begeleidingsactiviteit en is typisch meer gericht op procesdata. Het model met de drie aangehaalde niveaus beoogt geen strikte scheidingen tussen de verschillende toepassingen maar wil het expliciteren dat de breedte van het macro- en mesoniveau ook kan doorstromen naar het microniveau en omgekeerd dat de ervaringen met de meer granulaire procesdata inspirerend werken naar het meso- en macroniveau.

Een orthogonaal perspectief op LA-toepassingen dat bijkomende structuur creëert, is dat van de **eindgebruiker**. Typische doelgroepen zijn studenten, docenten, tutores, studentenbegeleiders- of adviseurs maar ook onderwijsontwikkelaars- en ondersteuners, onderzoekers, onderwijsdirecteurs, opleidingshoofden en managers.

De twee orthogonale perspectieven van de eindgebruiker en het macro-, meso- en microniveau laten toe om de bijdrages in dit themanummer door die structuurbrengende bril te bekijken. De bijdrage van De Bruyne & collega's situeert zich op het mesoniveau. Hun LA toepassing heeft als doel inzicht te creëren in het leerproces op niveau van de gehele opleiding voor drie doelgroepen: studenten, docenten en opleidingshoofden. De bijdrage van Van der Schaaf & Slof focust dan weer op feedback voor studenten bij het werkplekklaren en hangt door deze focus tussen het micro- en mesoniveau. Hun aanpak via portfolio's laat toe om het concrete opleidingsonderdeel te overstijgen en de evolutie over alle opleidingsonderdelen met werkplekklaren in rekening te brengen. De bijdrage van Tempelaar en Rienties richt zich niet op één concrete LA toepassing maar levert een pleidooi voor toepassing van LA op het microniveau ten dienste van zowel studenten, docenten, onderwijsondersteuners en onderzoekers.

Deze discussiebijdrage is vanzelfsprekend gekleurd door de focus van mijn onderzoek dat ik daarom hier ook situeer in de twee orthogonale perspectieven. Mijn eigen onderzoek richtte zich tot hiertoe vooral op het mesoniveau (opleiding en instelling) met als doelgroep de studentenbegeleiders of adviseurs, een minder behandelde groep op gebied van LA. Mijn werk situeert zich daarom binnen de zogenaamde *advising analytics*. Ik beschouw studentenbegeleiders- of adviseurs als personeel dat door de opleiding of onderwijsinstelling wordt ingezet om als primaire taak de student te begeleiden en te adviseren in zijn leer- en studieproces. Hierbij heeft de begeleider of adviseur een vertrouwensrelatie met de student die niet doorkruist wordt door een rol binnen de evaluatie van de student.

Nu ik de drie bijdrages en mijn onderzoek gekaderd heb binnen de twee orthogonale perspectieven volgt hieronder een kritisch perspectief op LA en de gepresenteerde bijdrages volgens zes thema's: data, Artificiële Intelligentie (AI) en *machine learning*, feedback en aanbevelingen, LA op maat, effectonderzoek en andere aspecten.

Data

Zoals blijkt uit de hier gehanteerde definitie van LA is data het startpunt van LA. De groeiende digitalisering van het onderwijs brengt ook een groei aan digitale sporen met zich mee. Naast de gegevens uit de meer traditionele “learning management systemen”, die veelal focussen op achtergrondinformatie van studenten (bv. geslacht, vooropleiding, woonplaats, beursstatus) en uitkomstgegevens (bv. behaalde resultaten, studievoortgang) komen ook meer fijnmazige, of zogenaamde “rijke” data met betrekking tot het leerproces beschikbaar via onder meer digitale leer- en oefenplatformen en digitale interactieve leselementen (bv. *polling*). De bijdrage van Tempelaar & Rienties geeft terecht aan dat deze data erg rijk kan zijn aan informatie en op die manier een belangrijk aanknopingspunt kan vormen voor feedback en cursusontwerp. Naast de digitale data mag meer traditionele data zoals data afkomstig van gevalideerde vragenlijsten afkomstig uit pedagogisch en psychologisch onderzoek (zie bijvoorbeeld Vanthournout et al., 2017), waarin studenten zelf rapporteren over hun ervaringen niet uit het oog verloren worden. De bijdrages van Tempelaar & Rienties en van De Bruyne et al. zetten deze data terecht in de kijker als een vorm van rijke complementaire data die aan de basis ligt van de zogenaamde dispositionele LA. In eerder eigen onderzoek gebruikten we de gevalideerde LASSI vragenlijst (Weinstein & Palmer, 2002) om de studenten via een dashboard feedback te geven over hun leer- en studeervaardigheden (Broos et al., 2020a). In hun bijdrage maken Van der Schaaf & Slof dan weer gebruik van de rijkdom van de contextdata waarin het werkplekleren plaatsvindt en de geschreven feedback door supervisors. Binnen het domein van LA wordt de evolutie naar rijke data nog verder uitgediept binnen multimodale LA (Spikol en Cukurova 2019), één van de nieuwe takken van LA, waar fijnmazige data van verschillende modaliteiten (*Eye tracking*, hersenactiviteit, hartslag, stressniveau, stemvolume, gezichtsexpressie, ...) gecombineerd worden om het onderwijs en leerproces nog verder tracht te doorgronden of de feedback naar studenten en docenten te verbeteren.

