



PREVENTING AND FIGHTING EARLY LEAVING
FROM EDUCATION & TRAINING WITH AI

stAI

Handel voordat het gebeurt: Voorkomen en bestrijden van
vroegtijdig schoolverlaten met artificiële intelligentie

T3.2 Datagedreven beslissingsondersteuning in het onderwijs:
richtlijnen met kansen, aanbevelingen en zorgen

Werkpakket 3

Author: STAI Consortium

PROJECTINFORMATIE

Project acronym:

stAI

Projecttitel: Handel voordat het gebeurt: Voorkomen en bestrijden van vroegtijdig schoolverlaten met artificiële intelligentie

Project N°: 2023-1-IS01-KA220-SCH-000157308

Subprogramma of KA:

KA220-SCH - Samenwerkingspartnerschappen in het schoolonderwijs

Website: www.stai-edu.eu

Consortium:



SCHOOL OF EDUCATION



ARTIFICIAL
INTELLIGENCE
RESEARCH GROUP



Colegiul Național de Artă
Octav Băncilă
Iași



Inhoudsopgave

Inleiding	5
Kansen	6
1. Gepersonaliseerd leren	6

Studentgerichte leerbenaderingen	6
Datagestuurde aanpassing van leerinhoud	6
Op maat gemaakte trajecten verminderen ontmoediging	6
Het ondersteunen van gedifferentieerde doelen en definities van succes	7
Flexibiliteit bevorderen en de continuïteit van het leren waarborgen	7
Zelfbewustzijn ondersteunen in het leren	7
Voorwaarden voor succesvolle implementatie	8
2. Vroege interventie	8
Inleiding	8
Europese context en definities	8
Strategisch kader en Europees beleid	9
Vroege interventie – concept en mechanismen	9
Impact en voordelen van vroegtijdige interventie	10
Conclusies	10
3. Verbeterde lesstrategieën	10
Verbeterde lesstrategieën	10
Van intuïtie naar evidence-informed pedagogiek	11
Blended en Active Learning als Strategische Pedagogieën	11
Professionele empowerment en reflectieve praktijk	11
De evoluerende rol van AI in de pedagogiek	12
Strategische implicaties en een mensgerichte toekomst	12
Zorgen	13
1. Gegevensbescherming en -beveiliging	13
Verzameling en verwerking van persoonsgegevens	13
Juridische basis en ouderlijke toestemming	14
Gegevensopslag, -beveiliging en -bewaring	14
Specifieke zorgen over AI in educatieve tools	14
Gegevensdeling met derden en naleving	15
Risicobeoordeling en transparantie	15
Gegevensbescherming door ontwerp en gebruikerscontrole	15
Leeftijdsverificatie en waarborgen voor kinderen	16
2. Overafhankelijkheid van data	16
Het in evenwicht brengen van de hoeveelheid en kwaliteit van gegevens	17
Verbetering van de datakwaliteit	17
Modellen in staat stellen om in de loop van de tijd te leren en zich aan te passen	19
Gegevens integreren met eerdere ervaring, menselijke expertise en domeinkennis	20
Het vergroten van transparantie, het begeleiden van besluitvorming en het	

opbouwen van vertrouwen en begrip	21
3. Ethische overwegingen	22
Conclusie	25
Referenties	27

Inleiding

Het onderwijs treedt een nieuw tijdperk binnen waarin data en artificiële intelligentie (AI) krachtige hulpmiddelen worden ter ondersteuning van studenten en docenten. Dit document richt zich op het opstellen van praktische en toegankelijke richtlijnen om scholen en onderwijssystemen te helpen AI-gestuurde tools effectief te gebruiken om de uitdagingen van vroegtijdig schoolverlaten aan te pakken. Deze tools kunnen helpen bij het identificeren van risicostudenten, het aanbevelen van ondersteuningsstrategieën en het informeren en proactiever maken van besluitvormingsprocessen.

Dit document bouwt voort op de inzichten die zijn opgedaan uit eerder werk, met als doel te onderzoeken hoe AI-gestuurde systemen kunnen worden geïntegreerd in echte onderwijsomgevingen. Het doel is ervoor te zorgen dat deze technologieën niet alleen effectief zijn, maar ook ethisch, transparant en inclusief. Door hun potentiële voordelen te onderzoeken, zoals betere monitoring van studenten en gepersonaliseerde interventies, naast de zorgen die ze oproepen, waaronder privacykwesties, data-vooroordelen en de eerlijkheid van AI-beslissingen, streven we naar een evenwichtige aanpak die scholen kunnen vertrouwen.

Uiteindelijk gaat dit document over het helpen van docenten en beleidsmakers om zich te navigeren in dit complexe maar opwindende landschap. De richtlijnen die we ontwikkelen, zullen duidelijke, bruikbare adviezen bieden voor het gebruik van AI op manieren die studenten ondersteunen en gelijkheid, inclusie en transparantie bevorderen. Door samenwerking met projectpartners en input uit praktijkonderwijscontexten zullen deze richtlijnen de weg vrijmaken voor veiligere, slimmere en effectievere tools om het schooluitvalpercentage te verlagen en elke leerling een betere kans op succes te geven.

Kansen

1. Gepersonaliseerd leren

Studentgerichte leerbenaderingen

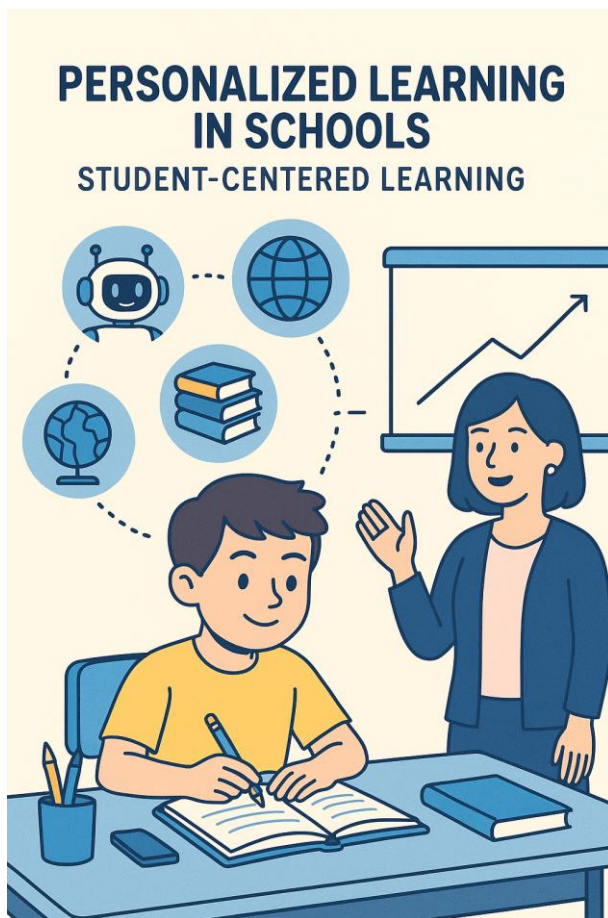
Gepersonaliseerd leren vertegenwoordigt een transformatie in het onderwijs, waarbij wordt afgestapt van gestandaardiseerde leerplannen en wordt overgestapt naar studentgerichte benaderingen die zich aanpassen aan het unieke leertraject van elke leerling. In plaats van studenten te groeperen op leeftijd of vooraf gedefinieerde niveaus, passen gepersonaliseerde systemen zich continu aan de behoeften, voorkeuren en het tempo van de leerling aan. Deze verschuiving in focus stelt studenten in staat een actieve rol te spelen in hun leertraject, wat leidt tot meer betrokkenheid en verantwoordelijkheid voor hun educatieve pad.

Datagestuurde aanpassing van leerinhoud

Artificiële intelligentie speelt een centrale rol bij het mogelijk maken van gepersonaliseerd leren. Door gestructureerde gegevens te analyseren, zoals beoordelingsscores en aanwezigheidspatronen, evenals ongestructureerde input, zoals de tijd besteed aan taken en interactiepatronen, kan AI gedetailleerde leerprofielen opbouwen. Deze profielen informeren de dynamische aanpassing van materialen, formaten en complexiteitsniveaus, waardoor ervoor wordt gezorgd dat elke leerling taken krijgt die noch te eenvoudig noch te uitdagend zijn. De real-time aanpasbaarheid van het systeem creëert een evoluerende leeromgeving die reageert op de voortgang en behoeften van de studenten, waardoor de motivatie behouden blijft en frustratie wordt verminderd.

