



Dedicated to innovation in aerospace

NLR WHITE PAPER

Mei 2023

Learning Analytics voor de luchtvaart

Auteur(s): Jelke van der Pal, Daniela Pistone, Daphne van Dulst
Afdeling: AOTS

Koninklijke NLR - Nederlands Lucht- en Ruimtevaartcentrum

Inhoud

1	Behoefte aan Learning Analytics	3
1.1	Introductie	3
1.2	Verschillende behoeftes, één visie op training	3
2	Learning Analytics – Stand van zaken	5
3	Learning Analytics kennishiaten en uitdagingen	8
3.1	LA voor de organisatie / de bedrijfsvoering	8
3.2	LA voor het leerproces	8
3.3	LA voor kleine doelgroepen	9
3.4	Privacy & security	9
3.5	Meetfouten & biases	9
3.6	Mogelijkheden van instructeurs	9
4	NLRs visie voor LA	10
5	Ter afsluiting	12

1 Behoeftes aan Learning Analytics

1.1 Introductie

De belofte van big data-toepassingen in training is door velen gedaan de afgelopen jaren. Deze toepassingen worden ook wel *Educational Data Mining* of nog vaker *Learning Analytics* (LA) genoemd. In dit paper onderzoeken we de behoefte aan LA binnen de luchtvaart, alsook de mogelijkheden en uitdagingen in de praktijk. We beginnen met een definitie van LA:

Learning analytics is the measurement, collection, analysis and reporting of data about learners and their contexts, for purposes of understanding and optimizing learning and the environments in which it occurs.

Deze definitie van de *Society for Research in Learning Analytics* uit 2011 is nog steeds actueel. Het vakgebied LA kent een grote verscheidenheid aan onderzoeksonderwerpen en toepassingen, die enerzijds niet allemaal van belang zijn voor de opleidingen en trainingen in de civiele of militaire luchtvaart, en anderzijds vaak niet toereikend voor onze visie op training die we hieronder kort toelichten. Rekening houdend met toepassingen voor de luchtvaart en eventuele kennishiaten kunnen we LA inkaderen en zullen we onderzoeklijnen identificeren die nodig zijn voor toepassing van LA in de professionele luchtvaarttraining. In dit paper wordt de huidige stand van zaken binnen LA globaal beschreven. Vanuit deze stand van zaken wordt een NLR-visie op LA geformuleerd van waaruit het NLR streeft te gaan werken aan LA.

1.2 Verschillende behoeftes, één visie op training

De luchtvaart kent een verscheidenheid aan O&T (opleiding- en training) organisaties, elk met eigen behoeftes. Daarbij springt vooral het verschil tussen civiele en militaire behoeften in het oog.

CIVIEL – de civiele luchtvaart heeft behoefte aan meer trainingsmogelijkheden met toegankelijke en goedkopere trainingsmiddelen. Hiermee kunnen kennis en vaardigheden efficiënter en effectiever worden bijgehouden en competenties doorontwikkeld worden. Dit wordt bij voorkeur in de door EASA ondersteunde CBTA¹- en EBT²-kaders toegepast. Het aandeel adaptieve, automatische training is klein en zal vooralsnog alleen voor e-learning groeien. De rol van instructeurs bij trainingen is en blijft groot.

MILITAIR – Defensie heeft behoefte aan flexibiliteit. Personeel moet in staat zijn om in korte tijd andere doctrines, tactieken en manieren van samenwerken toe te passen met soms (iets) andere systemen, wapens en sensoren hetgeen aanpasbare training vereist. Opleiding en training voor luchtvaarders en grondpersoneel zijn beperkt door veel aspecten: luchtruim, wet- en regelgeving, materieel, personeel, veiligheid, security. Een bijkomend probleem is dat geen enkel trainingsmiddel volledige

¹ CBTA: Competency Based Training & Assessment (zie <https://www.icao.int/safety/OPS/OPS-Normal/Pages/CBTA-Instructional-system-design.aspx>)

