

Literatuuroverzicht

Inzicht in Studentwelzijn door Learning Analytics voor Preventie van Studie Uitval

Datum: 11/01/2022

Auteurs: Gabriela Torres, Justine Brüninghaus en Felice Sjollema

Opdrachtgever: HvA: Niek Schreuder

Coördinator: Rosa Helmantel

Inleiding

Door technologische ontwikkelingen is de belangstelling voor het thema onderwijsdata-analyse sterk toegenomen (HvA, 2020). In een driejarig project verdiept de Hogeschool van Amsterdam (HvA) zich in de mogelijkheden, de beperkingen en de meerwaarden van het gebruik van onderwijsdata (HvA, 2020). Onderwijsdata-analyse kan een meerwaarde opleveren voor studenten en docenten. Vanuit de verzameling en analyse van hun onderwijsdata kunnen bijvoorbeeld onderwijsprogramma's verbeterd worden of kunnen docenten inzicht krijgen het leerproces van de studenten en gerichte begeleiding bieden (HvA, 2020).

Door het toenemende gebruik van informatie- en communicatietechnologieën in het onderwijs wordt er door studenten en docenten steeds meer online data gegenereerd (Queiroga, et al., 2020). Learning Analytics (LA) kan gedefinieerd worden als het verzamelen, analyseren, gebruiken en op de juiste manier verspreiden van door leerlingen gegenereerde, bruikbare gegevens. Het doel is om effectieve ondersteuning voor studenten te creëren (Slade et al., 2013). Een van de grootste uitdagingen van het onderwijs zijn de lage voltooiingspercentages. Dit is terug te zien in een hoge mate van studie uitval en in het behalen van slechte studieresultaten. Een mogelijke oorzaak hiervan is een lager welzijn van studenten (Ahern, 2018). Om uitval te voorkomen, kunnen onderwijsinstellingen met behulp van *learning analytics* voorspellen wanneer studenten kunnen uitvallen. In het huidige literatuuroverzicht wordt daarom het volgende onderzocht: Welke onderwijsdata kunnen gemonitord worden om inzicht te krijgen in studentenwelzijn om uitval te voorkomen? Eerst zal beschreven worden hoe studentenwelzijn gemonitord kan worden met learning analytics, vervolgens wordt onderzocht hoe uitval voorspeld kan worden met learning analytics. Daarna wordt beschreven wat de samenhang is tussen welzijn en uitval. Tot slot worden studie uitval, studentenwelzijn en learning analytics met elkaar in verband gebracht door de eerder beschreven literatuur te verbinden, en zo onderliggende verklaringen en mechanismen voor de verbanden tussen de drie concepten bloot te leggen.

Inzicht in studentenwelzijn door Learning Analytics

Ahern (2018) beschrijft dat veranderingen in mentale gezondheid vaak te signaleren zijn door verandering in gedrag. Door toedoen van slechte mentale gezondheid, kan iemand zich anders gaan gedragen en dit kan zichtbaar worden in de datasporen die studenten achterlaten bij het gebruik van onlineleersystemen (Ahern, 2018). Vanaf een vroeg stadium is het mogelijk om studenten te identificeren die veel meer tijd in het onlineleersysteem besteden dan andere studenten. Hier kunnen deze studenten verschillende redenen voor hebben. Sommige studenten zijn misschien angstig en willen niet achterlopen op de lesstof. Deze studenten zijn misschien erg perfectionistisch of ondervinden faalangst. Perfectionisme wordt vaak in verband gebracht met een lager studentenwelzijn. Het wordt om deze reden aangeraden om studenten die erg perfectionistisch zijn vroegtijdig in hun studietijd ondersteuning te bieden (Rice et al., 2006).