Op maat gemaakte trajecten verminderen ontmoediging.

Een belangrijk voordeel van gepersonaliseerd leren is het vermogen om de onderliggende oorzaken van schoolverzuim aan te pakken voordat ze escaleren. Wanneer



studenten zich niet kunnen identificeren met de inhoud, het gevoel hebben dat ze constant achterlopen op hun leeftijdsgenoten of school als irrelevant ervaren, lijdt hun motivatie daaronder. Echter, door meerdere leertrajecten aan te bieden die aansluiten bij de individuele interesses en capaciteiten, kan gepersonaliseerd leren de relevantie en betekenis van de onderwijservaring van studenten herstellen. Dit is vooral belangrijk voor leerlingen die niet passen binnen traditionele onderwijsmodellen of tegenslagen hebben ervaren.

Het ondersteunen van gedifferentieerde doelen en definities van succes

Traditionele systemen vertrouwen vaak op smalle definities van prestatie. Daarentegen kijkt gepersonaliseerd leren breder naar succes, waarbij niet alleen academische vaardigheden worden meegenomen, maar ook vooruitgang in vaardigheden zoals samenwerken, probleemoplossend denken en emotionele zelfregulatie. AI-tools kunnen deze dimensies volgen en feedback geven die kleine verbeteringen erkent. Dit stimuleert doorzettingsvermogen en zelfvertrouwen – twee cruciale elementen bij het voorkomen van vroegtijdig schoolverlaten.



Flexibiliteit bevorderen en de continuïteit van het leren waarborgen

Gepersonaliseerd leren biedt meer flexibiliteit wat betreft wanneer, waar en hoe studenten leren. Dit is vooral voordelig voor leerlingen die met externe uitdagingen te maken hebben, zoals gezondheidsproblemen, zorgverantwoordelijkheden of sociaal-economische barrières. Door leren los te koppelen van strakke schema's en fysieke locaties, helpen AI-gestuurde systemen de continuïteit en toegang te waarborgen, waardoor de kans kleiner wordt dat tijdelijke tegenslagen leiden tot permanente ontmoediging.

Zelfbewustzijn ondersteunen in het leren

Een ander belangrijk kenmerk van gepersonaliseerd leren is het vermogen om metacognitie te stimuleren. Realtime dashboards, voortgangstrackers en intelligente feedback begeleiden studenten door de inhoud en moedigen hen aan om na te denken over hun leerproces. Het vermogen om te begrijpen hoe ze leren, effectieve strategieën te identificeren en zich daarop aan te passen, stelt studenten in staat om autonomer en veerkrachtiger te worden.

Voorwaarden voor succesvolle implementatie

Om de volledige voordelen van gepersonaliseerd leren te realiseren, moet het zorgvuldig worden geïntegreerd in het bredere onderwijsecosysteem. Dit houdt in dat er gezorgd moet worden voor eerlijke toegang tot technologie, digitale infrastructuur en gebruiksvriendelijke, inclusieve leerplatforms. Het is essentieel dat leerkrachten niet alleen worden opgeleid in het gebruik van AI-tools, maar ook in het begrijpen hoe ze de output ervan moeten interpreteren, hun pedagogische autonomie behouden en omgaan met de ethische implicaties van datagebruik.

2. Vroege interventie

Inleiding

Vroegtijdig schoolverlaten is een grote uitdaging voor alle lidstaten van de Europese Unie. Het beïnvloedt niet alleen het individuele pad van jongeren, maar ook de sociale cohesie, de economische productiviteit en het langetermijnconcurrentievermogen van Europese samenlevingen. Een jongere die school verlaat voordat hij basisvaardigheden heeft verworven, loopt een groot risico op werkloosheid, sociale uitsluiting en beperkte mogelijkheden voor persoonlijke ontwikkeling. De Europese Unie heeft de ernst van dit fenomeen erkend en heeft ambitieuze doelstellingen vastgesteld voor de vermindering ervan. Vroege interventie wordt beschouwd als de meest effectieve strategie om uitval te voorkomen, omdat het risicofactoren tijdig aanpakt en kwetsbare studenten gepersonaliseerde ondersteuning biedt.

Europese context en definities

Vroegtijdig schoolverlaten (VSV) wordt gedefinieerd als het percentage jongeren van 18-24 jaar dat maximaal lager secundair onderwijs heeft voltooid en niet deelneemt aan onderwijs of opleiding. In 2023 lag het EU-gemiddelde op 9,5%, dicht bij de doelstelling van minder dan 9% voor 2030. De verschillen tussen staten zijn echter aanzienlijk. In sommige Noordse en Midden-Europese landen ligt het percentage onder de 5%, terwijl het in Zuidelijke en Oostelijke staten vaak boven de 12-14% uitkomt.

De belangrijkste risicofactoren zijn talrijk en onderling verbonden:

- Individueel: chronisch verzuim, lage schoolprestaties, gebrek aan motivatie, psychische problemen.
- Familiegerelateerd: lage ouderlijke opleiding, armoede, gebrek aan ondersteuning voor onderwijs.

- Schoolgerelateerd: zwak onderwijsklimaat, gebrek aan middelen, lesmethoden die niet zijn aangepast aan de behoeften van de leerlingen.
- Gemeenschapsgerelateerd: gebrek aan lokale mogelijkheden, vervoersproblemen, druk om op jonge leeftijd te werken.

Strategisch kader en Europees beleid

De Europese Unie heeft verschillende instrumenten ontwikkeld om de lidstaten te ondersteunen:

- Aanbeveling van de Raad "Wegen naar succes op school" (2022) – stelt een geïntegreerd kader vast op basis van preventie, vroegtijdige interventie en compenserende maatregelen.
- Europese Onderwijsruimte 2030 – stelt duidelijke doelen: het terugdringen van vroegtijdig schoolverlaten tot onder de 9%, het garanderen van deelname aan voorschools onderwijs van ten minste 96% en het terugdringen van het aandeel zwakke presteerders in lezen, wiskunde en wetenschap tot onder de 15%.
- Actieplan voor digitaal onderwijs 2021-2027 – ondersteunt digitale inclusie, biedt middelen voor leerkrachten en leerlingen en bestrijdt ongelijkheden in de toegang tot online onderwijs.
- Europese Kindergarantie (2021) – zorgt voor toegang tot kwaliteitsonderwijs, gezondheidszorg, gezonde maaltijden en fatsoenlijke leefomstandigheden.
- EU-fondsen: via het ESF+, Erasmus+ en de RRF ontvangen lidstaten middelen voor schoolinfrastructuur, lerarenondersteuning, en de implementatie van programma's om schooluitval te verminderen.

Vroege interventie – concept en mechanismen

Vroege interventie is essentieel om vroegtijdig schoolverlaten te voorkomen. Het omvat tijdige en gecoördineerde acties wanneer een student tekenen van risico begint te vertonen. De belangrijkste mechanismen zijn onder andere:

- Vroegtijdige waarschuwingssystemen (VWS): monitoren van afwezigheid, dalende cijfers en problematisch gedrag, waardoor scholen snel kunnen handelen.
- Geïndividualiseerde ondersteuningsplannen: afgestemd op de behoeften van elke student, inclusief mentoring, bijlessen en remediërende activiteiten.

- Psychologische begeleiding en emotionele ondersteuning: essentieel voor studenten die te maken hebben met angst, depressie of familieproblemen.
- Betrokkenheid van ouders en de gemeenschap: door huisbezoeken, regelmatige bijeenkomsten, workshops en gezinsondersteuningsprogramma's.
- Begeleide overgangen: van basisonderwijs naar voortgezet onderwijs of van voortgezet onderwijs naar hoger secundair onderwijs/beroepsonderwijs en -opleiding, om schooluitval en moeilijke aanpassing te voorkomen.

Impact en voordelen van vroegtijdige interventie

Vroege interventie biedt meerdere voordelen:

- Vergroot de kansen op het voltooien van een opleiding en integratie op de arbeidsmarkt.
- Vermindert het risico op armoede en sociale uitsluiting.
- Verbetert het welzijn van studenten en gezinnen.
- Voegt economische waarde toe door een beter gekwalificeerde beroepsbevolking.

Studies tonen aan dat investeringen in preventie en vroegtijdige interventie effectiever en minder kostbaar zijn dan compenserende maatregelen die worden genomen nadat een leerling de school al heeft verlaten.