² EBT: Evidence Based Training (zie

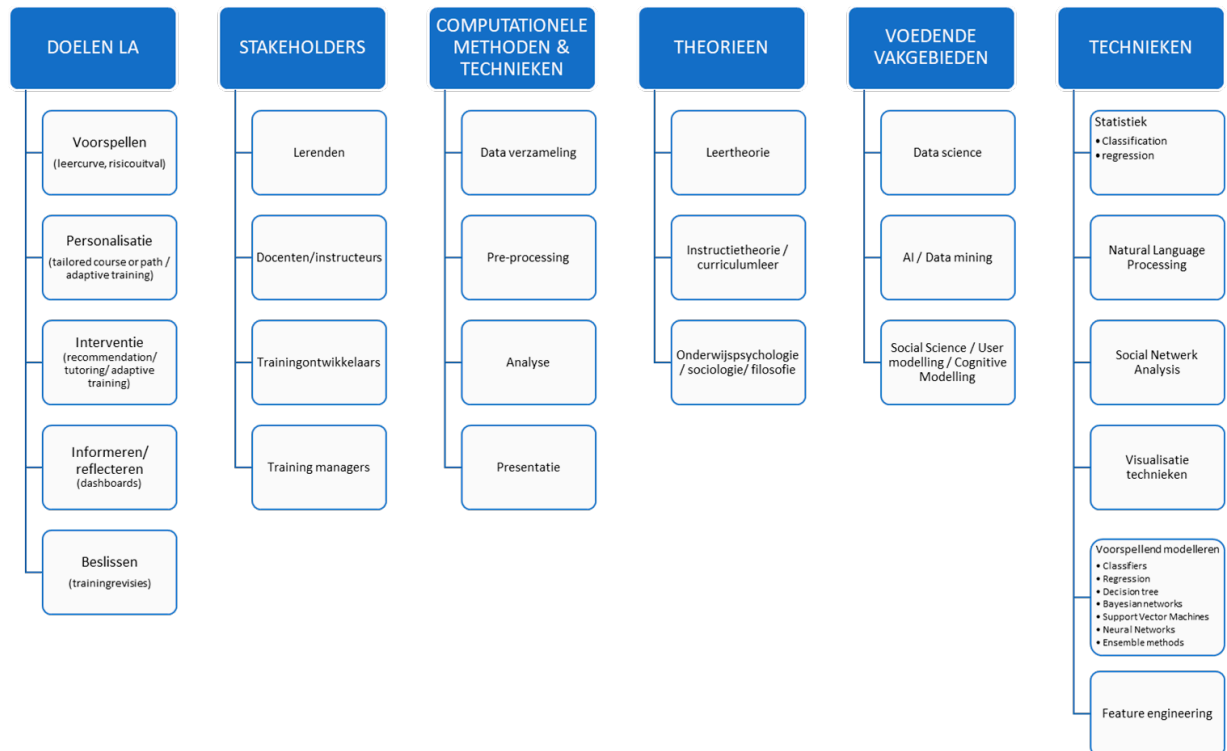
<https://www.easa.europa.eu/en/domains/aircrew-and-medical/evidence-based-training-ebt#:~:text=The%20introduction%20of%20Evidence-Based%20Training%20%28EBT%29%20is%20the,Decision%202015%2F027%2FR%20for%20the%20implementation%20of%20EBT%20mixed>)

trainingswaarde kan bieden. Een combinatie van trainingsmiddelen is nodig, maar welke middelen en welke verhouding van middelen meest effectief zijn is een complex, nog onopgelost vraagstuk. Ook is een accurate, gedetailleerde bepaling van inzetgereedheid van personeel van groot belang, maar lastig. Een optimale planning op basis van de geanticipeerde individuele trainingsbehoeften van personeel om inzetbaarheid te kunnen sturen, vergt een data-gedreven aanpak en veel gedetailleerder inzicht in de individuele prestaties en voorziene leervorderingen dan wel inzetgereedheid. De complexiteit van de taakuitvoering maakt dat veel prestaties voorsnog niet volledig automatisch bepaald kunnen worden. De rol van instructeurs is en blijft groot.

NLR wil aan deze behoeften tegemoet komen door: a) bepaalde data door simulatoren of sensoren te verzamelen en te analyseren en hiermee vervolgens de instructeur ondersteuning te bieden in het beoordelen, b) gepersonaliseerde aanbevelingen te doen voor het optimaliseren van training: welke training (met zijn diverse doelen, events en complexiteiten), wanneer en hoe (welk trainingsmiddel)?, c) aanbevelingen te doen over eventuele (blend van) nieuwe trainingsmiddelen. De ondersteuning op deze drie vlakken wordt deels vanuit het NLR trainingsmodel (<https://www.nlr.org/homepage-training/>): Training Design en Training Media Analysis) en deels door data gevoed; het concept wordt Performance Based Training (PBT) genoemd.