Uit onderwijsdata kan blijken dat studenten steeds later in de avond gebruik maken van het leermanagementsysteem (De Choudhury et al., 2013). Wellicht kan hoe laat bepaalde technologie wordt gebruikt een indicator zijn van een slechter mentaal welzijn. Zo blijkt uit onderzoek naar het gebruik van sociale media dat het tijdstip waarop een platform gebruikt wordt een indicator is van een beginnende slechte mentale gezondheid (De Choudhury et al., 2013). Niet alleen de tijd op de dag maar ook de tijd in het jaar dat studenten platformen gebruiken, kunnen een indicatie zijn voor studentenwelzijn (Ahern, 2018). Studenten besteden in bepaalde periodes van het jaar meer tijd aan hun studie, maar kunnen niet goed bij blijven met de stof omdat ze mogelijk te veel stress ervaren. Als deze studenten geïdentificeerd worden, kan er hulp aangeboden worden (Ahern, 2018).

Inzicht in uitval door Learning Analytics

In een onderzoek uitgevoerd op een Australische universiteit werd onderzocht hoe onderwijsdata van studenten gebruikt kon worden om retentie van studenten te bevorderen (Freitas et al., 2015). Hiervoor werd een dynamisch *learning analytics* model ontworpen. Het model is dynamisch omdat het gebruikmaakt van constant veranderende data op een manier die bijgehouden kan worden door het systeem. De uitval van studenten werd gemeten door niet simpelweg op het einde van het jaar te tellen hoeveel studenten niet opdaagden in het

opvolgende jaar, maar door de volledige tijd van studenten op de universiteit bij te houden. Op deze manier werd op tijd rekening gehouden met studenten die misschien zouden uitvallen, omdat er niet data werd gebruikt die alleen inzicht biedt wanneer studenten al zijn uitgevallen. Hoe dit werd uitgevoerd is te technisch en uitgebreid om in dit literatuuroverzicht te beschrijven. Over de loop van drie jaar werden ingeschreven studenten gevolgd. De data die werd gebruikt waren post-hocgegevens van het leermanagementsysteem van de universiteit (Blackboard), het studentbeheersysteem (waar cijfers en cursusregistratie werd opgeslagen), evaluatie-enquêtes onder studenten, gebruik van online bibliotheken, externe demografische gegevenssets, interviews en focusgroepsessies, censusgegevens, sociaaleconomische statusindexen en *geocoded* statistieken (afstand tot campus heeft invloed op studietijd en als maatstaf voor balans tussen werk en privé. Nadat deze gegevens aan elkaar gelinkt waren, werden focusgroepen en cursussen georganiseerd om hypothesen te genereren over de redenen voor uitval. Deze werden apart gehouden bij experts, personeel van de universiteit en studenten. Vervolgens werden de hypothesen getest op de data en werd een tweede ronde van workshops georganiseerd waarin deelnemers de hypothesen testten op de data. Dit werd zo uitgevoerd om het onderzoeksproces dynamisch te laten verlopen. Uit de resultaten bleek dat meer gebruik van online materiaal samen met plaatselijke aanwezigheid samenhangen met retentie van studenten. Daarnaast bleek dat studenten die tevreden waren met hun academische prestaties minder kans hadden om uit te vallen. Daarnaast bleek dat studenten met een leeftijd dicht bij de leeftijd van hun cohort, minder kans hadden om uit te vallen. Verder bleek dat hogere mate van gebruik van het leermanagementsysteem correleerde met een verhoogde kans op afstuderen. Daarnaast bleken lagere cijfers samen te hangen met een verminderde kans op afstuderen waarbij de correlatie sterker wordt naarmate het jaar vordert, en bleken ook bovengemiddelde cijfers samen te hangen met een hogere kans op uitval. Internationale studenten die een ander gedragsprofiel hadden dan binnenlandse studenten bleken een lagere mate van uitval te hebben in vergelijking met internationale studenten die een vergelijkbaar gedragsprofiel hadden als binnenlandse studenten. Studenten die eerst een tussenjaar hadden voordat ze begonnen met de studie bleken minder uit te vallen dan studenten die meteen na de middelbare school begonnen aan

hun studie. In dit onderzoek wordt geen directe relatie beschreven tussen de resultaten en welzijn omdat er geen verklaringen worden gegeven voor de bevindingen. Echter, mogelijk zijn factoren als tevredenheid met academische prestaties en het nemen van een tussenjaar indicaties van tevredenheid met de studie zijn en heeft dit implicaties voor het welzijn van studenten.