Het is niet alleen dankzij de digitale en technologisch evolutie dat er meer data beschikbaar komt. Interessant genoeg kan het inzetten van LA tools op zijn beurt digitale sporen opleveren, die opnieuw als data kunnen fungeren voor LA. Voorbeelden van zulke digitale sporen zijn het openen van een LA dashboard, de acties die gebruikers doen op het dashboard of de reacties die ze er achterlaten. Het gericht inzetten van LA binnen een gedegen onderwijsontwerp kan op die manier nieuwe rijke data genereren (Broos et al., 2018).

De evolutie naar “rijke” data mag niet voorbijgaan aan het **maturiteitsproces** dat altijd onderliggend is aan het gebruik van data. Voor gebruikers en onderwijsinstellingen kan het inzetten van bestaande data uit de meer traditionele learning management systemen een laagdrempelige kans bieden om data niet louter in te zetten voor administratie maar ook voor begeleiding en feedback. Hierdoor kan er ervaring worden opgedaan met een meer databasebaseerde benadering van onderwijs- en begeleiding en de opportuniteiten

maar ook uitdagingen die hier mee gepaard gaan. De bijdrage van De Bruyne en collega's biedt een mooi voorbeeld hiervan: bouwend op bestaand onderzoek zetten ze de eerste stappen naar de ontsluiting van beschikbare data voor feedback en begeleiding op mesoniveau en gericht op een instellingsbrede implementatie. Dit is een onderdeel van een proces naar meer data-geïnformeerde begeleiding en innovatie.

De waarde van een dergelijke maturiteitsproces op basis van "eenvoudige" data heb ik zelf mogen ervaren. Het onderzoek en implementatie van enkele *LA-dashboards* (Broos et al., 2017; Broos et al., 2018, Broos et al., 2020; Charleer et al., 2018), heeft KU Leuven niet enkel gestimuleerd om LA op te nemen binnen de beleidsprioriteiten, maar ook om de *LA-dashboards* universiteitsbreed te implementeren en verankeren en hier de nodige omkadering, beleid en opvolging voor te voorzien (De Laet, 2023).

De groeiende beschikbaarheid van rijke data mag evenwel niet verblinden. Bovenal geldt: **"kwaliteit boven kwantiteit"**. De kwaliteit van de data moet de feitelijke correctheid van de data overstijgen en moet ook de correcte en gepaste interpretatie van de data binnen de context waarin de data verzameld werd omvatten. De activiteit van studenten op een digitaal oefenplatform kan heel informatief zijn maar om die gepast te interpreteren moet geweten zijn hoe het digitaal oefenplatform ingezet wordt binnen het didactisch concept van het opleidingsonderdeel. De interpretatie van de activiteit van een student kan immers een heel andere betekenis hebben afhankelijk op welke positie of functie de activiteit had (bv. een verplichte klassikale activiteit met basisoefeningen versus een set van optionele verdiepingsoefeningen). Momenteel zijn we nog niet in staat om deze contextinformatie automatisch te extraheren en op die manier te voeden aan generieke LA-algoritmes die dan daaruit automatisch inzichten en gepaste feedback en aanbevelingen zouden genereren. De tussenkomst van mensen die de context goed kennen om gepaste interpretaties te maken is essentieel en zal die volgens mij nog een hele tijd blijven.

Binnen het domein van de Artificiële Intelligentie is onder impuls van de groeiende beschikbaarheid van rijke en zelfs "*big*" data, een evolutie ingezet om **de data voor zich te laten spreken**. Deze evolutie moet evenwel met de nodige argwaan worden benaderd omdat hierbij de indruk gewekt wordt dat data louter zal volstaan en bijvoorbeeld domein- of contextkennis ook wel automatisch zal volgen uit de data. De vraag is maar of data op zich ooit een volledig beeld kan geven van de nuances in de context en realiteit. Daarnaast houdt het overmatig vertrouwen van data het risico in dat de waardering van de modellering van het leer- en onderwijsproces op basis van theoretische inzichten en praktijkgerichte ervaringen onder druk komt te staan, terwijl net deze inzichten uit bijvoorbeeld het domein van psychologie en pedagogie aan de grond moeten liggen van gefundeerde LA-interventies.