Conclusies

Vroegtijdig schoolverlaten blijft een complex probleem, maar vroegtijdige interventie is een van de meest effectieve oplossingen. De Europese Unie biedt het strategische kader en de middelen, maar het succes hangt af van hoe elke lidstaat, inclusief Roemenië, erin slaagt maatregelen te implementeren die zijn aangepast aan zijn eigen context. Door samenwerking tussen scholen, gezinnen, gemeenschappen en Europese instellingen kan het doel om vroegtijdig schoolverlaten tegen 2030 terug te dringen tot onder de 9% worden bereikt.

3. Verbeterde lesstrategieën

Verbeterde lesstrategieën

Het verbeteren van onderwijsstrategieën staat centraal bij het creëren van inclusieve, boeiende en rechtvaardige leeromgevingen, met name voor leerlingen die risico lopen op vroegtijdig schoolverlaten (VSO). Terwijl gepersonaliseerd leren en vroegtijdige interventie zich richten op de leerling, pakken verbeterde onderwijsstrategieën de

methoden en systemen aan die docenten gebruiken om effectief onderwijs te geven. De integratie van datagestuurde beslissingsondersteunende tools maakt een verschuiving mogelijk van reactief naar proactief lesgeven, wat meer responsieve, geïnformeerde en innovatieve pedagogische praktijken ondersteunt.

Van intuïtie naar evidence-informed pedagogiek

Traditioneel onderwijs vertrouwt vaak op de intuïtie en ervaring van de docent. Hoewel waardevol, kan deze aanpak niet altijd vroege tekenen van desinteresse identificeren of aanpakken. Data-analyse en AI-technologieën bieden tools om studentenbetrokkenheid, gedrag en resultaten systematisch te analyseren, waardoor docenten tijdig instructieve beslissingen kunnen nemen. Bijvoorbeeld, AI-gebaseerde systemen kunnen leraren helpen hun strategieën aan te passen door real-time dashboards en slimme waarschuwingen aan te bieden die tijdige pedagogische aanpassingen stimuleren. Het RADAR-systeem (Embarak & Hawarna, 2024) en de PDAR/LIS-tools (Baneres, Rodriguez-Gonzalez, & Guerrero-Roldan, 2023) illustreren hoe real-time data feedback loops docenten in staat stellen om leerproblemen vroegtijdig te signaleren en aan te pakken, vaak voordat traditionele beoordelingen een probleem zouden aangeven. Hoewel deze systemen zijn ontwikkeld voor hoger onderwijs, zijn de onderliggende principes van voorspellende analyse en continue monitoring even relevant in schoolomgevingen.

Blended en Active Learning als Strategische Pedagogieën

Lesstrategieën die digitale tools combineren met collaboratieve, projectgebaseerde methoden kunnen zeer effectief zijn bij het voorkomen van ELET. De IJslandse initiatieven Austur-Vestur Sköpunarsmiðjur (Austur-Vestur Sköpunarsmiðjur, z.d.) en Mixtúra (Mixtúra, z.d.) illustreren hoe creatieve technologieën en makerspaces studenten opnieuw kunnen betrekken door de nadruk te leggen op praktijkgericht leren, probleemoplossing en autonomie. Deze omgevingen bieden studenten nieuwe manieren om hun leerproces te tonen en vaardigheden te bevorderen zoals doorzettingsvermogen, teamwork en creativiteit. Evenzo integreert de Italiaanse Classe AI (Classe AI, 2025) AI-onderwijs in klasactiviteiten, waarbij zowel leerkrachten als leerlingen worden aangemoedigd om AI kritisch en creatief te verkennen. Dit ondersteunt de ontwikkeling van digitale geletterdheid en ontmystificeert technologieën die vaak als afstandelijk of ondoorzichtig worden gezien.

Professionele empowerment en reflectieve praktijk

Verbeterde onderwijsstrategieën zijn alleen duurzaam als docenten worden ondersteund in hun professionele ontwikkeling. Zoals te zien is in het Mixtúra-centrum in Reykjavík, creëert het inbedden van voortdurende professionele ontwikkeling in het lokale onderwijsbeleid een cultuur waarin innovatie een systematische praktijk is, geen eenmalig initiatief. Het Nationale Succesprogramma voor Scholen in Portugal benadrukt door

leraren geleide, lokale actieplanning, waarbij scholen contextspecifieke strategieën ontwikkelen op basis van zelfevaluatiegegevens. Dit versterkt de handelingsbekwaamheid van leraren en bevordert eigenaarschap over verandering door onderwijzers aan te moedigen na te denken over hun praktijk en hun impact te monitoren, waardoor een cyclus van iteratieve verbetering ontstaat. AI kan dit verder ondersteunen door zeer gepersonaliseerde professionele ontwikkelingspaden voor leraren te creëren, relevant onderzoek voor te stellen, trainingsmodules aan te bieden of zelfs AI-gestuurde coaching te geven op basis van hun specifieke uitdagingen in de klas.

De evoluerende rol van AI in de pedagogiek

Vooruitkijkend kan de rol van AI zich uitbreiden buiten de huidige toepassingen om een echte "cognitieve partner" te worden voor zowel leraren als studenten. Geavanceerde AI-onderwijsassistenten zouden kunnen fungeren als een geavanceerde copiloot voor docenten, niet alleen door risicostudenten te signaleren, maar ook door pedagogische benaderingen voor moeilijke onderwerpen voor te stellen, de creatie van diverse beoordelingsinstrumenten te automatiseren en routinematige administratieve taken af te handelen. Dit zou leraren vrijmaken om zich te concentreren op directe interactie met studenten en complexe pedagogische planning. Voor studenten zouden AI-tutors hen kunnen betrekken bij socratische dialogen om kritisch denken te stimuleren, of hen kunnen helpen hun eigen leerproces te visualiseren om metacognitieve vaardigheden en zelfregulatie te ontwikkelen.

Strategische implicaties en een mensgerichte toekomst

Deze verbeterde onderwijsstrategieën dragen direct bij aan het verminderen van het risico op uitval door de betrokkenheid van studenten te vergroten, diverse succespaden aan te bieden en ondersteunende leeromgevingen te creëren waarin studenten zich gezien en gemotiveerd voelen. Om deze toekomstige mogelijkheden te benutten, zijn echter verschillende strategische overwegingen cruciaal. Naarmate AI steeds meer geïntegreerd raakt, zijn robuuste ethische kaders, sterke privacybescherming (zoals de AVG) en actieve mitigatie van algoritmische bias ononderhandelbaar. Technologie moet altijd worden gepositioneerd als een hulpmiddel om leraren te versterken, niet om hun professionele oordeel of menselijke verbinding te vervangen. Voor alle kritieke beslissingen moet er een mens in de lus blijven. Ten slotte zal het waarborgen van digitale gelijkheid – waarbij alle leerlingen en leerkrachten toegang hebben tot de nodige technologie en vaardigheden – van cruciaal belang zijn om te voorkomen dat AI bestaande ongelijkheden vergroot.



Zorgen

1. Gegevensbescherming en -beveiliging

Nu onderwijsinstellingen steeds meer vertrouwen op artificiële intelligentie (AI) en datagestuurde besluitvorming om leerervaringen te personaliseren, de prestaties van studenten te optimaliseren en de administratieve efficiëntie te verbeteren, zijn de zorgen rond privacy, beveiliging en naleving van de voorschriften van de Europese Unie (EU) urgenter geworden. De implementatie van AI in het onderwijs moet zorgvuldig worden geëvalueerd om ethisch gebruik, naleving van de wet en de bescherming van de grondrechten van studenten te waarborgen.

Een van de belangrijkste zorgen bij AI-gestuurde educatieve tools is de toegankelijkheid van deze systemen voor minderjarigen. Volgens artikel 8 van de AVG is voor het verwerken van persoonsgegevens van kinderen jonger dan 16 jaar (of 13 jaar in sommige EU-landen) aantoonbare ouderlijke toestemming vereist. Als het AI-systeem is ontworpen voor kwetsbare groepen zoals neurodivergente studenten of personen met een handicap, moeten er aanvullende waarborgen zijn om vooringenomenheid te voorkomen en transparantie te garanderen.