Het onderzoek van Foster en Siddle (2019) keek naar de effectiviteit van learning analytics, om studenten in het hoger onderwijs die risico lopen op uitval te identificeren, door gebruik te maken van *data-outputs* van een learning analytics platform. De gebruikte data zijn afkomstig van de NTU, een hogere onderwijs institutie in het Verenigd Koninkrijk met ongeveer 30.000 studenten. De data die is meegenomen, is afkomstig uit de collegejaren 2014-2015 en 2015-2016. Bij deze universiteit werd gebruik gemaakt van een ‘‘dashboard’’ om zo no-engagement alerts te creëren. Dit dashboard werkt met vier verschillende soorten niveaus van gebruikersinformatie. Het eerste niveau is gelimiteerd geeft bijvoorbeeld alleen de naam van een student, een foto en welk vak een student volgt weer. Het tweede niveau laat geschreven notities, acties en aanbevelingen van universiteitsmedewerkers zien. Vervolgens geeft het derde niveau informatie over bibliotheekleningen, inloggebruik van digitale leeromgevingen/ruimtes, kaartgebruik in gebouwen en online inleveringen van opdrachten weer. Tenslotte geeft het vierde niveau een non-engagement alert af, deze alert wordt afgeven wanneer een studenten veertien opeenvolgende dagen in een termijn geen gebruik heeft gemaakt van de leeromgeving. Deze alerts worden dan doorgestuurd naar de mentor van de student die er mee aan de slag gaat.

Naast dat het dashboard gebruiksdata ontving, ontving het ook informatie over studenten via het cijfersysteem. Een student moest voldoen aan de volgende voorwaarden om een no-engagement alert te krijgen; De student moest ingeschreven staan en aan de campus studeren, ook moesten de veertien dagen van inactiviteit in één termijn hebben plaatsgevonden (de eerste week van de eerste termijn werd niet meegenomen). Progressiedata werd gebruikt als meetconstruct om studentsucces te meten. Studenten maken progressie als ze zich inschrijven voor het volgende collegejaar. Wanneer studenten het jaar overdoen, academisch zakken,

zich uitschrijven, inactief worden of overstappen op een andere universiteit zijn ze dit niet. De progressiedata liet zien dat wanneer het aantal no-engagement alerts steeg, de progressie en prestaties van de studenten daalde. De progressie van studenten was laag bij die, die drie of meer no-engagement alerts ontvingen. Het combineren van de data liet zien dat 12% van de studenten die een of meerdere no-engagement alerts ontvingen doorstroomden naar het volgende jaar. Het totaal percentage van studenten die één alert ontvingen bedroeg 9% en 7% voor diegene die meerdere ontvingen. Bij het gebruik van de no-engagement alerts als indicatieve factor om studenten aan te wijzen als risico-op-uitval, wees het systeem in het jaar 2014-2015 88 studenten incorrect aan. In het jaar 2015-2016 waren dit er 46. Wanneer dit gebaseerd werd op hun *widening participation status* (..) lag dit aantal in 2014-2015 op 670 en in 2015-2016 op 534. Het blijkt dat no-engagement alerts een effectieve werking hebben om risico-op-uitval studenten correct te identificeren. De data lieten zien dat er een negatief verband is tussen het ontvangen van no-engagement-alerts en studieresultaten/progressie. Deze alerts geven echter alleen de inactiviteit weer, niet waarom een student minder betrokken is.

Samenhang Studentwelzijn en Uitval

Hjorth et al. (2016) onderzochten met zelf-rapportage vragenlijsten of de mate van welzijn van Deense middelbare scholieren en studenten in het hoger- en beroepsonderwijs een goede indicatie is voor het risico op uitval van studenten. Op z'n minst één op de vijf studenten in de verschillende onderwijsgroepen hebben in hun onderzoek slechte mentale gezondheid gerapporteerd. Vrouwelijke studenten rapporteerde 83% vaker dan mannelijke studenten dat zij mentale problemen hadden (Hjorth et al., 2016). Het risico op uitval bleek het hoogst te zijn in het beroepsonderwijs en het hoger onderwijs (Hjorth et al., 2016). In het hoger onderwijs bleken mannen met een slechte mentale gezondheid een vijf keer grotere risico te lopen op studie uitval (Hjorth et al., 2016). Deze associatie is niet gevonden bij vrouwelijke studenten. Slechte mentale gezondheid bij vrouwen bleek hun risico op studie uitval niet aanzienlijk te vergroten (Hjorth et al., 2016). Echter, voor mannelijke studenten bleek lager welzijn uitval wel te voorspellen. Een verklaring hiervoor kan zijn dat mannelijke