Los van de omvang en rijkdom van de data, is het mooie aan het domein van LA, zoals gesteld in de definitie van Duval, dat de data steeds ingezet wordt om het leer-, onderwijs- en begeleidingsproces beter te maken via bijvoorbeeld feedback en aanbevelingen. Deze feedback en aanbevelingen beogen dikwijls een gedragsverandering. Dit behelst echter

ook een risico. Gebruikers kunnen immers geneigd zijn om hun gedrag niet te gronde aan te passen maar enkel zodanig dat hun data voldoende verandert om andere feedback of aanbevelingen te krijgen. Dit gedrag wordt ook wel “*gaming the system*” genoemd. Door dit gedrag zal de kwaliteit van de data dalen en kunnen gevonden verbanden in de data waarop interventies gebaseerd zijn zelfs onder druk komen te staan. Het blijvend opvolgen van de kwaliteit van de data, zeker nadat deze ingezet is voor feedback of aanbevelingen, is dan ook een noodzaak.

Artificial Intelligence en machine learning

De groeiende hoeveelheid data biedt ook ruimte voor *machine learning* en *Artificial Intelligence (AI) algorithms* die met de veelheid van data aan de slag kunnen gaan om hieruit samenvattende verbanden, inzichten of aanbevelingen te genereren.

Twee bijdrages in dit thematisch nummer maken gebruik van een vorm van *machine learning* of AI. De Bruyne et al. zetten een voorspellend model in voor studiesucces om te bepalen welke data mogelijk van belang zijn om op te nemen in een *LA-dashboard*. Van der Schaaf & Slof gebruiken dan weer algoritmes om automatisch de geschreven feedback van supervisors te analyseren en om uit alle beschikbare data te beslissen welke feedback gegeven moet worden. Tempelaar & Rienties vernoemen rapporteren over voorspellende modellen die studenten met risico of studievertraging kunnen identificeren. Zelf onderzochten we ook het gebruik van voorspellende modellen voor studiesucces en in welke mate die vertrouwd worden door studieadviseurs en overeenkomen met de mentale modellen die studieadviseurs hebben van studiesucces (Scheers & De Laet, 2021; Huysmans & De Laet, 2021; en De Laet, 2023).

Hoewel AI-algoritmes kunnen helpen bij het samenvatten van rijke data, kan het gebruik van AI algoritmes ook de afstand tussen de data en de eindgebruiker vergroten en vervreemding en wantrouwen opwekken. Dit risico is in het bijzonder aanwezig wanneer de AI-algoritmes zogenaamde “*black box*” algoritmes zijn waar het voor een eindgebruiker niet duidelijk is wat voor verbanden de algoritmes genereren, waarop die gebaseerd zijn, hoe betrouwbaar ze zijn, op basis van welke onderliggende waarden ze ontworpen zijn, enz. Het sterk opkomende domein van *explainable AI* (Adadi & Berrada, 2018) beoogt om de transparantie van AI algoritmes voor eindgebruikers te vergroten en op die manier een zogenaamd gepast vertrouwen (“*appropriate trust*”, zie Davis et al., 2020) op te wekken in de uitkomsten van het AI-model. Alamri & Alharbi (2020) bieden een systematisch overzicht van *explainable AI* voor het voorspellen van studiesucces. Zelf onderzoeken we wat de impact is van *explainable AI* op het vertrouwen van studieadviseurs in voorspellende modellen en hoe ze hiermee aan de slag gaan (Scheers & De Laet, 2021; Huysmans & De Laet, 2021; en De Laet, 2023).

Gezien de geobserveerde verhoogde weerstand tegen voorspellende en prescriptieve LA, gebaseerd op AI en *machine learning*, lijkt het aangewezen om eerst de nodige matu-

riteit op te bouwen met datagebaseerde feedback in de vorm van meer eenvoudige beschrijvende beschrijvingen van data of eenvoudige statistische modellen. Net zoals LA-toepassingen op mesoniveau die eerder aan bod kwamen, vormen beschrijvende LA een belangrijke stap in het maturiteitsproces van de toepassing van LA in de praktijk.

Feedback en aanbevelingen

In vele, maar zeker niet alle, toepassingen van LA is het doel om datagebaseerde feedback en aanbevelingen te genereren voor de gebruikers. *Dashboards* zijn een veelgebruikte vorm om uitkomsten van LA aan de gebruikers te presenteren omdat ze een behapbaar overzicht op maat van de gebruiker beschikbaar maken. Ook andere vormen zoals automatisch gegenereerde e-mails of berichten behoren tot de mogelijkheid om feedback en aanbevelingen tot bij de gebruiker te brengen, denk maar aan het intussen welbekende *OnTask* toepassing (Pardo et al., 2018).