Veel AI-gestuurde educatieve applicaties vereisen toegang tot gebruikersapparaten, waarbij ze vaak gegevens verzamelen uit contactlijsten, mediabestanden, microfoons, camera's, geolocatie en zelfs biometrische sensoren. Een dergelijke uitgebreide toegang tot gegevens roept vragen op over de beginselen van dataminimalisatie onder artikel 5 van de AVG. Instellingen en technologieaanbieders moeten beoordelen of de gevraagde toestemmingen strikt noodzakelijk zijn voor de functionaliteit van de tool en of gebruikers geïnformeerde toestemming kunnen geven voordat toegang wordt verleend.

Verzameling en verwerking van persoonsgegevens

Het type en de omvang van de persoonsgegevens die door AI-systemen worden verzameld, moeten gerechtvaardigd zijn onder **artikel 9 van de AVG**, dat strenge voorwaarden stelt aan de verwerking van bijzondere categorieën gegevens, zoals biometrische informatie, gezondheidsdossiers of gedragsanalyse. AI-systemen die in het onderwijs worden gebruikt, verzamelen vaak enorme hoeveelheden gegevens, waaronder de academische resultaten van studenten, interactiepatronen en zelfs emotionele reacties.

Als de gegevensverzameling onevenredig is ten opzichte van het beoogde doel, schendt dit het principe van gegevensproportionaliteit en kan dit leiden tot onnodige blootstelling van gevoelige informatie.

Wettelijke basis en ouderlijke toestemming

Onderwijsinstellingen en AI-aanbieders moeten een rechtmatige grondslag vaststellen voor de verwerking van persoonsgegevens. Afhankelijk van de gebruikssituatie kan dit **uitdrukkelijke toestemming zijn, contractuele noodzaak of rechtmatig belang**. Als het AI-systeem echter profiling, geautomatiseerde besluitvorming of gedragsregistratie omvat, verleent **artikel 22 van de AVG** individuen het recht om bezwaar te maken tegen en zich af te melden voor dergelijke verwerking. Daarnaast moeten instellingen ervoor zorgen dat de mechanismen voor ouderlijke toestemming voor minderjarigen robuust zijn, waardoor ongeoorloofde gegevensverzameling van kinderen zonder adequate waarborgen wordt voorkomen.

Gegevensopslag, -beveiliging en -bewaring

Een cruciaal aspect van AI-governance in het onderwijs is de **opslaglocatie en -duur van verzamelde gegevens**. Als studentgegevens buiten de EU worden opgeslagen, moeten er standaard contractuele clausules (**SCC's**) aanwezig zijn om te zorgen voor naleving van de AVG. Verder schrijft het principe van **opslagbeperking (AVG artikel 5)** voor dat gegevens slechts zo lang bewaard mogen worden als nodig is om het beoogde doel te bereiken.



Cyberveiligheidsrisico's vormen ook een aanzienlijke uitdaging, aangezien ongeautoriseerde toegang tot onderwijsgegevens kan leiden tot identiteitsdiefstal, gerichte reclame of zelfs manipulatie van studentendossiers. Instellingen moeten **encryptie, strikte toegangscontroles en anonimiseringsmethoden implementeren** om deze risico's te beperken en datalekken te voorkomen.

Specifieke zorgen over AI in educatieve tools

Naast standaard privacyzorgen introduceren AI-gedreven onderwijsplatforms **unieke risico's** die gespecialiseerd toezicht vereisen:

- **Adaptief leren en gedragsregistratie:** AI-systemen die studenteninteracties analyseren en de inhoud daarop aanpassen, moeten transparant zijn over het

datagebruik..

- **Emotieherkenning en biometrie:** Als AI-tools **gezichtsherkenning, stemanalyse of lichaamssensoren** gebruiken, moeten ze voldoen aan **artikel 9 van de AVG** en de noodzaak van dergelijke gegevensverzameling rechtvaardigen.



- **Augmented Reality (AR) en Omgevingsscanning:** AI-gebaseerde **AR-functies** die de omgeving van de gebruiker scannen, kunnen onbedoeld **gegevens van derden vastleggen** zonder toestemming.
- **Generatieve AI en virtuele assistenten:** Als AI-chatbots of tutoringsystemen dynamisch interageren met studenten, moeten er mechanismen zijn om **misinformatie, vooroordelen of ongeoorloofde gegevensopslag** te voorkomen..

Gegevensdeling met derden en naleving

De betrokkenheid van externe leveranciers bij AI-gestuurd onderwijs roept extra zorgen op over het **delen van gegevens**. Als studentgegevens worden **overgedragen aan derden voor analyses, marketing of training van AI-modellen**, zijn gegevensverwerkingsovereenkomsten (DPA's) onder **AVG-artikel 28** verplicht. Instellingen moeten volledige transparantie garanderen over welke entiteiten toegang hebben tot gegevens en voor welke doeleinden.

Risicobehoedeling en transparantie

Om de risico's die gepaard gaan met AI in het onderwijs te beperken, moeten instellingen **gegevensbeschermingseffectbeoordelingen (DPIA's) uitvoeren, zoals vereist door artikel 35 van de AVG**. DPIA's helpen bij het identificeren van **potentiële risico's, het evalueren van mitigerende strategieën en het waarborgen van naleving van wettelijke en ethische normen**. Daarnaast moeten onderwijsinstellingen duidelijke en leeftijdsgeschikte privacybeleidsregels verstrekken aan studenten en ouders, zodat zij hun rechten begrijpen en de implicaties van AI-gebaseerde beslissingen.

Gegevensbescherming door ontwerp en gebruikerscontrole

Volgens het principe van **Privacy by Design (AVG-artikel 25)** moeten AI-tools standaard zo worden geconfigureerd dat ze **minimaal noodzakelijke gegevens verzamelen**. Studenten en ouders moeten **gemakkelijk toegang hebben tot privacy-instellingen, afmeldmechanismen en opties voor het verwijderen van gegevens**. Bovendien moeten instellingen de naleving van de rechten van betrokkenen (**artikelen 15-22**) waarborgen, waardoor gebruikers hun gegevens indien nodig kunnen inzien, corrigeren, verwijderen of overdragen.

Leeftijdsverificatie en waarborgen voor kinderen

Met toenemende zorgen over leeftijdsverificatie moeten AI-gebaseerde onderwijsplatforms veiligheid in evenwicht brengen met privacy. Hoewel mechanismen voor **leeftijdsverificatie** minderjarigen kunnen beschermen, kunnen slecht geïmplementeerde oplossingen **nieuwe risico's** introduceren, zoals **overmatige gegevensverzameling of gebrekkige identificatiemethoden**. Instellingen moeten prioriteit geven aan oplossingen die effectieve waarborgen bieden zonder de privacyrechten te schenden.

Datagestuurde beslissingsondersteuning in het onderwijs heeft een enorm potentieel om leerervaringen te revolutioneren, door **gepersonaliseerd onderwijs te bieden, de toegankelijkheid**

7 PRINCIPLES OF PRIVACY BY DESIGN

1



Proactive not reactive; preventative not remedial

Take a proactive rather than reactive approach to privacy. Identify and mitigate privacy risks before they happen.

2



Privacy as the default setting

Design privacy-by-default features to ensure that consumers don't have to take extra measures to protect privacy.

3



Privacy embedded into design

Take a privacy-first approach right from the initial stages of a product's development and design.

4



Full functionality – positive-sum, not zero-sum

Privacy is a positive-sum goal, not a zero-sum goal. Avoid the false idea of trade-offs between privacy and other functionalities.

5



End-to-end security – lifecycle protection

Prioritise the security of user data throughout its lifecycle, from data collecting to its deletion.

6



Visibility and transparency

Implement transparency by documenting and communicating actions clearly, through privacy and data-sharing policies.

7



Respect for user privacy

Keep the interests of your users at the core by building strong privacy safeguards and user-friendly systems.

Source:
www.cookieyes.com/blog/privacy-by-design

CookieYes

f t in /CookieYesHQ

te verbeteren en efficiënte administratieve processen te creëren.

Deze voordelen gaan echter gepaard met aanzienlijke uitdagingen op het gebied van **privacy, beveiliging en ethiek**. Door zich te houden aan EU-regelgeving, sterke **gegevensbeschermingsmaatregelen te implementeren, risicoanalyses uit te voeren en transparantie** te waarborgen, kunnen onderwijsinstellingen het potentieel van AI benutten en tegelijkertijd de rechten en belangen van studenten beschermen.