PBT kan worden gezien als een kader waarin diverse LA-methoden en -technieken worden benut om optimale gepersonaliseerde opleiding en training te kunnen realiseren en inzetgereedheid te optimaliseren.

2 Learning Analytics – Stand van zaken



Bovenstaand figuur biedt een overzicht van LA. Het is een selectie van de vele aspecten van LA uit het *Handbook Learning Analytics 2022* van de *Society for Research in Learning Analytics* die voor onze visie op training van belang is. Voor uitgebreide informatie over de specifieke onderwerpen, zie het *Handbook Learning Analytics 2022*³.

Learning Analytics is a science and an art. Deze frase wordt soms aangehaald. In de praktijk is echter een flinke scheidlijn tussen *science* en *art*. Aan de universiteiten worden zeer geavanceerde methoden en technieken ontwikkeld die in de praktijk moeilijk toepasbaar blijken omdat te weinig data verzameld wordt, te fragmentarisch data beschikbaar is, of alleen ‘makkelijke’ data beschikbaar is (bijv. ‘tijd besteed aan training’ en kennistoets resultaten). LA is vooral ontwikkeld en toegepast voor scholen en e-learning/MOOCs (*Massive Open Online Courses*) waarbij toetsen op kennis centraal staat en gestuurd kan worden op *engagement*, de mate waarin leerlingen actief aan het leren zijn (belangrijk als je veel matig gemotiveerde studenten hebt en het makkelijk te meten is met inlog tijd, hoeveelheid inputs, etc.). Het meten en analyseren van (complexe) vaardigheden is onderbelicht (waarbij meestal alleen het eindresultaat wordt gemeten) en vaardigheden die een dynamische context vergen altijd een taak- en soms ook context-specifieke aanpak.

Er zijn twee initiatieven die hier een oplossing voor bedachten. Ten eerste een standaardisatie-initiatief van ADL (*Advanced Distributed Learning*, een samenwerkingsverband van industrie en de Amerikaanse *Department of Defense*). ADL wilde de mogelijkheden van de oude e-learning standaard SCORM⁴ uitbreiden van kennis naar vaardigheden en van e-learning/MOOCs naar alle trainingsmiddelen, inclusief *serious gaming* en simulatie. Hiertoe werd in 2013 het **Total Learning Architecture (TLA)**⁵ geïntroduceerd (waarbij het data format xAPI

³<https://www.solaresearch.org/publications/hla-22/>

⁴ ADL ontwikkelde in 2000 de standaard SCORM (Sharable Content Object Reference Model) voor elearning. Deze standaard wordt niet doorontwikkeld, maar is nog steeds in gebruik bij een groot aantal Learning Management Systems.

⁵ <https://www.adlnet.gov/publications/2020/04/2019-Total-Learning-Architecture-Report/>

centraal staat) en in 2019 een raamwerk voor leerecosystemen⁶ beschreven zodat data van de diverse leermiddelen binnen eenzelfde infrastructuur behandeld kan worden. De stand van zaken is dat xAPI mondjesmaat wordt toegepast, en dan nog binnen dezelfde omgevingen als eerder: elearning, MOOCs. In 2020 was het verkennende gebruik van xAPI bij de tanksimulators van de Nederlandse landmacht een wereldprimeur.

Ten tweede een benadering voor ‘**stealth assessment**’ (sinds 2009 door Valerie Shute cs)⁷ waarbij van vaardigheden in de dynamische context van serious games data verzameld wordt zonder dat de trainee hierdoor gehinderd wordt (*non-intrusive*). De ontwikkelde methodiek en technieken zijn wetenschappelijk verantwoord, geavanceerd en gericht op ‘*non-technical skills*’ zoals *situation awareness* en werklust-management. De data hiervoor is afkomstig uit het keuzegedrag en muisklik-gedrag van de lerende. Het bepalen en instellen van de modellen en metrieken hiervoor vergt nog veel domein-expertise. Dit is nodig om dat niet elk gedrag indicatief is voor bijvoorbeeld werklust management; experts kunnen aangeven dat een bepaalde volgorde van acties in een bepaalde context een prestatie-indicatie geeft van een vaardigheid.