De Bruyne et al. werken in hun bijdrage expliciet toe naar een *dashboard* en presenteren al een eerste generiek prototype. Van der Schaaf & Slof richten zich gelijkaardig op *widgets*, onderdelen om aan een bestaand e-portfolio *dashboard* toe te voegen. Tempelaar & Rienties bespreken niet één toepassing maar stippen enkele mogelijkheden aan voor feedback voor cursusontwerpers of tutoren.

Het procesmodel van LA van Verbert et al. (2013) geeft inzicht in het proces van feedback en hoe dit finaal tot impact kan leiden. Ze onderscheiden vier fases: bewustwording, reflectie, betekenisgeving (*sensemaking*) en impact. In de eerste fase van bewustwording is de focus louter op de presentatie van data in de vorm van visualisaties, tekst, enz. De reflectiefase richt zich op het oproepen van relevante vragen bij gebruikers. In de volgende fase van betekenisgeving gaan de gebruikers de opgeworpen vragen trachten te beantwoorden om zo nieuwe inzichten te creëren. De uiteindelijke fase van impact wordt volgens Verbert bereikt als er nieuwe betekenis gegeven wordt of als er een gedragsverandering optreedt. Een kernconcept voor feedback en aanbevelingen opdat ze tot impact kunnen leiden is dat deze “*actionable*” moeten zijn: de feedback moet de gebruiker toelaten om aan de slag te gaan met de feedback en om een actie te ondernemen die hen mogelijkheden geeft om het eigen leerproces meer in handen te nemen en ten goede te veranderen. Feedback over het gebrek aan online oefengedrag kan een gebruiker er bijvoorbeeld toe aanzetten om meer online te oefenen. Zowel van der Schaaf & Slof en Tempelaar & Rienties leggen de nadruk op *actionable* feedback. De bijdrage van De Bruyne et al. biedt een analyse van mogelijke datavariabelen voor LA waarbij de nadruk ligt op de predictieve waarde eerder dan het “*actionable*” karakter. Zo is het maar de vraag of bijvoorbeeld leeftijd van de student deel zou mogen zijn van de data voor LA die als doel heeft feedback te genereren naar een student, aangezien de leeftijd niet *actionable* is. Deze variabele kan weliswaar fungeren als een “*proxy*” voor vertraging in het leerproces, zij-instromers, enz. en op die manier wel inzichten bieden aan bijvoor-

beeld de onderwijsdirecteurs (mits gepaste interpretatie vanzelfsprekend), dat maakt ze daarom nog niet geschikt voor een studentgericht *dashboard*. In de discussie erkennen De Bruyne et al. dat de focus op een voorspellende analyse vertroebelend kan werken en dat deze analyse variabelen naar boven brengt die moeilijker bruikbaar zijn in kader van begeleiding.

De reflectie over “*actionable*” variabelen opent meteen ook de discussie over **correlatie versus causatie**. Als er feedback geformuleerd wordt op basis van inzichten uit LA dan gaat men er onderliggend van uit dat er een causale relatie is tussen de inputvariabelen en de output. Bijvoorbeeld: er wordt een correlatie waargenomen tussen tijdig thuis extra oefeningen maken op het leerplatform en een hoger cijfer op het examen, wat dan leidt tot de aanbeveling of feedback om snel genoeg beginnen te oefenen. Maar mogelijk is het niet het tijdig extra oefengedrag op zich dat leidt tot de hogere examenscore, maar is het eerder een symptoom van onderliggende motivatie en een thuisomgeving waar er mogelijkheid en ruimte is om te oefenen. Is het dan wel opportuun om feedback te geven die louter focust op het meer tijdig inoefenen, terwijl de onderliggende oorzaken van motivatie en thuisomgeving niet in rekening worden gebracht? De nodige voorzichtigheid moet dan ook in acht genomen worden bij de interpretatie van de waargenomen verbanden en het formuleren van feedback en aanbevelingen op basis van deze verbanden. Tempelaar & Rienties stippen terecht aan dat het gebruik van dispositionele data ondersteunend is bij de interpretatie van de data en ook een meer gefundeerde bron is om feedback op te baseren. Daarnaast blijft het noodzakelijk om de causale relaties tussen student-, docent-, context-, leerkenmerken en uitkomstvariabelen zoals welzijn, afstudeertijd en academische prestaties beter te identificeren en begrijpen en hiervoor is meer fundamenteel en effectiviteitsonderzoek nodig.