Terwijl AI in het onderwijs zich blijft ontwikkelen, zal de **evenwichtsoefening tussen innovatie en verantwoordelijkheid** cruciaal blijven. Beleidsmakers, onderwijsinstellingen en AI-ontwikkelaars moeten samenwerken om **betrouwbare, eerlijke en privacyvriendelijke** AI-systemen te creëren die het onderwijs echt verbeteren zonder fundamentele rechten in gevaar te brengen..

2. Overafhankelijkheid van data

De enorme hoeveelheid data in de samenleving heeft geleid tot het gebruik van algoritme-gestuurde technologieën, zoals artificiële intelligentie (AI) en machine learning (ML), om informatie te organiseren en te interpreteren. Overmatige afhankelijkheid van data kan echter problematisch zijn als deze systemen niet goed zijn ontworpen. AI is afhankelijk van kwantificeerbare informatie, wat vragen oproept over of complexe realiteiten werkelijk tot data kunnen worden gereduceerd. Uiteindelijk bepalen menselijke vooroordelen, percepties en wereldbeelden het ontwerp en de beoordeling van deze systemen, waardoor grotere beperkingen worden opgelegd dan de technologie zelf. Zelfs terwijl machines leren, bepalen mensen hun uitgangspunt en leerkader (Kallberg, 2022).

Overafhankelijkheid van data verwijst naar een overmatige afhankelijkheid van datagestuurde modellen voor besluitvorming zonder rekening te houden met context, menselijk oordeel of externe factoren, vooral wanneer de gebruikte data gebrekkig, beperkt of diversiteit mist.

Het in evenwicht brengen van de hoeveelheid en kwaliteit van gegevens

Machine learning-modellen, vooral deep learning-algoritmen, vereisen vaak aanzienlijke hoeveelheden data om ingewikkelde patronen te identificeren. Kwaliteit mag echter nooit worden opgeofferd voor kwantiteit (Pagadala, 2023). In het ingewikkelde domein van machine learning is het vinden van het perfecte evenwicht tussen de hoeveelheid en kwaliteit van gegevens vergelijkbaar met balanceren op een koord. Aan de ene kant geeft meer data het model een breder perspectief, waardoor het beter kan generaliseren naar ongeziene data. Aan de andere kant zorgt hoogwaardige data ervoor dat het model leert van betrouwbare patronen, wat resulteert in nauwkeurige

voorspellingen. Terwijl kwantiteit volledigheid garandeert, garandeert kwaliteit nauwkeurigheid.

- Kwantiteit boven kwaliteit: Als er veel gegevens zijn, maar een groot deel daarvan van lage kwaliteit is, kan het model verkeerde patronen leren, wat leidt tot onbetrouwbare voorspellingen.
- Kwaliteit boven kwantiteit: Omgekeerd kan het hebben van gegevens van hoge kwaliteit, maar in onvoldoende hoeveelheid, het vermogen van het model beperken om te generaliseren naar diverse scenario's.

Verbetering van de datakwaliteit

Gegevens, zoals gedefinieerd door Andrea Jones-Rooy, zijn een onvolmaakte benadering van een bepaald aspect van de wereld op een bepaald tijdstip en plaats (Jones-Rooy, 2019). Zolang data als koude, harde, onfeilbare waarheid wordt beschouwd, lopen we het risico veel onjuiste opvattingen over de wereld om ons heen te genereren en te versterken. Om die reden heeft datakwaliteit direct invloed op de prestaties, nauwkeurigheid en betrouwbaarheid van AI-modellen (Redman, 2018). Hoogwaardige data stellen modellen in staat betere voorspellingen te doen en betrouwbaardere resultaten te produceren, wat het vertrouwen van gebruikers bevordert (Ataman, 2024).

Het waarborgen van de datakwaliteit betekent ook het aanpakken van de vooroordelen die in de data aanwezig zijn, wat essentieel is om te voorkomen dat deze vooroordelen worden bestendigd en versterkt in AI-gegenereerde output. Bovendien verbetert een diverse en representatieve dataset het vermogen van een AI-model om goed te generaliseren over verschillende situaties en input, waardoor de prestaties en relevantie ervan in verschillende contexten en gebruikersgroepen worden gewaarborgd. Uiteindelijk is het handhaven van de datakwaliteit cruciaal om het volledige potentieel van AI-systemen te benutten bij het leveren van waarde, het stimuleren van innovatie en het waarborgen van ethische resultaten.

De belangrijkste componenten van kwaliteitsdata in AI zijn nauwkeurigheid, consistentie, volledigheid, actualiteit, relevantie, integriteit, diversiteit en representativiteit.

- Nauwkeurigheid: Precieze en foutloze gegevens zorgen ervoor dat AI-modellen leren van correcte informatie, waardoor het risico op misleidende voorspellingen en slechte besluitvorming wordt verminderd. Omgekeerd kunnen fouten bij de gegevensinvoer leiden tot verkeerde beslissingen of misleidende inzichten, wat mogelijk aanzienlijke schade kan toebrengen aan zowel organisaties als individuen.
- Volledigheid: Uitgebreide datasets die alle relevante variabelen vastleggen, voorkomen informatiegaten, waardoor het model zinvolle patronen en relaties

kan identificeren. Integendeel, data-onvolledigheid verwijst naar de situatie waarin de dataset die wordt gebruikt om een machine learning model te trainen, bepaalde informatie mist of ontbrekende waarden heeft voor sommige van zijn kenmerken. Onvolledige datasets kunnen AI-algoritmen belemmeren bij het detecteren van kritieke patronen en correlaties, waardoor het vermogen van het model om effectief te generaliseren naar nieuwe, ongeziene gegevens in gevaar komt.

- Consistentie: Uniforme gegevens uit verschillende bronnen en tijdvakken voorkomen tegenstrijdigheden en zorgen ervoor dat het model coherente input ontvangt, wat de stabiliteit en betrouwbaarheid verbetert, terwijl inconsistente gegevens kunnen leiden tot verwarring en verkeerde interpretatie, waardoor de prestaties van AI-systemen worden aangetast.
- Relevantie: Gegevens moeten direct gerelateerd zijn aan het probleem dat wordt aangepakt. Relevante gegevens dragen direct bij aan het huidige probleem, waardoor AI-systemen zich kunnen concentreren op de belangrijkste variabelen en relaties. Irrelevante gegevens kunnen modellen verstoren en ruis introduceren, waardoor de effectiviteit van het model afneemt.
- Actualiteit: Actuele gegevens zorgen ervoor dat het model de huidige trends en gedragingen weerspiegelt, wat cruciaal is voor aanpassing aan veranderende omgevingen, terwijl verouderde gegevens irrelevante of misleidende resultaten opleveren. Vandaar het belang van trainingssystemen met actuele gegevens om hoge AI-prestaties te garanderen.
- Diversiteit en representativiteit: Diverse en onbevooroordeelde datasets helpen modellen goed te generaliseren over verschillende populaties en scenario's, waardoor het risico op bevooroordeelde uitkomsten wordt geminimaliseerd. Als de verzamelde gegevens niet representatief zijn voor de hele populatie, kan dit leiden tot bevooroordeelde conclusies. De voorspellingen van het model zullen een directe weerspiegeling zijn van die gegevens.
- Integriteit: Veilige en ongewijzigde gegevens beschermen tegen corruptie of manipulatie, wat betrouwbare resultaten garandeert.

Om de impact van datakwaliteitsproblemen te illustreren, met name data-onvolledigheid, beschouwen we een uitvalvoorspellingssysteem dat uitsluitend afhankelijk is van historische studentengegevens zoals cijfers, aanwezigheid en betrokkenheidsmetingen. Het model houdt echter geen rekening met niet-kwantificeerbare factoren zoals psychische problemen of persoonlijke uitdagingen. Als gevolg hiervan kunnen studenten die emotioneel worstelen maar sterke academische prestaties handhaven, onopgemerkt blijven en niet de nodige ondersteuning krijgen, wat uiteindelijk de effectiviteit van het model bij het identificeren van risicostudenten vermindert.

Modellen in staat stellen om in de loop van de tijd te leren en zich aan te passen

De omgeving waarin machine learning opereert, kan veranderen of afwijken van waarvoor de algoritmen zijn ontwikkeld. Hoewel dit op veel manieren kan gebeuren, zijn twee van

de meest voorkomende conceptdrift en covariate shift. Bij de eerste is de relatie tussen de inputs die het systeem gebruikt en zijn outputs niet stabiel in de tijd of kan deze verkeerd gespecificeerd zijn (Babic, Cohen, Evgeniou, & Gerke, 2021).