xAPI is vooral geschikt voor het verzamelen van *resultaat* gegevens uit (dynamische) taakprestaties (dit wordt dan ook event-driven data genoemd). Stealth assessment is vooral bedoeld voor het continue monitoren van prestaties (*proces* gegevens). Beide initiatieven zijn veelbelovende ontwikkelingen, maar nog onvoldoende om tegemoet te komen aan de behoeften van de O&T organisaties. Hiertoe is het nodig voor taakspecifieke competenties (vliegt technisch, tactisch) unieke en complexe metrieken te ontwikkelen die rekening houden met de specifieke context / situatie waarin de taak werd uitgevoerd. Dit staat nog in de kinderschoenen. xAPI en Stealth Assessment zijn hier ook niet op ingericht. De *Performance Evaluation Tracking Evaluation System (PETS)* tool⁸ van het Amerikaanse Air Force Research Laboratory (AFRL) daarentegen kan dit al wel tot op zekere hoogte (de data wordt uit een DIS-datastroom gehaald, hetgeen als een soort filter werkt op de real time data). Specifieke tactische metrieken van gevechtsvliegers worden *real time* berekend en gevlagd ten behoeve van de debrief of nadere analyse. De context-analyse binnen de PETS-metrieken is vaak nog ontoereikend. Deze vorm van ‘*stealth monitoring*’ vergt veel domeinexpertise en tijd om te ontwikkelen. De gevlagde resultaat-gegevens kunnen in principe omgewerkt worden in xAPI statements.

Leerecosystemen die geavanceerde LA voor het gehele leertraject met alle trainingsmiddelen mogelijk moeten maken lijken nog niet van de grond te komen en het is moeilijk de producten van commerciële partijen die met holistische totaalpakketten adverteren op waarde te schatten. Aangenomen mag worden dat deze pakketten voornamelijk standaard Learning Management Systems (LMS) zijn met wat extra dashboards voor het presenteren van leervorderingen. De LAs daarachter zijn over het algemeen minder geavanceerd dan de methoden en technieken die de universiteiten hebben ontwikkeld. Waar nog steeds de nadruk op ligt zijn LA-technieken voor de organisatorische en evaluatie-aspecten van (MOOC) trainingen: hoeveel en waardoor uitval, welke onderdelen kosten veel tijd, hoeveel interactie levert een bepaalde les op? Dit soort vragen zijn van belang voor training-managers en trainingsontwikkelaars. Deze LA is niet bedoeld om het leerproces zelf te ondersteunen.

Het leerproces ondersteunen betekent inherent **voorspellingen** doen. Het zijn vragen als: Wat moet de volgende training worden om de leercurve te optimaliseren? Welk feedback gaat inzicht opleveren? Hoe kan de huidige oefening effectiever worden? Met deze voorspellingen kan gepersonaliseerde of adaptieve training worden

⁶ <https://adlnet.gov/publications/2019/04/modernizing-learning/>

⁷ Shute, V. J., Lu, X., & Rahimi, S. (in press). *Stealth assessment*. In J. M. Spector (Ed.), *The Routledge Encyclopedia of Education*. London, UK: Taylor & Francis group.

⁸ <https://www.aptime.com/solutions/technologies/pets-lncs/>

ingericht. Aan universiteiten wordt al 30 jaar onderzoek gedaan naar adaptieve training. Aanvankelijk heette dit **Intelligent Tutoring**. Deze is gericht op het automatisch sturen en ondersteunen van het leerproces zodat geen instructeurs nodig zijn. Dat is, buiten eenvoudige leermodules om (woordjes leren, beginselen programmeren, etc), niet succesvol gebleken. Complexere leertaken vergen toch instructeurs om goede beoordelingen en trainingskeuzes te kunnen maken. Duidelijk is ook dat niet alleen data verzameld en geanalyseerd moet worden, maar dat ook rekenmodellen moeten worden ontwikkeld om voorspellingen te kunnen doen. Een naïeve vorm van adaptieve training is om alleen op basis van actuele gegevens over prestaties of mentale toestanden (zoals *cognitive load*) de training aan te passen. Zonder een model van de student, het (leer)domein of instructie te hebben is een automatische aanpassing weinig meer dan een *wild guess*. Een architectuur voor model gedreven adaptieve training is **Generalized Intelligent Framework for Tutoring (GIFT)**⁹.

Deze modellen van de lerende, het domein of instructie kunnen een basis hebben in de empirische literatuur, daar kan een theorie aan ten grondslag liggen of het kan via ‘expert kennis-elicitering technieken’ in kaart gebracht zijn. Een interessant domein-model (want vooralsnog het enige model dat succesvol voorspellingen kan doen), waarbij een **cognitief model** van leren en *skill decay* als basis wordt gebruikt en vervolgens uitgewerkt voor een specifieke doelgroep, domein en training, is AFRL’s PPO (Predictive Performance Optimizer)¹⁰.