LA op maat

Een belangrijke verworvenheid binnen LA is het **gebruikersgecentreerd ontwerp** waarbij gebruikers en andere belanghebbenden al tijdens de ontwerpfase van LA betrokken worden. De Bruyne & collega's gebruiken de methode van het *educational design research* waarin de gebruiker centraal staat. Ze concretiseren dit aan de hand van bevestigingen en focusgroepen met studenten, docenten en opleidingshoofden tijdens de behoefteanalyse. Ook bij het ontwerp (van der Schaaf 2019) en het piloteren van de *feedbackwidgets* van Van der Schaaf & Slof waren de verschillende belanghebbenden betrokken. Deze twee bijdrages ondersteunen opnieuw de vaststelling dat gebruikersgecentreerd ontwerp ondersteunend werkt om LA-op-maat van de eigen context en gebruiker te realiseren, een vaststelling die intussen het hele LA-domein doordrongen lijkt te hebben.

De effectiviteit van feedback is groter als de feedback op maat van de gebruiker is aangesneden. Zowel van der Schaaf & Slof en Tempelaar & Rienties vermelden auto-

matische generatie en differentiatie van feedback op maat van de gebruiker op basis van zogenaamde **profilering** (*profiling*). Bovenop het wettelijke (GDPR!) aspect dat met profilering gepaard gaan, moet in kader van LA ook kritisch bekeken worden wat de gevolgen zijn van een foutieve profilering. Wegen deze gevolgen op tegen een aanpak waar er meer generieke feedback wordt geformuleerd, of waar een gebruiker weliswaar initieel aan een profiel wordt toegewezen op basis van de beschikbare gegevens, maar die zijn profiel of feedback zelf kan aanpassen als die zelf oordeelt verkeerd ingedeeld geweest te zijn? Een dergelijke aanpak kadert ook binnen een tak van LA waar meer doorgedreven customisering wordt onderzocht waarbij de gebruiker in grotere mate de mogelijkheid krijgt om bijvoorbeeld in te grijpen op welke data er gebruikt wordt, voor welke uitkomstvariabelen/doelstellingen en hoe de feedback gepresenteerd wordt (Jivet et al., 2021). Dit roept op zijn beurt natuurlijk de vraag op in welke gebruikers in staat zijn om in alle omstandigheden gepaste keuzes te maken die hen vooruit zullen helpen in hun leer- en studieproces en of ze hiervoor wel de nodige vorming en ondersteuning hebben ontvangen.

Effectonderzoek

Als we willen weten op welke LA we zouden moeten inzetten om het leren te verbeteren is er nood aan onderzoek over het effect en impact van de LA-interventies. Moet er ingezet worden op LA op macro-, meso- of microniveau? Op welke gebruikers moet LA zich richten? Welk effect of impact mag er verwacht worden?

Tempeleer & Rienties stellen dat hun analyses aantonen “waar de belangrijkste voordelen van het toepassen van LA verwacht kunnen worden: op het niveau van de individuele cursus, dus op microniveau”. Hun artikel toont inderdaad aan dat rijke data LA heel wat voordelen zouden kunnen hebben voor LA op microniveau, maar besluiten of deze voordelen op microniveau opwegen tegen de mogelijke impact van LA op meso- of macroniveau is helemaal niet zo eenvoudig. Er zijn immers twee dimensies van impact die ten opzichte van elkaar moeten afgewogen worden: de mate van impact op de individuele gebruiker en de schaal waarop de impact gerealiseerd wordt (grootte van de gebruikersgroep en breedte van de interventie). Op microniveau kan de impact op de individuele gebruiker bijvoorbeeld het grootst zijn omdat er via de rijke data een zeer gerichte en kwaliteitsvolle interventie kan gedaan worden in de bestudeerde cursus. De schaal van de interventie zal echter beperkt zijn tot de studenten en docenten in de cursus en het kan uitdagend zijn om de interventie te vertalen naar een andere cursus gezien de specificiteit van de cursus en de interventie. Een interventie op meso- of macroniveau daarentegen kan meteen een grote groep gebruikers bereiken en een bredere schaal (opleiding, universiteit, of zelfs (inter)nationaal niveau). Op die manier kan het een mogelijk kleinere impact op de individuele eindgebruiker compenseren met de grote schaal waarop de interventie uitgevoerd wordt.