studenten minder snel hun mentale problemen herkennen en daardoor minder snel ingrijpen, in tegenstelling tot vrouwelijke studenten. Daarnaast is het mogelijk dat mannen minder snel symptomen vertonen zoals huilen of andere indicaties van mentale problemen waardoor zij niet worden opgemerkt na het invullen van een vragenlijst.

Determinanten van studie uitval

Aina et al. (2021) schreven een uitgebreide socio-economische literatuur review over welke determinanten een rol spelen bij studie uitval in het tertiair onderwijs. Zij gaven een overzicht (samenvatting) van de effecten van de voorspellers van studie uitval uit empirische onderzoeken. Hierbij is een onderscheid te maken tussen studenten factoren, familie kenmerken, academische/sociale integratie, institutionele factoren en de arbeidsmarkt (Aina et al., 2021). Om te beginnen bij studenten factoren, uit onderzoeken blijkt dat oudere eerstejaars meer risico lopen om uit te vallen tijdens hun studie (Contini & Salza, 2020; Chrysikos et al., 2017; Montmarquette et al., 2001; Murtaugh et al., 1999; Smith & Naylor, 2001; Stratton et al., 2008; Vallejos & Steel, 2008). Ook lijken vrouwelijke studenten minder uit te vallen dan mannelijke studenten (Stinebrickner & Stinebrickner, 2012; Conger & Long, 2010; DiPrete & Buchamen, 2006; Bound et al., 2010; Cappellari & Lucifora, 2009). Minderheidsstudenten blijken ook vaker uit te vallen (Ciocca Eller & DiPrete, 2018; Light & Strayer, 2000; Hurtado & Carter, 1997; Kao & Thompson, 2003; Pascarella, 1985). Het is echter onbekend welke onderliggende factoren meespelen bij minderheidsstudenten waardoor zij vaker hun studie vroegtijdig beëindigen. Verder blijkt dat eerder studiesucces, dus goede prestaties op de middelbare school, negatief correleert met studie uitval (Smith & Naylor, 2001; Stratton et al., 2008). Echter zijn er ook andere studies die laten zien dat studenten die erg goed presteerden op de middelbare school, juist meer risico lopen op studie uitval (Aina, 2011). Een verklaring hiervoor zou kunnen zijn dat zij erg hoge verwachtingen voor zichzelf hebben. Hoeveel tijd een student besteedt aan studie laat in sommige studies geen duidelijk effect zien op het risico die zij lopen op studie uitval. Andere studies laten daarentegen een negatief effect in het verband tussen gemaakte studie-uren en het behalen van een

studiediploma (Darolia, 2014; Dolton et al., 2003). Als het gaat om familie kenmerken blijken studenten uit een gezin met een lage SES meer risico te lopen op studie uitval (Alon, 2009; Kiker & Condon, 1981; Zepke & Leach, 2009). Een grotere institutionele inzet vermindert het risico op studie uitval. Bij een afname van de kwantiteit en kwaliteit van faciliteiten en diensten aangeboden door het onderwijsinstituut correleert met meer studie uitvallers (Bound & Turner, 2007; Kilgo et al., 2015; Ryan, 2004).