In theorie kan dit kostbare proces van modelontwikkeling vervangen worden door Machine Learning (ML), maar ML werkt nog niet voor complexe domeinen en heeft bijzonder veel data nodig om tot betrouwbare resultaten te komen. Hybride modellen die deels opgebouwd worden vanuit een theoretisch model en vervolgens worden verbeterd met ML-technieken zijn de laatste jaren in opkomst.

⁹ Sottolare, R.A., Baker, R.S., Graesser, A.C. *et al.* (2018). Special Issue on the Generalized Intelligent Framework for Tutoring (GIFT): Creating a Stable and Flexible Platform for Innovations in AIED Research. *Int J Artif Intell Educ* **28**, 139–151.

¹⁰ K. A. Gluck, T. S. Jastrzembki, and M. A. Krusmark, “Prospective comments on performance prediction for aviation psychology,” in *Improving Aviation Performance through Applying Engineering Psychology*, CRC Press, 2019, pp. 79–98.

3 Learning Analytics kennishiaten en uitdagingen

De eerder genoemde benaderingen om prestaties van studenten te analyseren en te voorspellen zijn op dit moment nog niet toereikend genoeg en kennen gebreken. Het in de praktijk inzetten van deze geavanceerde LA-technieken is daardoor nauwelijks mogelijk. Om LA verder door te ontwikkelen is het nodig in kaart te brengen welke *gaps* en *challenges* op dit moment bestaan. Deze zullen hieronder worden beschreven.

3.1 LA voor de organisatie / de bedrijfsvoering

LA voor organisatie-doelen is beter ontwikkeld maar veel technieken zijn gericht op bepalen van de slaagkans van een opleiding of module en dan vooral in hoeverre motivatie / *engagement* hierbij een rol speelt. Dit is over het algemeen van minder belang in het luchtvaartdomein met een sterke scenario-based opzet (waardoor *engagement* sneller wordt bereikt dan met een weinig dynamische e-learning) en functies waarvoor een strenge selectieprocedure geldt (vliegers, gevechtsleiders). De specifieke behoefte van Defensie heeft eerder betrekking op het sturen op personele gereedheid en het optimaliseren van training-roosters (inclusief prioriteren: wat/ tot welk niveau trainen als niet alle taken/competenties/complexiteiten voor alle vliegers in een bepaald tijdvak haalbaar zijn). De behoefte van de civiele luchtvaart heeft betrekking op het vermijden van onnodige training en het bepalen van de optimale mix aan trainingsmiddelen om op goedkopere wijze beter te kunnen voldoen aan de voorschriften. Dit zijn organisatie-doelen waar de LA community geen ervaring mee heeft.

3.2 LA voor het leerproces

De uitdaging van LA voor het leerproces zit in de complexiteit van beroeps O&T. Veel kennis en technieken zijn beschikbaar voor kennis-gerichte organisaties zoals scholen en MOOCs. Beroepsopleidingen en *currency* trainingen vergen een competentiegerichte LA. GIFT en PPO zijn hier startpunten, maar vergen aanzienlijke doorontwikkeling om in de praktijk bruikbaar te zijn. Veel technieken zijn bovendien nog steeds gericht op het optimaliseren van groepen lerenden, niet op persoonlijke trajecten.

Een andere uitdaging is de dataverzameling in de praktijk. Volledig automatisch voor alle competenties is voorlopig niet haalbaar want veel taakuitvoeringen vergen teamprestaties die onder zeer wisselende condities worden uitgevoerd. Prestatiebepaling (van een individu) op een taak (of de onderliggende competenties) is daardoor vaak zeer complex en het beoordelen hoe goed de prestatie gegeven de situatie was vergt meestal de kennis en ervaring van een instructeur. Alleen goed omschreven deeltaak trainingen zijn hierop -soms- uitzonderingen.

Beschikbare data van beoordelingen door instructeurs is vaak fragmentarisch (niet alles wordt beoordeeld), weinig precies en onderscheidend (vaak nominaal: *pass* / *fail*; of ordinaal: onvoldoende / matig / goed / uitstekend) en vaak niet gestandaardiseerd. Zwaarwegender nog dan gebrekkige prestatiedata is het ontbreken of het moeilijk toegankelijk zijn van informatie over de oorzaak van goed of niet goed presteren. Voor het optimaliseren van het leerproces is dit juist van belang. Welke *root causes* van slechte prestaties zijn geïdentificeerd en welke feedback heeft gewerkt? Hier wordt weinig over vastgelegd.