Binnen dit themanummer is er enkel sprake van een **effectonderzoek** bij van der Schaaf & Slof. Zij onderzoeken het gebruik van de widgets, de ervaring van de gebruikers en hun motivatie en raken hierbij belangrijke aspecten van impact aan. Zoals het procesmodel van Verbert et al. toont kan er maar impact gerealiseerd worden mits er eerst bewustwording wordt gecreëerd, die dan overgaat naar (zelf-)reflectie en betekenisgeving. Voor effectonderzoek hoort hier echter nog een bijkomende stap expliciet gemaakt te worden: het **gebruik**. Pas als de gebruikers effectief aan de slag gaan met de LA zal er mogelijk een impact kunnen zijn. Zoals de bijdrage van Van der Schaaf & Slof toont is deze stap naar effectief gebruik niet vanzelfsprekend, en ons eigen onderzoek heeft daarbovenop nog aangetoond dat de mate van gebruik erg kan variëren binnen de verschillende doelgroepen (Broos et al., 2020a) waarbij jammer genoeg soms de doelgroepen die men tracht te bereiken met de interventie er het minst gebruik van maken. Het voorbeeld van Tempelaar & Rienties waarbij dispositionele feedback in handen wordt gegeven van studenten (en niet van begeleiders) zal in elk geval verder onderzoek vereisen om na te gaan of studenten effectief aan de slag gaan met de data en of het bijvoorbeeld niet net de studenten zijn die meest baat zouden kunnen hebben bij bijkomende feedback en acties die er het minst mee aan de slag gaan. Bij gebruikers zou men niet enkel moeten nagaan in welke mate er bewustzijn, reflectie en zingeving worden beïnvloed, maar bijvoorbeeld ook emotie. Het onderzoeken van het effect op gebruikers biedt ruimte voor **kwalitatieve onderzoeksmethodes** waarbij er ingezet wordt op (*think-aloud*) observaties, interviews, en focusgroepgesprekken. Om de laatste stap naar impact te maken is het daarnaast belangrijk om **realistische, concrete en meetbare doelstellingen** te formuleren voor de LA interventie, die vanzelfsprekend wel afgeleid kunnen zijn van meer globale doelen zoals het verbeteren van de onderwijskwaliteit, het terugdringen van de *drop-out*, het verhogen van het welzijn van studenten en docenten en versterken van de academische integratie. Hierbij mag niet uit het oog verloren worden dat LA momenteel nog in de *hype*-fase zit waar er erg opgeblazen en onrealistische verwachtingen worden geuit ten aanzien van LA.

Binnen het LA-onderzoeksdomein is er een roep naar meer experimenteel onderzoek met gerandomiseerde toewijzing, een roep die ook door Tempelaar & Rienties wordt versterkt in hun artikel. Dit soort onderzoek wordt gezien als de heilige graal in het onderzoek naar causale relaties tussen een interventie en een uitkomst. Opdat dergelijk onderzoek echt waardevol is, moet dit onderzoek echter op een schaal plaatsvinden dat "*confounding variables*" ofwel uitgemiddeld worden ofwel hun effecten identificeerbaar worden uit de metingen. De vraag is maar of de huidige stand van het onderzoek toelaat om op zulke schaal echte experimentele onderzoeken met gerandomiseerde toewijzing uit te voeren in een onderwijscontext waar er zeer veel nevenvariabelen zijn die invloed uitoefenen (zoals onderwijsinstelling, thuisomgeving, docent, medestudenten, opleiding). Het is ook verre van eenvoudig om de LA experimenten gepast "blind" te maken als je gerandomiseerd een interventie toewijst binnen één vak of opleiding; hoe ga je vermijden dat de gebruikers de gekregen interventie niet met elkaar vergelijken en op die

manier elkaar zullen beïnvloeden? **Kwalitatieve onderzoeksmethodes** bieden ook hier heel wat mogelijkheden om een beter zicht te krijgen op de effecten van LA en mogelijk zelfs op gepercipieerde causale verbanden. Een grotere aandacht voor een kwalitatieve aanpak bij de effectmeting in navolging van de kwalitatieve aanpak bij het ontwerp van de interventies is dan ook aan te bevelen.

Andere aspecten

Eén van de aspecten die essentieel zijn bij de inzet van LA is de **vorming en begeleiding** van de gebruikers. LA kunnen dan nog op maat van de gebruikers ontworpen zijn, dan nog zal minstens een deel van de gebruikers nood hebben aan bijkomende vorming en begeleiding bij het gepast inzetten van de LA interventies. Deze vorming en begeleiding moet de technische aspecten van het gebruik overstijgen en eerder de nadruk leggen op welke manier aan de slag gegaan moet worden met LA. Van der Schaaf & Slof stippen expliciet deze nood aan in hun bijdrage, wat ook een van de expliciete aanbevelingen is die volgt uit ons eigen onderzoek over advising analytics (De Laet, 2023).

