

Joni Riikola

OPPIMISPELEISSÄ KÄYTETYN PISTEYTYSALGORITMIN KEHITYSIDEOITA

Kandidaatintutkielma
Informaatioteknologian ja viestinnän tiedekunta
Marraskuu 2025

TIIVISTELMÄ

Joni Riikola: Oppimisleikissä käytetyn pisteytysalgoritmin ominaisuuksia
Kandidaatintutkielma
Tampereen yliopisto
Tieto- ja sähkötekniikan kandidaattiohjelma, tietotekniikka
Marraskuu 2025

Tutkielman tavoitteena on etsiä tietoa ja pohtia oppimisleikissä käytettävän algoritmin toimintaa, sen vahvuuksia sekä siihen liittyviä ongelmia. Tämän lisäksi tavoitteena on pohtia paranneltuja versioita ja miten ne toimivat alkuperäiseen verrattuna. Tutkielma toteutetaan kirjallisuuskatsauksena. Tutkielman kannalta tärkeimpiä käsitteitä ovat oppimisleikit, joihin tässä tutkielmassa viitataan sähköisillä oppimisleikeillä esimerkiksi kielten tai matemaattisten laskujen oppimiseen. Oppimisleikissä käytetään bayesialaista oppimistason mittaamista (engl. Bayesian Knowledge Tracing, BKT) pisteyttävää algoritmia, joka määrittelee pelaajan tason jokaisen tehdyn tehtävän jälkeen.

Esimerkkinä sähköisestä oppimisleikistä käytetään muistipeliä, jossa kortteihin on kirjoitettu sanoja ja tarkoituksena on kääntää kaksi korttia ympäri. Pelaaja saa pisteitä kääntämällä esiin parin. Tässä muistipelissä mahdollistetaan esimerkin kautta, kuinka muuttamalla kaavoihin sijoitettavia lukuarvoja itse BKT:stä saadut arvot väärin ja oikeiden vastausten jälkeen muuttuvat.

Tutkielmassa pohditaan BKT:n vahvuuksia ja siihen liittyviä heikkouksia. Vahvuutena huomataan olevan sen pisteyttävä puoli ja heikkoutena BKT:n käytettävyyden laajuus. Kyseisiin ongelmiin löytyy myös paranneltuja versioita. Esimerkiksi kaksi erilaista sumeaa logiikkaa sisältävää bayesialaista oppimistason mittaavaa algoritmia on kehitetty korjaamaan BKT:n ongelmia. Kyseiset sumeaa logiikkaa sisältävät algoritmit pisteyttävät opiskelijan oppimista osittain oikeista vastauksista ja myös mahdollisesti virheellisistä vastauksista, jos pelaaja on suorittanut kyseisen tehtävän aikaisemmin onnistuneesti.

Tutkielman johtopäätöksissä todetaan, että BKT:tä voidaan hyödyntää erityisesti oppimisleikissä, joissa on vain tietty määrä oikeita vastauksia. BKT:lle on myös useampi paranneltu versio ja niitä voidaan hyödyntää laajemmalla alueella. Jatkoideana on kehittää paranneltuja versioita entisestään parantamaan algoritmien tarkkuutta pelaajan oppimisen pisteyttämistä varten.

Avainsanat: algoritmi, bayesian knowledge tracing, oppimisleikit

Tämän julkaisun alkuperäisyys on tarkistettu Turnitin OriginalityCheck -ohjelmalla.

TEKOÄLYN KÄYTTÖ OPINNÄYTTEESSÄ

Opinnäytteessäni on käytetty tekoälysovelluksia:

- Ei
- Kyllä

Ilmoitukseni mukaan olen käyttänyt opinnäytteessäni tutkielmaprosessin aikana seuraavia tekoälysovelluksia:

Tekoälysovellusten nimet ja versiot: Ei käytetty.

Käyttötarkoitus: Ei käytetty.

Osiot, joissa tekoälyä on käytetty: Ei käytetty.

Olen tietoinen siitä, että olen täysin vastuussa koko opinnäytteeni sisällöstä, mukaan lukien osat, joissa on hyödynnetty tekoälyä, ja hyväksyn vastuun mahdollisista eettisten ohjeiden rikkomuksista.