3.3 LA voor kleine doelgroepen

Reguliere statistiek en ML-technieken vergen veel data om betrouwbare resultaten op te leveren. Voor veel toepassingen zijn veel individuen nodig waar data over verzameld moet worden en vervolgens veel meetmomenten om tijdreeks-analyses te kunnen maken. Meestal zijn die technieken alleen geschikt voor voorspellingen of interventies die voor de hele groep gelden. Met ML-technieken kunnen ook individuele voorspellingen worden gemaakt als zeer veel data van het individu verzameld is. Beide toepassingen zijn moeilijk te realiseren bij de relatief kleine doelgroepen van Defensie waar wij ons op richten. Elke beroepsgroep binnen de luchtvaardenden van CLSK heeft niet meer dan ongeveer 100 leden en de groep is ook niet homogeen (denk aan MQT vliegers versus wapen instructeurs versus reservevliegers).

Cognitieve Modellen (LA modellen waarin beschikbare kennis is verwerkt over het leerproces) kunnen wel individueel en met weinig data worden toegepast. Literatuur, expert kennis én data is dan nodig om de modellen in te stellen voor de specifieke training en doelgroep. Naarmate de complexiteit van het model toeneemt wordt informatie uit de literatuur vager en is het lastiger het model te valideren.

3.4 Privacy & security

Wet en regelgeving op het gebied van privacy en security maken het uitvoeren van LA lastig en tijdrovend en dus duurder, maar niet onmogelijk. Een serieus knelpunt is dat gegevens van een opleiding niet altijd meegenomen mag worden naar een vervolgopleiding. Dit is een beperking op het voorspellend vermogen van modellen en maken het bijna onmogelijk om life-time analyses van vooropleiding en selectie naar einde loopbaan te maken. Naast wetgeving kan een concept als *'Multi-Level Privacy'* (vergelijk *Multi-Level Security* dat al geavanceerde uitwerkingen kent) helpen om acceptatie en bruikbaarheid te bevorderen. Niet alle gebruikers van LA resultaten hoeven gedetailleerde informatie over individuele personen te bekijken. In een dergelijk concept kan worden kunnen de eigenaren van brondata en afgeleide data (op verschillende niveaus van aggregatie) worden bepaald en de toegang ertoe geregeld. Een uitgewerkt concept hiervoor ontbreekt nog.

3.5 Meetfouten & biases

Dat mensen meetfouten maken en onbewuste vooroordelen hebben is welbekend. Goede instructie en regelmatige herijking kan dit deels verhelpen. Minder bekend is dat 'objectieve' statistiek en ML ook onjuiste verbanden en ongewenste discriminatie kunnen opleveren. Resultaten van LA die grote impact hebben op bepaalde groepen mensen of individuen moeten daarom regelmatig gevalideerd worden.

3.6 Mogelijkheden van instructeurs

Hoe goed de opleiding en ondersteunende *tooling* voor instructeurs ook worden, er is een grens aan wat een instructeur kan observeren, noteren en beoordelen tijdens of na een oefening. Het teveel letten op details en maken van notities kan uiteraard nadelig zijn voor het opbouwen van een totaalbeeld van hoe de oefening uitgevoerd wordt en het waarnemen van welke omstandigheden verzachtend of verzwarend wegen in de beoordeling. Deze laatste taken van instructeurs mogen niet in gevaar komen doordat teveel eisen aan ze worden gesteld op het gebied van dataverzameling.

4 NLRs visie voor LA

Met LA kan een training-organisatie de leervorderingen monitoren en evalueren. Door goede visualisaties van de resultaten kunnen de belanghebbenden (leerlingen, instructeurs, management) snel inzicht krijgen in deze vorderingen en tijdiger ingrijpen bij knelpunten. LA bespoedigt het reactieve bijsturen van opleiding en training. Daarnaast is LA een instrument om gepersonaliseerde PBT te realiseren en daarmee nauwkeurig en proactief te kunnen sturen op de effectiviteit van een opleiding of de inzetbaarheid van een groep. PBT kan met beperkte middelen al opgestart worden, maar een volwaardig PBT vergt een geavanceerd leerecosysteem waarbij LA de motor is. LA levert hiervoor voorspellende algoritmes en modellen om gegevens van individuen zodanig te verwerken dat daarmee beslissingen over de training genomen kunnen worden die knelpunten voorkomen en tot hogere effectiviteit leiden.