Stel dat een universiteit een machine learning-model gebruikt dat is getraind op gegevens van vóór de pandemie om het risico op uitval van studenten te voorspellen. Het model is gebaseerd op factoren zoals aanwezigheid bij lessen, deelname aan campusactiviteiten en het gebruik van persoonlijke academische ondersteuning. Echter, tijdens en na de COVID-19-pandemie is de universiteit overgeschakeld op online en hybride leren. Het gedrag en de betrokkenheid van studenten veranderen – aanwezigheid is nu virtueel, campusactiviteiten zijn beperkt en studenten vertrouwen meer op digitale bronnen.

Het model, getraind op gegevens van face-to-face leren, houdt geen rekening met deze gedragsveranderingen. Het classificeert studenten onnauwkeurig als risicovol omdat traditionele indicatoren (zoals fysieke aanwezigheid) niet langer van toepassing zijn. Omgekeerd kan het kwetsbare leerlingen die worstelen met online leren over het hoofd zien vanwege slechte internettoegang, isolatie of psychische problemen.

De voorspellende nauwkeurigheid van het model neemt af omdat de relatie tussen de invoergegevens en het uitvalrisico is veranderd. Deze verschuiving in datapatronen weerspiegelt conceptdrift, wat de noodzaak benadrukt om het model opnieuw te trainen met bijgewerkte gegevens om zich aan te passen aan de nieuwe leeromgeving.

Het is cruciaal om modellen in staat te stellen continu te leren en zich aan te passen in de loop van de tijd, zonder volledige hertraining te vereisen. Het implementeren van continue en transfer learning stelt modellen in staat om effectief gebruik te maken van kennis uit gerelateerde taken, waardoor de aanpassingsvaardigheid en prestaties worden verbeterd.

Covariantieverschuivingen treden op wanneer de gegevens die tijdens het gebruik van een algoritme aan het algoritme worden gevoed, verschillen van de gegevens waarmee het is getraind. Dit kan gebeuren, zelfs als de patronen die het algoritme heeft geleerd stabiel zijn en er geen conceptdrift is (Babic et al., 2021). Covariaatverschuiving is een specifiek type datasetverschuiving dat vaak voorkomt in machine learning. Dat is wanneer de verdeling van de invoergegevens verschuift tussen de trainingsomgeving en de live-omgeving.

Een universiteit ontwikkelt een machine learning-model om het risico op uitval van studenten te voorspellen op basis van historische gegevens. Het model gebruikt kenmerken zoals gestandaardiseerde testcores, aanwezigheidsregistraties en deelname aan buitenschoolse activiteiten om risico's te beoordelen.

De universiteit heeft later een testoptioneel toelatingsbeleid aangenomen, waardoor het aantal studenten dat gestandaardiseerde testcores indient aanzienlijk is afgenomen. Daarnaast is online leren wijdverspreider geworden, wat de methoden voor het bijhouden van aanwezigheid heeft veranderd.

De universiteit heeft later een testoptioneel toelatingsbeleid aangenomen, waardoor het aantal studenten dat gestandaardiseerde testcores indient aanzienlijk is afgenomen. Daarnaast is online leren wijdverspreider geworden, wat de methoden voor het bijhouden van aanwezigheid heeft veranderd.

Om verschuivingen in covariaten – veranderingen in de verdeling van de invoergegevens tussen training en testen – te beperken, kunnen verschillende strategieën worden toegepast. Domeinaanpassing brengt de verdelingen van trainings- en testgegevens op één lijn door middel van technieken zoals kenmerknormalisatie en adversarial learning. Gewichtsverdeling past de invloed van het trainingssample aan op basis van distributiever schillen, terwijl robuuste featureselectie zich richt op stabiele features om de gevoeligheid voor verschuivingen te minimaliseren. Regularisatiemethoden verbeteren de generalisatie, en data-augmentatie introduceert diverse scenario's voor het model. Ensemblemethoden combineren meerdere modellen om distributievataties in evenwicht te brengen, en online leren maakt continue modelupdates met nieuwe gegevens mogelijk. Daarnaast verbetert het aanpassen van de statistieken van batchnormalisatie aan het doeldomein de robuustheid verder. Samen helpen deze benaderingen om consistente modelprestaties te behouden over verschillende gegevensverdelingen.

Gegevens integreren met eerdere ervaring, menselijke expertise en domeinkennis

Zoals Andrea Jones-Rooy schrijft in Quartz (Jones-Rooy, 2019), bestaat data überhaupt alleen maar omdat mensen ervoor kozen om het te verzamelen, en ze verzamelden het met behulp van door mensen gemaakte tools. Daarom is data net zo feilbaar als mensen. Gegevens zijn essentieel voor ontdekking, maar er is menselijk oordeel nodig om ze te selecteren, te verfijnen en om te zetten in betekenisvolle inzichten. Uiteindelijk hangt de waarde van data af van de kwaliteit ervan en de expertise en vaardigheden van het individu dat deze interpreteert en gebruikt (Jones-Rooy, 2019; Taylor, 2020). Naast correcte gegevensverwerking zijn het in overweging nemen van domeinkennis, het begrijpen van het proces achter de gegevens en het meenemen van contextuele informatie cruciaal voor de effectieve prestaties van machine learning-modellen. Deze elementen dragen bij aan nauwkeurigere, betrouwbaardere en betekenisvollere resultaten.

Wanneer data samen met andere besluitvormingsfactoren, zoals deskundig oordeel en contextueel begrip, wordt gebruikt, wordt de impact van gebrekkige analyses geminimaliseerd, aangezien deze aanvullende factoren mogelijke onnauwkeurigheden kunnen compenseren. Echter, wanneer data de primaire basis vormt voor besluitvorming, kunnen gebrekkige analyses leiden tot aanzienlijke fouten en slechte resultaten. De belangrijkste les is niet om de waarde van data te negeren, maar om de nadruk te leggen op het belang van het integreren van data en analytische inzichten met complementaire besluitvormingstools, zoals eerdere ervaring en domeinexpertise. Alleen vertrouwen op data als de ultieme bron van waarheid kan het besluitvormingsproces ondermijnen en het risico op fouten vergroten (Nolis, 2018).

Bijvoorbeeld, bij het voorspellen van het risico op vroegtijdig schoolverlaten, kan het waardevol zijn om potentiële causale relaties die door leerkrachten zijn geïdentificeerd op te nemen als aanvulling op inzichten die zijn verkregen uit data-analyse. Observaties van leraren en hun eigen ervaringen kunnen contextspecifieke factoren opleveren die data alleen over het hoofd kunnen zien, wat leidt tot een uitgebreidere en nauwkeurigere risicoanalyse.

Het integreren van domeinkennis is essentieel voor het verbeteren van de modelprestaties, zoals het inbedden van inzichten van experts in functieselectie, modelbeperkingen en beslissingslogica. Daarnaast kan het combineren van datagestuurde modellen met op regels gebaseerde of symbolische redeneersystemen de interpreteerbaarheid en betrouwbaarheid verbeteren. Het ontwerpen van mens-in-de-lus-systemen is even belangrijk, waardoor menselijk toezicht mogelijk is in kritieke besluitvormingsprocessen en tijdige interventie en feedback mogelijk zijn om nauwkeurigere en verantwoordelijkere resultaten te garanderen. Bovendien verbeteren causale inferentie en redenering voorspellende modellen door echte oorzaak-gevolgrelaties te identificeren in plaats van uitsluitend te vertrouwen op correlaties. Dit leidt tot robuustere en generaliseerbare voorspellingen, omdat modellen beter kunnen begrijpen hoe veranderingen in invoervariabelen de uitkomsten beïnvloeden. Als gevolg hiervan worden modellen beter interpreteerbaar en betrouwbaarder, met name in complexe of dynamische omgevingen waar het begrijpen van causale mechanismen cruciaal is voor nauwkeurige en bruikbare voorspellingen.

Het vergroten van transparantie, het begeleiden van besluitvorming en het opbouwen van vertrouwen en begrip

Mensen kiezen strategisch of ze wel of niet omgaan met een AI-uitleg, wat empirisch aantoonde dat er scenario's zijn waarin AI-uitleg overafhankelijkheid vermindert (Vasconcelos et al., 2023). Het gebruik van interpreteerbare modellen of verklaarbaarheidstools maakt AI-beslissingen transparant en begrijpelijk voor belanghebbenden. Uitleg verduidelijkt de besluitvorming, waardoor gebruikers kunnen vaststellen wanneer modellen te sterk afhankelijk zijn van gegevens of bevooroordeelde patronen. Uitleg stelt domeinexperts ook in staat om in te grijpen, waardoor wordt gegarandeerd dat datagestuurde inzichten in evenwicht worden gebracht met expertise uit de praktijk.