SISÄLLYSLUETTELO

1. JOHDANTO	1
2. YLEISIÄ KÄSITTEITÄ.....	2
2.1 Oppimispelit.....	2
2.2 Bayesian Knowledge Tracing	2
3. BKT:N OMINAISUUKSIA.....	4
3.1 Sähköinen oppimispeli.....	4
3.2 Vahvuuksia.....	5
3.3 Ongelmia.....	6
4. PARANNELTUJA MALLEJA	8
5. YHTEENVETO JA JOHTOPÄÄTÖKSET	11
LÄHTEET	13

1. JOHDANTO

Oppimista tapahtuu yhä enemmän Internetin välityksellä viime vuosien tapahtumien takia, esimerkiksi koronaviruksesta johtuneet rajoitukset. Yleisestikin Internet on nykyisille opiskelijoille tuttu ja tämän avulla opiskelu onnistuu sähköisesti (Abdelrahman, Wang ja Nunes, 2023). Suurin osa opiskelijoista pelaa pelejä laidasta laitaan. Oppimispelejä on myös paljon erilaisia ja todennäköisesti suurimmalle osalle on tullut vastaan jossakin vaiheessa elämää. Tässä tutkielmassa kuitenkin keskitytään sähköisiin oppimispeleihin, joissa käytetään bayesialaista oppimistason mittaamista (engl. Bayesian Knowledge Tracing, BKT).

Tämän tutkielman tavoitteena on vastata seuraaviin tutkimuskysymyksiin: ”Mitä ongelmia liittyy BKT:n käyttämiseen oppimispeleissä?” sekä ”Miten BKT:stä voisi kehittää paremman oppimispeleihin?”. Tämän tutkielman tavoitteena on selvittää BKT:n toiminnallisuus, vahvuuksia ja heikkouksia sekä pohtia ratkaisuja BKT:n ongelmiin kirjallisuuden kautta. Tutkielman lopussa annetaan vaihtoehtoisia ratkaisuja heikkouksiin. Yleisesti BKT on hyvä algoritmi oppimispeleihin, mutta siitäkin löytyy omat ongelmansa, joihin tässä tutkielmassa pohditaan erilaisia ratkaisuja, jotka auttaisivat BKT:tä olemaan nykyistäkin parempi.

Tutkielman toisessa luvussa avataan aiheeseen liittyviä käsitteitä, kuten oppimispelit ja BKT. Kyseiset käsitteet liittyvät laajalti tutkielmaan ja tämän takia käsitteet on tarpeelliset avata kunnolla itse aiheen käsittelyn kannalta. Kolmannessa luvussa pohditaan BKT:n vahvuuksia sekä siihen liittyviä ongelmia. Vahvuuksina voidaan pitää erityisesti sen käyttämistä tehtävissä, joissa on vain yksi oikea vastaus. Samassa luvussa käsitellään BKT:hen liittyviä heikkouksia. Heikkouksina voidaan pitää esimerkiksi sen arvioimaa pelaajan lähtötasoa sekä BKT:n käytettävyyttä avoimiin tehtäviin oppimispeleissä. Näiden lisäksi on myös muita ongelmia ja niitä pohditaan tarkemmin samassa luvussa.

Neljännessä luvussa analysoidaan mahdollisia ratkaisuja löydettyihin ongelmiin ja pohditaan miten ratkaisut parantavat BKT:n toimintaa. Kyseisien ratkaisujen avulla algoritmia pystytään esimerkiksi hyödyntämään paremmin oppimispeleissä, koska se seuraa pelaajan oppimista jatkuvasti, eikä yksi virheellinen vastaus laske pelaajan tasoa. Peli siis oppii pisteyttämään opiskelijan tason ja tämän avulla antaa pelaajalle seuraavia tehtäviä.

2. YLEISIÄ KÄSITTEITÄ

Tässä luvussa avataan tutkielman kannalta tärkeitä käsitteitä. Oppimispelit käsittelevät tutkielman kannalta tärkeää pohjatietoa, jonka perusteella bayesialainen oppimistason mittaaminen on valittu käsiteltäväksi algoritmiksi. Luvussa 2.1 avataan käsite oppimispeli ja erityisesti mitä kyseinen käsite tarkoittaa tässä tutkielmassa. Luvussa 2.2 kerrotaan BKT:n toiminnallisuudesta sekä esitellään algoritmiin liittyvät kaavat, jotka ovat olennaisia tämän tutkimuksen kannalta. Samassa luvussa pohditaan myös, mitä kaavat sisältävät ja mitä ne pisteyttävät.