Om deze visie te kunnen realiseren zal NLR de kennishiaten rondom LA-algoritmes en -tools aanpakken. Vanwege de complexiteit en de tijd die het vergt vallen deze hiaten buiten het interesseveld van universiteiten. We zien hierbij de volgende onderzoekslijnen:

1. NLR ontwikkelt alternatieve metrieken voor zowel het automatisch monitoren van technische (bijvoorbeeld vliegen of tactieken) als niet-technische complexe vaardigheden (bijvoorbeeld samenwerken). Voor de niet-technische vaardigheden worden daarbij ook psychofysiologische gegevens, eye-scan gegevens, of verbale informatie benut. Verwacht wordt dat deze metrieken soms tot assessments kunnen leiden zonder instructeur, maar vaker zullen ze de instructeur kunnen ondersteunen in het sneller en /of beter maken van een beoordeling.
2. Daarnaast worden de waarnemingen en oordelen van instructeurs ondersteund door een gestructureerde observatie-aanpak en ondersteunende applicatie aan te bieden. Hierdoor kunnen mogelijk meer gestandaardiseerde en meer gedetailleerde gegevens worden verzameld. Het is daarbij van groot belang de instructeur niet onnodig veel data te laten invoeren in een observatie of een LMS tool. Het is aannemelijk dat veel prestatie-indicatoren een zekere mate van samenhang vertonen. Een competentie die niet op peil is geeft niet alleen een lage prestatie op de eigen specifieke performance-indicatoren, maar heeft vaak ook bijkomende effecten op andere taken en ook op indicatoren van andere competenties. Dit is een natuurlijk effect bij de (hele taak) training van complexe taken en competenties. Het bepalen van een kleine set prestatie-indicatoren is dan een optie om de werklast van de instructeur met betrekking tot data-invoer te beperken. Onafhankelijke prestatie-indicatoren zijn uiteraard gewild, maar alleen die kiezen kan ook te weinig inzicht bieden. Van de prestatie-indicatoren die een samenhang vertonen, kan dan de meest gemakkelijke, eerste, of sterkste worden gekozen. Een gedetailleerde taak- en competentieanalyse gerelateerd aan gekozen prestatie indicatoren kan een *root-cause analysis* ondersteunen.
3. Voor *continuation training* kan een vergelijkbare tool voor self-rating of peer-rating worden ontwikkeld. Deze is dan alleen geschikt voor 'after action' data invoer. Analyses en resultaten leiden net als bij opleidingen meestal tot een advies. De professional zelf kan dit advies negeren of *overrulen*. De *Self Directed Learning* theorie kan deze vorm van gepersonaliseerde training nadere invulling geven. Voor dit onderzoek is het van belang het bij sectie 3.4 genoemde *Multi-Level Privacy* concept direct mee te nemen.
4. NLR ontwikkelt samen met partners een nieuwe, complexere generatie *predictive cognitive models* waardoor met minder data de diverse leerecosysteem-componenten al in werking gesteld kunnen worden. Daarbij zal een continu validatie-/verbeter-proces nodig zijn.
5. Bij het demonstreren en opstarten van prototypes en werkende systemen is het gewenst/nodig met een voldoende grote dataset te starten. Hiertoe is vrijwel altijd gesimuleerde data nodig, die op literatuur, expert kennis en waar mogelijk echte data gebaseerd is. NLR ontwikkelt hiertoe een datagenerator waarmee fictieve data voor verschillende doeleinden kan worden gegenereerd. Zo kan

bijvoorbeeld door een *Gaussian process* model fictieve data (waarin principes uit cognitieve modellen zijn verwerkt) samen met echte data tot een veel grotere dataset worden vermeerderd. Bij het groter worden van de echte dataset kan steeds meer fictieve data worden verwijderd. ML-modellen kunnen tegelijkertijd op de echte data worden losgelaten. Zodra het voorspellend vermogen van ML dat van het cognitief model overstijgt kan het deze laatste vervangen. Wel is het van belang voorspellingen te blijven valideren om het risico op *biases* te verkleinen.