3. Ethische overwegingen

Hoewel AI en datagestuurde tools een groot potentieel hebben om het onderwijs te verbeteren en vroegtijdig schoolverlaten (ELET) te verminderen, roept hun gebruik ook belangrijke ethische vragen op. Om ervoor te zorgen dat deze technologieën op een verantwoorde manier worden gebruikt, is het essentieel om de zorgen rond eerlijkheid,



transparantie, privacy en hun algehele impact op studenten en docenten aan te pakken. Hieronder staan enkele belangrijke ethische overwegingen om in gedachten te houden:

1. Voorkomen van vooringenomenheid en waarborgen van eerlijkheid

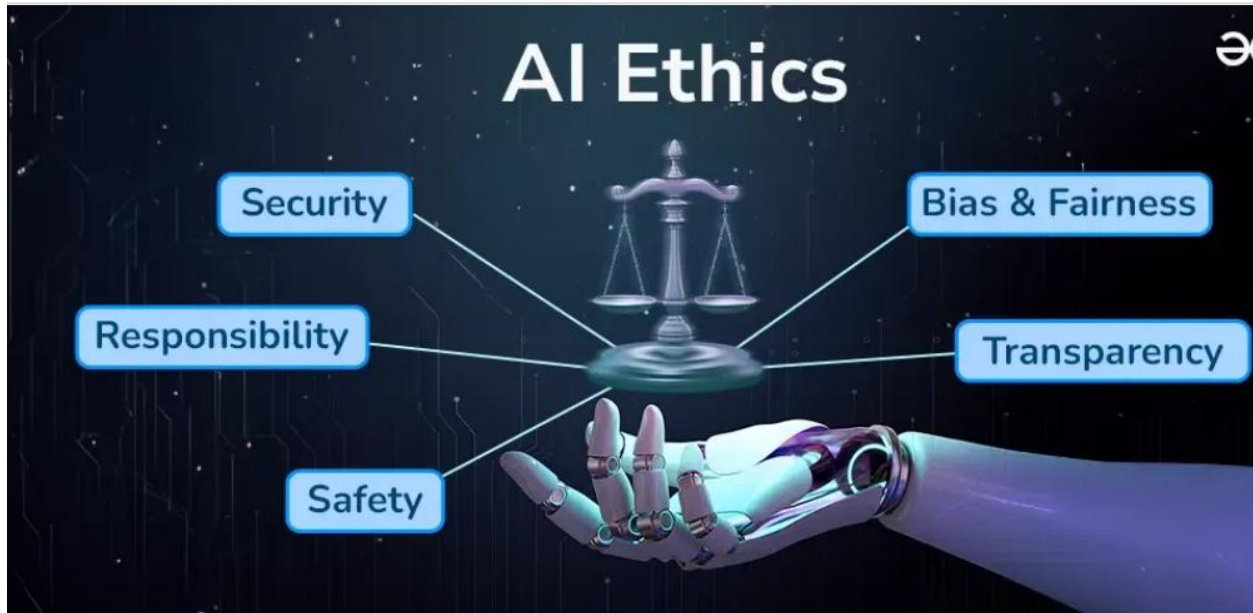
AI-systemen vertrouwen op data om beslissingen te nemen, maar als die data bestaande ongelijkheden weerspiegelt, kan dit leiden tot oneerlijke resultaten. Bijvoorbeeld, studenten met een achterstand kunnen ten onrechte als "risicovol" worden aangemerkt, simpelweg vanwege patronen in historische gegevens. Dit kan stereotypen versterken en ongelijkheden verergeren. Om dit te voorkomen, moeten we de gebruikte gegevens zorgvuldig onderzoeken en ervoor zorgen dat ze alle groepen eerlijk vertegenwoordigen. AI-tools moeten zo worden ontworpen dat ze inclusie bevorderen, niet discriminatie, en elke student als een individu behandelen.

2. Beslissingen duidelijk en begrijpelijk maken

AI-systemen werken vaak als zwarte dozen, waarbij ze beslissingen nemen die moeilijk uit te leggen of te begrijpen zijn. Voor leraren, ouders en leerlingen kan dit gebrek aan duidelijkheid frustrerend zijn en het vertrouwen in het systeem verminderen. Om dit aan te pakken, moeten AI-tools duidelijke, gemakkelijk te begrijpen uitleg geven voor hun aanbevelingen. Educators moeten kunnen begrijpen waarom een student als "risicovol" wordt gemarkeerd en hoe het systeem tot die conclusie is gekomen.

3. Studenten ondersteunen zonder hen te stigmatiseren

Studenten als "risicogroep" bestempelen kan onbedoeld hun zelfvertrouwen schaden of leiden tot lagere verwachtingen van leraren. Het is belangrijk om AI-inzichten te gebruiken om studenten op een positieve manier te ondersteunen, waarbij de focus ligt op hun potentieel en mogelijkheden voor groei worden geboden. Deze hulpmiddelen moeten studenten empoweren en de relatie tussen docenten en leerlingen versterken, niet hun toekomst bepalen of beperken.



4. Privacy beschermen en toestemming verkrijgen

Persoonsgegevens van studenten moeten met zorg en respect worden behandeld. Scholen en organisaties moeten zich houden aan strenge privacyregels, zoals de AVG, om ervoor te zorgen dat alle gegevens veilig worden opgeslagen en alleen voor educatieve doeleinden worden gebruikt. Studenten en hun families moeten begrijpen hoe hun gegevens zullen worden gebruikt en het recht hebben om toestemming te geven of te weigeren.

5. Verantwoording en toezicht handhaven

AI-tools moeten het menselijk oordeel aanvullen, niet vervangen. Als een systeem een onjuiste voorspelling doet, moet er een manier zijn om deze te beoordelen en te corrigeren. Educators moeten de controle behouden over hoe AI-aanbevelingen worden toegepast, en er moeten duidelijke verantwoordingsprocessen zijn om eventuele fouten aan te pakken.

6. De juiste mensen betrekken bij het ontwerp

AI-tools moeten worden ontworpen met input van de mensen die ze beïnvloeden – leraren, studenten, ouders en beleidsmakers. Het betrekken van deze perspectieven helpt ervoor te zorgen dat de tools voldoen aan echte behoeften en ethisch en praktisch bruikbaar zijn in alledaagse onderwijsomgevingen.

7. Technologie in balans brengen met menselijke verbinding

Tot slot, hoewel AI een nuttig hulpmiddel kan zijn, gaat onderwijs fundamenteel over menselijke relaties. Leerkrachten, niet algoritmen, begrijpen de unieke behoeften en

emoties van hun leerlingen. Elk AI-systeem moet worden gebruikt om de persoonlijke verbindingen die zo essentieel zijn in het onderwijs te versterken, niet te vervangen.

Conclusie

De integratie van artificiële intelligentie (AI) en datagedreven tools in het onderwijs vertegenwoordigt een paradigmaverschuiving in de manier waarop scholen de behoeften van leerlingen begrijpen, ondersteunen en erop reageren. Zoals in dit document is besproken, biedt het gebruik van AI-technologieën veelbelovende mogelijkheden om het leren te personaliseren, risico's zoals vroegtijdig schoolverlaten (ELET) te anticiperen en onderwijs- en administratieve processen te verbeteren. Deze technologieën zijn geen futuristische nieuwigheden – ze worden steeds meer ingebed in het huidige onderwijslandschap.

Een van de krachtigste bijdragen van AI is het vermogen om gepersonaliseerd en studentgericht leren te ondersteunen. Door de inhoud, het tempo en de feedback dynamisch aan te passen op basis van real-time data, stellen AI-systemen studenten in staat om geïndividualiseerde leertrajecten te volgen. Deze responsiviteit helpt de betrokkenheid te vergroten, frustratie te verminderen en te voorkomen dat studenten achter raken. Dergelijke adaptieve systemen zijn bijzonder waardevol in diverse klaslokalen, waar leerlingen verschillende achtergronden, leerstijlen of ondersteuningsbehoeften kunnen hebben.