2.1 Oppimispelit

Tässä tutkielmassa oppimispelillä viitataan opiskelijoille tarkoitettuihin peleihin, jotka voivat liittyä esimerkiksi kielten tai matematiikan opiskeluun. Kyseiset tapaukset ovat vain esimerkkejä ja tähän voi liittyä muidenkin aiheiden opettelua, mutta algoritmi soveltuu erityisesti kyseisiin tilanteisiin ja näitä tapauksia käsitellään tarkemmin läpi luvussa 3. Oppimispelissä tarkoituksena on saada pelin pelaaja oppimaan pelissä esitettyjä asioita. Esimerkiksi kielten oppimispelissä pelien tarkoitus on opettaa pelaajalle tiettyä kieltä antamalla pelaajalle erilaisia tehtäviä. Tehtävät voivat tässä tutkielmassa olla yleisesti ottaen monivalintatehtäviä tai sanojen kirjoitustehtäviä ja tämä johtuu algoritmin toiminnasta. Näiden edellä mainittujen tehtävien lisäksi voi olla myös muita tehtäviä, joissa voi olla vain yksi oikea ratkaisu. Tähän syyhyn palataan luvussa 3.3, jossa pohditaan valitun algoritmin ongelmia. Yleistä kielten tai matematiikan oppimispelille on mahdollisuus itse valita pelin vaikeustaso sopivaksi omaa osaamistaan vastaavaksi. Tämän lisäksi myös pelissä oleva algoritmi voi määrittää pelaajan aloitustason ja tätä algoritmia avataan enemmän seuraavaksi.

2.2 Bayesian Knowledge Tracing

Algoritmi, jota tässä tutkielmassa käsitellään, on BKT, joka on pisteytysalgoritmi. Pisteytysalgoritmilla kuvataan BKT:n tapaa pisteyttää pelaajan taso tässä luvussa esitettyjen kaavojen avulla. Algoritmia käytetään oppimispelissä laskemaan pelaajan taitotasoa. BKT pisteyttää pelaajan vastauksen oikeellisuuden perusteella pelaajan tason vastauksen jälkeen ja antaa seuraavan tehtävän pisteytyksen perusteella. Yudelson, Koedinger ja Gordon (2013) sekä Zhang ja Yao (2018) kertovat BKT:ssä olevan viisi esilaista pisteyttävää kaavaa. Tässä tutkielmassa niistä hyödynnetään kolmea ensimmäistä, koska ne ovat tärkeimmät pisteyttävät kaavat algoritmiin liittyen. Tämän lisäksi kyseiset kolme

kaavaa sisältävät kaikki tarvittavat yhtälöt tämän tutkielman kannalta. Ensimmäinen osuus laskee mahdollisen alkutason pelaajalle. Se lasketaan todennäköisyydellä, jolla pelaaja jo tietää oikean vastauksen kysymykseen. Pisteyttävissä kaavoissa käytettävät muuttujat ovat seuraavia: u tarkoittaa pelaajaa, k tarkoittaa osaamista, $p(L_0)$ tarkoittaa pelaajan todennäköisyyttä osata vastaus ennen tehtävää, $p(T)$ todennäköisyys pelaajan käyttävänsä tietämystään opittuaan tiedon, $p(S)$ todennäköisyys pelaajan virheelle opitusta tiedosta, $p(G)$ todennäköisyys pelaajan arvatessa.

$$p(L_1)_u^k = p(L_0)^k \quad (1)$$

Yudelson ja muut (2013) sekä Zhang ja muut (2018) kertovat kaavassa (1) käsiteltävän ensimmäistä tilannetta, jossa pelaaja aloittaa oppimispelin pelaamisen, eikä ole vielä vastannut yhteenkään tehtävään. Algoritmi pisteyttää pelaajan aloitustason todennäköisyyden perusteella, mikäli pelaaja ei itse valitse omaa aloitustasoansa oppimispelissä. Algoritmi ei ota kantaa pelaajan oikeaan tasoon, vaan määrittää aloitustason täysin todennäköisyyden perusteella.