Learning Analytics voor Inzicht in Studentenwelzijn om Uitval te Voorspellen

In voorgaand onderzoek is niet onderzocht hoe de twee variabelen studentenwelzijn en uitval te achterhalen zijn met learning analytics. Indirect laat onderzoek zien dat er mogelijk verbanden zijn tussen de drie concepten. Zo kunnen bepaalde voorspellers van uitval een indicatie zijn van studentenwelzijn. Freitas et al. (2015) vonden dat studenten een hogere kans hadden om uit te vallen als ze lagere tevredenheid hadden met hun academische prestaties. Deze tevredenheid met academische prestaties kan ook een indicatie vormen voor perfectionisme, wat vaak in verband wordt gebracht met studentenwelzijn (Rice et al., 2006). Ook de manier waarop studenten zich gedragen op online platformen kan een indicatie van welzijn zijn. Zo werd gevonden dat zowel de tijd op de dag als de tijd in het jaar dat studenten tijd besteedden op een studentenplatform een indicatie kon geven voor uitval (Ahern, 2018). Ook bleek dat uitval voorspeld kan worden met behulp van ‘no-engagement alerts’, wat aangeeft dat een student weinig tijd besteed op een online platform (Foster & Sidder, 2019). Mogelijk is dit gedrag een geschikte indicatie voor studentenwelzijn omdat studenten stress ervaren en daarom minder tijd besteden op online platformen (Ahern, 2018). Verder blijken mannelijke studenten in het beroepsonderwijs en het hoger onderwijs de grootste kans te hebben uit te vallen door mentale gezondheid (Hjorth et al., 2016). Hierbij werd door de onderzoekers geconcludeerd dat mannelijke studenten op vragenlijsten over mentale gezondheid vaak niet naar waarheid antwoorden (taboe) of dat zij misschien andere symptomen vertonen dan die welke in de vragenlijst worden genoemd. Daarom moeten niet alleen vragenlijsten maar ook verdere learning analytics gebruikt worden om vooral bij deze risicogroep uitval te voorkomen.

Conclusie

In dit literatuuroverzicht werd onderzocht welke onderwijsdata gemonitord kunnen worden om inzicht te krijgen in studentenwelzijn om uitval te voorkomen. Door te monitoren hoelang, op welke momenten van de dag en op welke momenten in het jaar studenten tijd besteden op studieplatformen kan middels learning analytics inzichtelijk worden gemaakt welke studenten een risico lopen op studie uitval. Te veel en te weinig activiteit in leermanagementsystemen kunnen beiden een indicatie zijn van een student die mogelijk zal uitvallen. De betrokkenheid op studieplatformen (gemeten met 'no- engagement alerts') blijkt een voorspeller te zijn van studie uitval. Daarnaast blijken zowel lage en bovengemiddelde studieprestaties samen te hangen met studie uitval. Aangezien de mate van tevredenheid over de studieresultaten een belangrijke indicator is van studie uitval, adviseren wij om naast de activiteit in de leermanagementsystemen en de studieresultaten ook de tevredenheid van studenten over hun studieresultaten bij te houden. Net als bij vragenlijsten zouden de gegeven antwoorden door studenten over hun studieresultaten niet altijd precies overeen kunnen komen met hoe zij zich werkelijk voelen. Daarom is het belangrijk dat de onderwijsinstelling buiten learning analytics om ook andere maatregelen treft om studenten die kampen met mentale problemen of dreigen uit te vallen te kunnen signaleren en hulp te bieden.

Literatuurlijst

- Ahern, S. J. (2018). The potential and pitfalls of learning analytics as a tool for supporting student wellbeing. *Journal of Learning and Teaching in Higher Education*, 1(2), 165-172 <https://doi.org/10.29311/jlthe.v1i2.2812>
- De Choudhury, M., Gamon, M., Counts, S., & Horvitz, E. (2013). Predicting Depression via Social Media. In Emre Kiciman, N. B. Ellison, B. Hogan, P. Resnick & I. Soboroff (eds.), *Proceedings of the Seventh International AAAI Conference on Weblogs and Social Media* (pp. 128-137). Palo Alto, California, The AAAI Press. Retrieved from: <https://www.aaai.org/ocs/index.php/ICWSM/ICWSM13/paper/viewFile/6124/6351>
- Hjorth, C.F., Bilgrav, L., Frandsen, L.S. et al. Mental health and school dropout across educational levels and genders: a 4.8-year follow-up study. *BMC Public Health* 16, 976 (2016). <https://doi.org/10.1186/s12889-016-3622-8>
- HvA. (2020). *Strategie en Kaders Onderwijsdata-analyse HvA*.
- Jayaprakash, S. M., Moody, E. W., Lauría, E. J., Regan, J. R., & Baron, J. D. (2014). Early Alert of Academically At-Risk Students: An Open Source Analytics Initiative. *Journal of Learning Analytics*, 1(1), 6–47. <https://doi.org/10.18608/jla.2014.11.3>
- Netwerk studentenwelzijn. (2018). *Actieplan Studentenwelzijn*.
- Queiroga, E. M., Lopes, J. L., Kappel, K., Aguiar, M., Araújo, R. M., Munoz, R., ... & Cechinel, C. (2020). A learning analytics approach to identify students at risk of dropout: A case study with a technical distance education course. *Applied Sciences*, 10(11), 3998. <https://doi.org/10.3390/app10113998>
- Rice, K. G., Leever, B. A., Christopher, J., & Porter, J. D. (2006). Perfectionism, Stress, and Social (Dis)Connection: A Short-Term Study of Hopelessness, Depression, and Academic Adjustment among Honors Students. *Journal of Counseling Psychology*, 53(4), 524–534. <https://doi.org/10.1037/0022-0167.53.4.524>