Bovendien vergroot AI de capaciteit van docenten en schoolsystemen om vroege waarschuwingssignalen van desinteresse te detecteren. Door voorspellende analyses en gedragspatroonanalyse wordt het mogelijk om studenten te signaleren die het risico lopen vroegtijdig het onderwijs te verlaten. Belangrijk is dat deze inzichten scholen in staat stellen proactieve en gerichte maatregelen te nemen – variërend van academische ondersteuning tot sociaal-emotionele interventies – waardoor de focus verschuift van reactie naar preventie.

De adoptie van AI in het onderwijs kan echter niet plaatsvinden zonder een sterke basis in ethisch bewustzijn en naleving van regelgeving. De zorgen met betrekking tot gegevensprivacy, vooral bij minderjarigen, zijn ernstig en veelzijdig. Instellingen moeten ervoor zorgen dat de praktijken voor gegevensverzameling, -opslag en -verwerking volledig in overeenstemming zijn met de Algemene Verordening Gegevensbescherming (AVG), waardoor transparantie en zinvolle toestemming worden geboden aan leerlingen en hun families. Verder moeten er waarborgen zijn om misbruik van gevoelige informatie te voorkomen en de rechten en waardigheid van alle gebruikers te handhaven.

Even belangrijk is de kwestie van overmatige afhankelijkheid van data. Hoewel kwantitatieve gegevens waardevolle inzichten kunnen verschaffen, moeten ze worden gecontextualiseerd binnen de bredere realiteit van het leven van studenten en het oordeel van docenten. Modellen die uitsluitend zijn getraind op prestaties uit het verleden of smalle indicatoren lopen het risico de menselijke, sociale en emotionele dimensies van leren over het hoofd te zien. Het integreren van data met de expertise van

leerkrachten, schoolkennis en de geleefde ervaringen van leerlingen zorgt voor een evenwichtiger en nauwkeuriger besluitvormingsproces.

Naarmate AI-technologieën zich ontwikkelen, moeten modellen kunnen leren en zich aanpassen aan veranderende onderwijsomgevingen. Het concept van conceptdrift en covariate shift herinnert ons eraan dat studentengedrag, leercontexten en sociale realiteiten dynamisch zijn. Systemen die zijn ontworpen voor statische omgevingen lopen het risico verouderd te raken of misleidende resultaten te produceren als ze niet regelmatig opnieuw worden getraind met actuele gegevens. Daarom zijn continue evaluatie, menselijk toezicht en flexibele aanpassing essentiële kenmerken van betrouwbare educatieve AI-systemen.

Een andere cruciale overweging is eerlijkheid en inclusiviteit. AI-systemen moeten zorgvuldig worden ontworpen om te voorkomen dat vooroordelen die in historische gegevens zijn ingebed, worden bestendigd. Bijvoorbeeld, als eerdere schoolgegevens achtergestelde groepen ondervertegenwoordigen, kunnen algoritmen onbedoeld dezelfde leerlingen benadelen. Ethische AI in het onderwijs moet actief rechtvaardigheid bevorderen door systemische onevenwichtigheden te corrigeren, zodat alle leerlingen eerlijk worden behandeld, ongeacht hun achtergrond, vaardigheden of context.

Uiteindelijk hangt een succesvolle integratie van AI in het onderwijs af van de actieve deelname van alle belanghebbenden. Leerkrachten, leerlingen, ouders, schoolleiders en beleidsmakers moeten betrokken worden bij het ontwerp, de implementatie en de evaluatie van AI-tools. Hun feedback zorgt ervoor dat technologieën in lijn blijven met onderwijswaarden, klaslokaalrealiteiten en het beste belang van de leerlingen. Bottom-up-betrokkenheid is bijzonder belangrijk om systemen te creëren die aanpasbaar, inclusief en responsief zijn op uitdagingen in de echte wereld.

Kortom, AI is geen wondermiddel, maar een krachtig hulpmiddel – een hulpmiddel dat verstandig, ethisch en in samenwerking moet worden gebruikt. Wanneer goed ontworpen en geïmplementeerd, kan AI bijdragen aan responsievere, rechtvaardigere en boeiendere leeromgevingen. Door gedeelde verantwoordelijkheid, voortdurende reflectie en een toewijding aan het welzijn van studenten kunnen we ervoor zorgen dat technologische innovatie het doel dient van inclusief en kwaliteitsvol onderwijs voor iedereen.

Referenties

1. Austur-Vestur sköpunarsmiðjur. (n.d). <https://sites.google.com/rvkskolar.is/austurvestur/>
2. Ataman, A. (2024). Data Quality in AI: Challenges, Importance & Best Practices. Retrieved from AIMultiple RESEARCH website: <https://research.aimultiple.com/data-quality-ai/>
3. Babic, B., Cohen, I. G., Evgeniou, T., & Gerke, S. (2021). When Machine Learning Goes Off the Rails: A guide to managing the risks. Retrieved from <https://hbr.org/2021/01/when-machine-learning-goes-off-the-rails>
4. Bañeres, D., Rodríguez-González, M. E., Guerrero-Roldán, A. E., & Cortadas, P. (2023). An early warning system to identify and intervene online dropout learners. *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, 20(1). <https://doi.org/10.1186/s41239-022-00371-5>
5. Embarak, O. H., & Hawarna, S. (2024). Enhancing Student Success with XAI-Powered RADAR: An Automated AI-driven System for Early Detection of At-risk Students. *Procedia Computer Science*, 231(2023), 151–160. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2023.12.187>
6. Jones-Rooy, A. (2019). I'm a data scientist who is skeptical about data. Retrieved from <https://qz.com/1664575/is-data-science-legit>
7. Kallberg, J. (2022). The risks of over-reliance on quantifiable data. Retrieved from <https://www.linkedin.com/pulse/risks-over-reliance-quantifiable-data-kallberg-ph-d-cism-cissp/>
8. Mixtúra. (n.d.). <https://reykjavik.is/en/residents-children-youth/mixtura>
9. Nolis, J. (2018). You're relying on data too much: Making decisions worse, not better. Retrieved from <https://towardsdatascience.com/youre-relying-on-data-too-much-250d4edc70c3>
10. Pagadala, S. (2023). Maximizing Machine Learning Success: The Data Dilemma Unraveled. Retrieved from <https://pagadala-saiteja.medium.com/maximizing-machine-learning-success-the-data-dilemma-unraveled-87b941236cf8>
11. Redman, T. C. (2018). If Your Data Is Bad, Your Machine Learning Tools Are Useless. Retrieved from <https://hbr.org/2018/04/if-your-data-is-bad-your-machine-learning-tools-are-useless>
12. Taylor, P. (2020). The Problem With An Over-Reliance On Data. Retrieved from <https://paulitaylor.com/2020/11/08/the-problem-with-an-over-reliance-on-data/>
13. Vasconcelos, H., Jörke, M., Grunde-Mclaughlin, M., Gerstenberg, T., Bernstein, M. S., & Krishna, R. (2023). Explanations Can Reduce Overreliance on AI Systems During Decision-Making. *Proceedings of the ACM on Human-Computer Interaction*, 7(CSCW1), 1–38. <https://doi.org/10.1145/3579605>
14. European Commission. (2016). General Data Protection Regulation (GDPR) (Regulation (EU) 2016/679). Official Journal of the European Union. Retrieved from <https://eur-lex.europa.eu>
15. European Data Protection Board (EDPB). (2020). Guidelines on Data Protection by Design and by Default. Retrieved from <https://edpb.europa.eu>
16. Council of Europe. (2021). Artificial Intelligence, Education, and Human Rights: A Policy Brief. Strasbourg, France: Council of Europe.
17. Floridi, L., & Cows, J. (2019). A Unified Framework of Five Principles for AI in Society. *Harvard Data Science Review*, 1(1). <https://doi.org/10.1162/99608f92.8cd550d1>
18. Luckin, R., Holmes, W., Griffiths, M., & Forcier, L. B. (2016). *Intelligence Unleashed: An Argument for AI in Education*. Pearson Education.
19. Selwyn, N. (2022). *Should Robots Replace Teachers? AI and the Future of Education*. Polity Press.
20. UNESCO. (2023). *AI and Education: Guidance for Policy-Makers*. United Nations Educational, Scientific and Cultural Organization. Retrieved from <https://unesdoc.unesco.org>

21. West, S. M., Whittaker, M., & Crawford, K. (2019). Discriminating Systems: Gender, Race, and Power in AI. AI Now Institute. Retrieved from <https://ainowinstitute.org>