$$p(L_t | \text{obs} = \text{correct})_u^k = \frac{p(L_t)_u^k * (1 - p(S)^k)}{p(L_t)_u^k * (1 - p(S)^k) + (1 - p(L_t)_u^k) * p(G)^k} \quad (2)$$

$$p(L_t | \text{obs} = \text{wrong})_u^k = \frac{p(L_t)_u^k * p(S)^k}{p(L_t)_u^k * p(S)^k + (1 - p(L_t)_u^k) * (1 - p(G)^k)} \quad (3)$$

Yudelson ja muut (2013) sekä Zhang ja muut (2018) kuvailevat kaavan (2) pisteyttävän pelaajan mahdollisuuden saada vastaus oikein. Kuten kaavasta näkyy, se ottaa huomioon mahdollisuuden arvata sekä mahdollisuudet tietää vastaus oikeasti. Kaavasta voidaan myös huomata, että vastaus on pystytty arvaamaan ja se näkyy kaavan jakajassa. Yudelson ja muut (2013) sekä Zhang ja muut (2018) kertovat kaavan (3) taas käsittelevän tapausta, jossa pelaaja vastaa väärin. Tässä todennäköisyydessä taas on otettu huomioon seuraavat tapaukset. Pelaaja tietää vastauksen, mutta vastaa väärin, tai pelaaja ei tiedä vastausta ja vastaa tehtävään väärin. Huomioitavaa näissä on, että pelaajan vastatessa oikein pelaajan taso nousee algoritmin ansiosta. Kun taas pelaaja vastaa väärin, hänen taitotasonsa pisteytetään algoritmin avulla pienemmäksi.

3. BKT:N OMINAISUUKSIA

BKT:tä käytetään paljon oppimispeleissä ja tässä luvussa on tarkoitus pohtia tiettyä oppimispeliä BKT:n kannalta ja käyttää sitä esimerkkinä oppimispeleistä sekä algoritmiin liittyviä vahvuuksia, sekä myös BKT:hen liittyviä ongelmia. Luvussa 3.1 analysoidaan tiettyä oppimispeliä ja sen avulla selitetään, miten tutkittavana oleva algoritmi toimii. Luvussa 3.2 pohditaan BKT:n vahvuuksia ja miksi se soveltuu erityisesti oppimispeleihin. Luvussa 3.3 pohditaan BKT:hen liittyviä ongelmakohtia ja miten nämä vaikuttavat algoritmin käytettävyyteen.

3.1 Sähköinen oppimispeli

Tutkielman kannalta tärkeää ovat oppimispelit. Tässä tutkielmassa kuitenkin hyödynnetään Cowitin, Yehin ja Howleyn (n.d.) luomaa BKT-testissä olevaa oppimispeliä, sekä BKT:hen liittyvää materiaalia, joka auttaa havainnollistamaan ja ymmärtämään kyseistä oppimispeliä ja sen toimintaa. BKT-testissä on selostettu selkeästi BKT:n toiminta esimerkkien avulla. BKT-testissä on käsitelty ensin kysymys kielestä esperanto (kieli on tullut esille 1900 luvulla) ja erityisesti mikä sana annetuista neljästä eri vaihtoehdosta kuvastaa sateenkaarta. Kyseisen kysymyksen jälkeen ja pohdinnan jälkeen BKT-testissä on esitelty seuraava kysymys, jossa kysytään mikä sana neljästä vaihtoehdosta kuvastaa sateenkaarilippua samalla kielellä esperanto. Nyt koska kyseinen vastaus oli täysin sama edelliseen tehtävään liittyen, pelaaja sai sen todennäköisesti oikein samoin kuin BKT-testissä on ilmoitettu eli pelaaja oppi jotain aikaisemmasta kysymyksestä.

Cowitin ja muiden (n.d.) tekemä BKT-testi käsittelee seuraavaksi BKT:n kaavoja ja miten ne toimivat. Nämä kyseiset laskukaavat BKT:n toimimiseen löytyvät luvusta 2.2 eikä niitä käsitellä tässä luvussa sen tarkemmin. BKT-testin lopussa löytyy interaktiivinen toiminnallisuus, joka auttaa havainnollistamaan, miten BKT oikeasti toimii ja kuvastaa myös pelaajan oppimista. Kyseessä on muistipeli, jossa kortteihin on kirjoitettu sanoja ja tarkoituksena on kääntää kaksi korttia ja saada kaksi samaa sanaa sisältävää korttia käännettyä yhdellä vuorolla. Tässä kyseisessä esimerkkipelissä on kahdeksan korttia eli neljä paria. Peliin on tehty mahdollisuus muuttaa arvauksesta, tiedosta ja oppimisesta saatuja todennäköisyyksiä. Kyseisiä muuttujia tarvitaan BKT:n pisteyttävissä todennäköisyyksissä niin kuin kaavoissa (2) ja (3) on esitetty.