Slade, S., & Prinsloo, P. (2013). Learning Analytics: Ethical Issues and Dilemmas.

American Behavioral Scientist, 57(10), 1510–1529.

<https://doi.org/10.1177/0002764213479366>

Schlater > what is learning analytics

Darolia R. Working (and studying) day and night: heterogeneous effects of working on the academic performance of full-time and part-time students. *Econ Educ Rev*

2014;38(1):38–50. <https://doi.org/10.1016/j.econedurev.2013.10.004>.

Dolton P, Marcenaro OD, Navarro L. The effective use of student time: a stochastic frontier production function case study. *Econ Educ Rev* 2003;22(6): 547–60.

[https://doi.org/10.1016/S0272-7757\(03\)00027-X](https://doi.org/10.1016/S0272-7757(03)00027-X)

Zepke N, Leach L. Integration and adaptation: approaches to the student retention and achievement puzzle. *Act Learn High Educ* 2005;6(1):46–59. [https://doi.org/](https://doi.org/10.1177/1469787405049946)

10.1177/1469787405049946.

Alon S. The evolution of class inequality in higher education: competition, exclusion and adaptation. *Am Socio Rev* 2009;74:731–55. [https://doi.org/](https://doi.org/10.1177/000312240907400503)

10.1177/000312240907400503.

Kiker BF, Condon CM. The influence of socioeconomic background on the earnings of young men. *J Hum Resour* 1981;16(1):94–105. [https://doi.org/](https://doi.org/10.2307/145221) 10.2307/145221.

Bound J, Turner S. Cohort crowding: how resources affect collegiate attainment. *J Publ Econ* 2007;91(5–6):877–99. <https://doi.org/10.1016/j.jpubeco.2006.07.006>.

Kilgo CA, Ezell Sheets JK, Pascarella ET. The link between high-impact practices and student learning: some longitudinal evidence. *High Educ* 2015;69:509–25.

<https://doi.org/10.1007/s10734-014-9788-z>.

- Ryan JF. The relationship between institutional expenditures and degree attainment at baccalaureate colleges. *Res High Educ* 2004;45(2):97–114.
<https://www.doi.org/10.1023/B:RIHE.0000015691.02545.61>
- Contini D, Salza G. Too few university graduates. Inclusiveness and effectiveness of the Italian higher education system. *Soc Econ Plann Sci* 2020;71.
<https://www.doi.org/10.1016/j.seps.2020.100803>
- Chrysikos A, Ahmed E, Ward R. Analysis of Tinto's student integration theory in first-year undergraduate computing students of a UK higher education institution. *International Journal of Comparative Education and Development* 2017;19(2/3): 97–121.
<https://doi.org/10.1108/IJCED-10-2016-0019>.
- Montmarquette C, Mahseredjian S, Houle R. The determinants of university dropouts: a bivariate probability model with sample selection. *Econ Educ Rev* 2001;20(5):475–84. [https://doi.org/10.1016/S0272-7757\(00\)00029-7](https://doi.org/10.1016/S0272-7757(00)00029-7).
- Murtaugh PA, Burns LD, Schuster J. Predicting the retention of university students. *Res High Educ* 1999;40(3):355–71. <https://doi.org/10.1023/A:1018755201899>.
- Smith JP, Naylor AR. Dropping out of university: a statistical analysis of the probability of withdrawal for UK university students. *J Roy Stat Soc* 2001;164 (2):389–405.
<https://doi.org/10.1111/1467-985X.00209>.
- Stratton LS, O'Toole DM, Wetzel JN. A multinomial logit model of college stopout and dropout behavior. *Econ Educ Rev* 2008;27(3):319–31.
<https://doi.org/10.1016/j.econedurev.2007.04.003>.
- Vallejos CA, Steel MFJ. Bayesian survival modelling of university outcomes. *J Roy Stat Soc* 2017;180(2):613–31. <https://doi.org/10.1111/rssa.12211>.