Uiteindelijk is LA maar één van de mogelijke manieren om het leer-, onderwijs-, en begeleidingsproces te ondersteunen. LA moet dan ook steeds kaderen binnen een **breder visie** van de onderwijsinstelling en docenten over wat goed onderwijs en begeleiding is. Als de LA kadert binnen een breder gedragen visie dan is de kans ook minder groot dat gebruikers het gevoel krijgen LA opgedrongen te krijgen die niet overeenstemt met de waardes die zij willen uitdragen bij hun onderwijs of begeleiding. Deze aanbeveling kadert ook binnen de evolutie rond **waardegedreven** ontwerpen, waarbij men verduidelijkt op basis van welke waardes, doelstellingen en uitgangspunten men gekomen is tot een bepaald, in dit geval LA, ontwerp. Dit laat toe om in een vroegere stap eventuele conflicterende waardes te ontdekken (bv: verhogen van efficiëntie van de begeleiding versus meer ruimte bieden voor individuele omstandigheden in de begeleiding, zie Jones, 2019) en te bediscussiëren.

Omdat LA dikwijls een eerste stap is in meer datagedreven onderwijs en begeleiding, is het een goede aanleiding om **een kader en beleid te ontwikkelen waarbinnen LA** een plaats krijgt en die een houvast biedt aan alle betrokkenen binnen de onderwijsinstelling. Naast bestaande kaders (zoals het SHEILA *framework*, zie Tsai et al., 2018) en beleidsteksten van LA (bv. De Laet et al., 2019) helpen concrete ervaringen met toepassingen van LA om het kader en beleid te ontwikkelen (Broos et al., 2020b).

Besluit

Deze discussiebijdrage plaatste de verschillende artikelen opgenomen in het themanummer in een breder kader en brengt deze in verband met evoluties binnen het LA-domein

en mijn eigen ervaring met LA-onderzoek en -implementatie. Via een kritische discussie van de bijdrages volgens zes thema's (data, Artificiële Intelligentie (AI) en *machine learning*, feedback en aanbevelingen, LA-op-maat, effectonderzoek, en andere aspecten) werden aandachtspunten en aanbevelingen naar voor geschoven. Hiermee hoopt deze discussiebijdrage enige houvast te bieden aan welwillende onderzoekers, onderwijsontwikkelaars, onderwijsondersteuners, gebruikers, onderwijsdirecteurs, opleidingshoofden of managers die LA willen inzetten als een ondersteunend instrument binnen een breder onderwijs- en begeleidingskader.

Literatuur

- Adadi, A., & Berrada, M. (2018). Peeking inside the black-box: A survey on eXplainable Artificial Intelligence (XAI). *IEEE Access* 6, 52138–52160.
- Alamri, R., & Alharbi, B. (2021). Explainable student performance prediction models: A systematic review. *IEEE Access* 9, 33132–33143.
- Broos, T., Verbert, K., Langie, G., Van Soom, C., & De Laet, T. (2017). Small data as a conversation starter for learning analytics: Exam results dashboard for first-year students in higher education. *Journal of Research in Innovative Teaching & Learning*, Vol. 10, No. 2. (pp. 94–106). doi.org/10.1108/JRIT-05-2017-0010.
- Broos, T., Verbert, K., Langie, G., Van Soom, C., & De Laet, T. (2018). Low-Investment, Realistic-Return Business Cases for Learning Analytics Dashboards: Leveraging Usage Data and Microinteractions. In Pammer-Schindler, V., Pérez-Sanagustín, M., Drachsler, H., Elferink, R., & Schefel, M. (Eds.). *Lifelong Technology-Enhanced Learning*. EC-TEL 2018 – Lecture Notes in Computer Science, Vol. 11082. Springer, Cham. doi.org/10.1007/978-3-319-98572-5_30.
- Broos, T., Pinxten, M., Delpoort, M., Verbert, K. & De Laet T. (2020a). Learning dashboards at scale: early warning and overall first year experience. *Assessment & Evaluation in Higher Education*, Vol. 45, No. 6. (pp. 855–874). doi.org/10.1080/02602938.2019.1689546.
- Broos, T., Hilliger, I., Pérez-Sanagustín, M., Htun, N.-N., Millecamp, M., Pesántez-Cabrera, P., Solano-Quinde, L., Siguenza-Guzman, L., Zuñiga-Prieto, M., Verbert, K., & De Laet, T. (2020b). Coordinating learning analytics policymaking and implementation at scale. *British Journal of Educational Technology*, 51, 938–954. doi.org/10.1111/bjjet.12934.
- Buckingham Sum, S. (2018), *UNESCO IITE Policy Briefings*. Retrieved from <http://simon.buckinghamshum.net/wp-content/uploads/2012/10/UNESCOIITE-LearningAnalytics.v4.pdf>.
- Charleer, S., Vande Moere, A., Klerkx, J., Verbert, K., & De Laet T. (2018). Learning Analytics Dashboards to Support Adviser-Student Dialogue. *IEEE Transactions on Learning Technologies*, Vol. 11, No. 3. (pp. 389–399) 1 July–Sept. 2018, doi.org/10.1109/TLT.2017.2720670.
- Davis, B., Glenski, M., Sealy, W., & Arendt, D. (2020). Measure utility, gain trust: Practical advice for xai researchers. In 2020 *IEEE Workshop on TRust and EXpertise in Visual Analytics (TRES)* (pp. 1–8). doi.org/10.48550/arXiv.2009.12924.
- De Laet, T., Aerts, J., De Troyer, O., Cornillie, F., De Weerd, J., Elen, J., Gelan, A., Goeman, K., Kindt, E.,