Kyseisiä arvoja muuttamalla pelaaja näkee, miten algoritmi laskee pelaajan osaamista onnistuneilla tai virheellisillä arvauksilla tai päätöksillä. Algoritmi antaa pisteitä myös vääristä vastauksista, jos arvauksen arvoa kasvatetaan. Kuten aikaisemmin opimme, algoritmin ei pitäisi antaa tästä pisteitä. Cowitin ja muiden (n.d.) luoman BKT-testin lopussa tulee esille muistipeli. Muistipeli toimii siten, että ensin katsotaan, mitä eri kortteja pelissä on mukana ja pyritään muistamaan, missä kohtaa pelilautaa ne sijaitsevat. Kun pelaaja on kääntänyt kaksi korttia, hän tietää kahden eri kortin paikan riippumatta olivatko ne parit vai eivät. Tämän takia algoritmi pisteyttää, että pelaaja on oppinut jotain ja antaa pisteitä pelaajalle. Näin ei kuitenkaan enää tapahdu kolmannella kääntökerralla. Jos pelaaja valitsee eri parin kortit, pelaaja menettää pisteitä. Tämä taas johtuu siitä, että pelaaja tietää jo kyseisien korttien vastaparin paikan, mutta käänsi silti eri kortit. Pelaaja saa siis jatkossa pisteitä oikeista pareista ja menettää pisteitä vääristä pareista, kunnes kaikki parit on käännetty peräkkäisillä kerroilla. Tähän vaikuttaa taas se, miten pelaaja on asettanut parametrit. Muuttamalla arvoja pelaaja saa laskentakaavojen mukaisesti pisteitä ja riippuen pelaajan valinnoista eri arvoihin voi pelaaja saada erilaisia pisteitä käännettyistä korteista ja tämän ansiosta myös oppiminen on eri vaiheilla.

3.2 Vahvuuksia

Desmarais'n ja Bakerin (2011) mukaan yhtenä BKT:n vahvuutena on sen käytettävyys yleisesti oppimispeleissä, joissa mahdollisia ratkaisuja on tietty määrä. Tämän avulla BKT-algoritmi pystyy valitsemaan oikean vaikeustason pelaajalle ja pystyy tämän avulla antamaan vaikeampia tehtäviä pelaajan oppiessa. Oppimispelin pelaaja voi keskittyä pelkästään oppimaan pelin avulla ilman, että joutuu aluksi miettimään omaa taitotasoaan. Algoritmin pisteyttävän osuuden ansiosta vaikeustaso määritellään ainoastaan pelaajan vastausten perusteella. Eli algoritmia pystytään hyödyntämään erityisesti kielenopiskelussa, jossa kelpaa vain tietyllä tavalla kirjoitettu sana, esimerkiksi kääntäessä suomenkielistä sanaa englanniksi. Kielenopiskelussa on tärkeää, että kirjoitusasu on oikein, koska muuttamalla yhden kirjaimen johonkin toiseen tai lisäämällä välilyöntejä sanojen keskelle voi sanan merkitys muuttua aivan kokonaan. Kuten myös muistipeliesimerkissä huomattiin, että algoritmilla on mahdollisuus laskea pelaajan osanneen tai arvanneen oikein, kuitenkin riippuen pelistä ja miten BKT:tä hyödynnetään kyseisessä oppimispeleissä.