Voor onderzoekslijnen 1 en 2 heeft NLR al een kennisbasis. Deze moet worden verdiept en op een hoger *maturity level* worden gebracht. Dit is niettemin een complex en omvangrijk onderwerp dat gebaat is bij een reeks van kennisopbouw-projecten in combinatie met implementatie-projecten. Een langdurige samenwerking met een trainingsorganisatie (en waar nodig een trainingstechnologie ontwikkelaar) om de implementatie cyclisch te ondersteunen en evalueren is daarbij van groot belang om de kennisopbouw effectief te laten zijn.

Onderzoekslijn 3 is relatief klein en kan gebruik maken van de opgebouwde kennis en tooling van onderzoekslijn 2. De lijn kan daarom later van start gaan. Kennisopbouw is hier vooral gericht op bruikbaarheid, cultuurverandering en het inbouwen van privacy, validatie en controle-mechanismen.

Onderzoekslijn 4 is zeer complex en zal met een laag TRL starten. Samenwerking met andere onderzoeksinstituten zoals AFRL is gewenst. Naast kennisopbouw is ook hier een langdurige samenwerking met een trainingsorganisatie (en waar nodig een trainingstechnologie ontwikkelaar) om implementaties cyclisch te ondersteunen en te evalueren van groot belang.

Onderzoekslijn 5 is een afgebakend en relatief kortlopend traject. De te ontwikkelen *tooling* is facilitair aan de kennisopbouw voor de overige onderzoekslijnen. Deze lijn is begin 2023 gestart.

5 Ter afsluiting

In dit paper hebben we de stand van zaken rondom Learning Analytics bepaald, voorzover van belang voor de beroepsopleidingen en operationele trainingen in de luchtvaart. Daarbij zijn tal van uitdagingen in kaart gebracht. Om de behoefte aan LA voor de luchtvaart te kunnen realiseren hebben we een visie bepaald van waaruit onderzoekslijnen zijn vastgesteld om de visie tot werkelijkheid te laten komen. De kennis en *demonstrators* die de onderzoekslijnen zullen opleveren zijn in principe toepasbaar voor zowel civiele als militaire trainingen. De financieringsbron zal echter richting geven aan specifieke uitwerkingen voor civiele of militaire trainingsorganisaties. Kennisvalorisatie zal echter altijd een specifiek project voor de specifieke eindgebruiker vergen.



Dedicated to innovation in aerospace

Niets uit dit rapport mag worden vermenigvuldigd en/of openbaar gemaakt, op welke wijze dan ook, zonder voorafgaande schriftelijke toestemming van het NLR.

Koninklijke NLR - Nederlands Lucht- en Ruimtevaartcentrum

Het onderzoekscentrum Koninklijke NLR werkt op objectieve en onafhankelijke wijze met zijn partners aan een betere wereld van morgen. NLR biedt daarbij innovatieve oplossingen en technische expertise en zorgt voor een sterke concurrentiepositie van het bedrijfsleven.

NLR is ruim 100 jaar een kennisorganisatie met de diepgewortelde wil om te blijven vernieuwen en zet zich in voor een duurzame, veilige, efficiënte en effectieve lucht- en ruimtevaart.

De combinatie van diepgaand inzicht in de klantbehoefte, multidisciplinaire expertise en toonaangevende onderzoeksfaciliteiten, maakt snel innoveren mogelijk. NLR vormt in binnen- en buitenland de spilfunctie tussen wetenschap, bedrijfsleven en overheid, en overbruggt de kloof tussen fundamenteel onderzoek en toepassingen in de praktijk. Daarnaast werkt NLR als Groot Technologisch Instituut ruim tien jaar in de TO2-federatie samen aan toegepast onderzoek in Nederland.

Vanuit de hoofdvestigingen in Amsterdam en Marknesse en twee satellietvestigingen, draagt NLR bij aan een veilige en duurzame maatschappij en werkt met partners in vele (defensie)programma's, onder andere aan complexe compositen constructies voor verkeersvliegtuigen en aan doelgericht gebruik van het F-35-jachtvliegtuig. Daarnaast geeft NLR invulling aan Nederlandse en Europese (klimaat)doelstellingen conform de Luchtvaartnota, de European Green Deal, Flightpath 2050, en door deelname aan programma's zoals Clean Sky en SESAR.

Voor meer informatie bezoek: www.nlr.nl

Postal address

PO Box 90502
1006 BM Amsterdam, The Netherlands
e) info@nlr.nl | www.nlr.org

Royal NLR

Anthony Fokkerweg 2
1059 CM Amsterdam, The Netherlands
p) +31 88 511 3113

Voorsterweg 31
8316 PR Marknesse, The Netherlands
p) +31 88 511 4444