- Mortelmans, D., Van Den Noortgate, W., Vandewalle, J., Verbert, K., & Vos, P. (2019). *Learning Analytics in het Vlaams hoger onderwijs. KVAB Standpunten*. Retrieved from <https://kvab.be/nl/standpunten/%E2%80%9Clearning-analytics%E2%80%9D-het-vlaams-hoger-onderwijs>
- De Laet, T. (2023). Learning Dashboards for Academic Advising in Practice. Accepted for publication in Olga Viberg and Åke Grönlund (Eds.). *Handbook on Practicable Learning Analytics*. Springer.
- Duval, E. (2011). Attention please! Learning analytics for visualization and recommendation. In *Proceedings of the 1st International Conference on Learning Analytics and Knowledge (LAK '11)* (pp. 9–17). New York, NY: Association for Computing Machinery. doi.org/10.1145/2090116.2090118
- Huysmans, L., & De Laet, T. (2021). Do student advisors prefer explanations using local linear approximations (lime) or rules (lore) in the prediction of student success? In *Companion Proceedings of the nth International Conference on Learning Analytics and Knowledge (LAK '21)* (pp. 91–93). Society for Learning Analytics Research (SOLAR). Retrieved from https://www.solaresearch.org/wp-content/uploads/2021/04/LAK21_CompanionProceedings.pdf
- Scheers, H., & De Laet, T. (2021). Interactive and explainable advising dashboard opens the black box of student success prediction. In T. De Laet, R. Klemke, C. Alario-Hoyos, I. Hilliger & A. Ortega-Arranz (Eds.), *Technology-Enhanced Learning for a Free, Safe, and Sustainable World* (pp. 52–66). Springer International Publishing.
- Jivet, I., Wong, J., Scheffel, M., Valle Torre, M., Specht, M., & Drachsler, H. (2021). Quantum of Choice: How learners' feedback monitoring decisions, goals and self-regulated learning skills are related. In *Proceedings of LAK21: nth International Learning Analytics and Knowledge Conference* (pp. 416–427).
- Jones, K.M.L. (2019). Advising the whole student: eAdvising analytics and the contextual suppression of advisor values. *Education and information technologies*, Vol. 24, No. 1. (pp. 437–458).
- Pardo, A., Bartimote, K., Buckingham Shum, S., Dawson, S., Gao, J., Gašević, D., Leichtweis, S., Liu, D., Martinez-Maldonado, R., Mirriahi, N., Christian Michael Moskal, A., Schulte, J., Siemens, G., & Vigentini, L. (2018). OnTask: delivering data-informed, personalized learning support actions. *Journal of Learning Analytics*, 5(3), 235–249. doi.org/10.18608/jla.2018.53.15
- Spikol, D., & Cukurova, M. (2019). Multimodal Learning Analytics. In Tatnall, A. (Eds.), *Encyclopedia of Education and Information Technologies* (pp. 1–8). Springer, Cham. doi.org/10.1007/978-3-319-60013-0_112-1
- Tsai, Y.S., Moreno-Marcos, P.M., Tammets, K., Kollom, K., & Gašević, D. (2018). SHEILA policy framework: informing institutional strategies and policy processes of learning analytics. In *Proceedings of the 8th International Conference on Learning Analytics and Knowledge (LAK '18)* (pp. 320–329). Association for Computing Machinery, New York, NY, USA. <https://doi.org/10.1145/3170358.3170367>.
- Van der Schaaf, M.F. (2019). Electronic Portfolios Enhanced with Learning Analytics at the Workplace. In McGrath, S., Mulder, M., Papier, J., & Stuart, R. (Eds.), *Handbook of Vocational Education and Training*. Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-319-49789-1_89-1.
- Verbert, K., Duval, E., Klerkx, J., Govaerts, S., & Santos, J.L. (2013). Learning Analytics Dash-

board Applications. *American Behavioral Scientist*, 57(10), 1500–1509. <https://doi.org/10.1177/0002764213479363>.

Weinstein, C.E. & Palmer, D.R. (2002). *LASSI – Learning and Study Strategies Inventory* (2nd ed.). Retrieved 22-5-2020 from www.collegelassi.com/lassi/.