Stinebrickner T, Stinebrickner R. Learning about academic ability and the college dropout decision. *J Labor Econ* 2012;30(4):707–48. <https://doi.org/10.1086/666525>.

Conger D, Long MC. Why are men falling behind? Gender gaps in college performance and persistence. *Ann Am Acad Polit Soc Sci* 2010;627:184–214. <https://doi.org/10.1177/0002716209348751>.

DiPrete TA, Buchmann C. Gender-specific trends in the value of education and the emerging gender gap in college completion. *Demography* 2006;43:1–24. <https://doi.org/10.1353/dem.2006.0003>.

Bound J, Lovenheim MF, Turner S. Why have college completion rates declined? An analysis of changing student preparation and collegiate resources. *Am Econ J Appl Econ* 2010;2(3):129–57. <https://doi.org/10.1257/app.2.3.129>.

Cappellari L, Lucifora C. The “Bologna process” and college enrolment decisions. *Lab Econ* 2009;16(6):638–47. <https://doi.org/10.1016/j.labeco.2009.08.009>.

Ciocca Eller C, DiPrete TA. The paradox of persistence: explaining the black-white gap in bachelor’s degree completion. *Am Socio Rev* 2018;83(6):1171–214. <https://doi.org/10.1177/0003122418808005>.

Light A, Strayer W. Determinants of college completion: school quality or student ability? *J Hum Resour* 2000;35(2):299–332. <https://doi.org/10.2307/146327>.

Hurtado S, Carter DF. Effects of college transition and perceptions of the campus racial climate on Latino college students’ sense of belonging. *Sociol Educ* 1997;70 (4):324–45. <https://doi.org/10.2307/2673270>.

Kao G, Thompson JS. Racial and ethnic stratification in educational achievement and attainment. *Annu Rev Sociol* 2003;29:417–42.

<https://doi.org/10.1146/annurev.soc.29.010202.100019>.

Pascarella E. Racial differences in factors associated with bachelor's degree completion: a nine-year follow-up. *Res High Educ* 1985;23(4):351–73.

<https://doi.org/10.1023/A:1018869922415>.

Aina C. The determinants of success and failure of Italian university students. Evidence from administrative data. *Riv Int Sci Soc* 2011;119(2):85–108.

<https://www.jstor.org/stable/41624979>.

	Positieve voorspellingsfactoren	Negatieve voorspellingsfactoren
welzijn		meer tijd in het onlineleersysteem besteden
		Perfectionisme of faalangst
		Gebruik van online leersysteem laat op de avond
		Meer tijd besteden op online leersysteem op bepaalde periodes in het academische jaar
Uitval		Meer gebruik van online materiaal en plaatselijke aanwezigheid
		Tevredenheid met academische prestaties
		Leeftijd dichter bij cohort
	Lage cijfers	
	Bovengemiddeld hoge cijfers	
	Internationale studenten met een vergelijkbaar gedragsprofiel als binnenlandse studenten	Internationale studenten met een ander gedragsprofiel dan binnenlandse studenten
	Studenten die geen tussenjaar hadden genomen voor start van de studie	Studenten die wel een tussenjaar hadden genomen voor de start van de studie

Voorspellingsfactoren	Uitval
Welzijn	Beroeps- en hoger onderwijs
	Mannelijke studenten