3.3 Ongelmia

Algoritmiin sisältyy kuitenkin myös ongelmia. Liu, Hu, Bu ja Yu (2022) käsittelevät yhtenä ehkä isoimpana ongelmana kyseiseen algoritmiin sen toimimista oppimispeliä aloittaessa. BKT pisteuttaa pelaajan tason, mutta ilman aikaisempia vastauksia algoritmi ei pysty hyödyntämään aikaisempia vastauksia, mikä aiheuttaa vääriä olettamuksia pelaajan lähtötasosta. Kyseisen ongelman takia aloittelija voi saada hyvän lähtötason, vaikka pelaajan taso olisi oikeasti heikompi. Tämän takia pelaajan pelatessa peliä, algoritmi antaa pelaajalle liian vaikeita tehtäviä ja myös pelaajan motivaatio saattaa kärsiä. Sama ongelma toistuu myös toisinpäin, jolloin osaava opiskelija saa osaamiseensa verrattuna helppoja tehtäviä haastavien tehtävien sijaan. Tässä taas on myös positiivista puolta, mutta se ei varsinaisesti auta pelaajaa oppimaan, koska hän ei pysty haastamaan itseään, vaan kaikki vastaukset ovat jo tiedossa pelaajalle.

Liun ja muiden (2022) mukaan algoritmillä on yhtenä ongelmana sen mahdollisuus hyväksyä osittain oikeita vastauksia. Se ei ota huomioon hieman oikeita vastauksia, vaan vastausten tulee olla täysin oikein. Tämän takia pelaajan osittaisella asian oppimisella ei ole merkitystä oppimispeleissä etenemisessä. Tämä on merkittävä ongelma oppimispeleissä, koska pelaaja on voinut jo oppia kyseisen asian, mutta tekee huolimattomuusvirheen. Kyseisen virheen takia pelaaja ei edisty ja joutuu jatkamaan samalla tasolla, vaikka kyseessä olisi ollut huolimattomuusvirhe, esimerkiksi sanasta on jäänyt pois yksi kirjain. Yleisestikin oppimiseen tulisi kannustaa ja virheitä tulisi sallia.

Liun ja muiden (2022) mukaan aikaisempaan BKT:n ongelmaan liittyy vielä yksi ongelma. Avoimia tehtäviä ei voida hyödyntää BKT:tä sisältävissä oppimispeleissä. Tämän takia oppimispeleissä, joissa BKT:tä hyödynnetään, voidaan käyttää kysymyksiä, joissa on vain yksi tai muutama oikea ratkaisu. Kyseinen algoritmi vaatii tietyn vastauksen, jonka takia on mahdotonta tehdä avoimia kysymyksiä, koska pelaajat tulevat vastaamaan kysymykseen eri lailla, eikä kukaan heistä tule saamaan pisteitä edellä mainitun ongelman takia. Pelkillä monivalintakysymyksillä pelaaja voi vastata oikein pelkästään arvaamalla, eikä oppimista tapahdu. Arvaamalla pelaaja voi saada täydet pisteet. Tälle on kuitenkin keksitty ratkaisu. Espinosa ja Gardeazabal (2010) loivat teoreettisen mallin arvaamisen kompensointiin pisteytyksessä. Kyseinen malli toimii erityisesti monivalinta-tehtävissä. Eli mahdolliset virhepisteet väärästä vastauksesta pienentäisivät arvaamisen määrää monivalintatehtävissä. Espinosa ja muut (2010) eivät kuitenkaan maininneet, että kaikissa tilanteissa tarvitsisi käyttää suurinta mahdollista rangaistusta vaan riippuen tilanteesta käyttämällä sopivaa määrää virhepisteitä väärästä vastauksesta.

Bu, Li, Zhang, Sun ja Luo (2025) kertovat, että BKT:n yhtenä pääongelmana voidaan pitää sen käytettävyyttä pisteyttämään pelaajan eri osa-alueita. Algoritmi määrittelee ai-noastaan, onko pelaaja vastannut oikein vai väärin. Näihin on kuitenkin huomioitu mah-dollisuus arvata sekä huolimattomuusvirheet, mutta näiden avulla voidaan laskea vain yhtä asiaa, pelaajan vastauksen oikeellisuus.

BKT:n yhtenä ongelmana löytyy BKT-testin muistipeliä pelatessa saman vastauksen oi-kein saaminen uudestaan ja uudestaan (Cowit ja muut, n.d.). Kyseistä muistipeliä pela-tesse huomataan, että kun pelaaja on löytänyt kaksi paria ja saanut ne kerran oikein, pelaaja saa aina pisteitä oikeasta vastauksesta, vaikka pelaaja on juuri äsken saanut täysin saman parin oikein. Eli tässä tapauksessa algoritmia pystytään huijaamaan, jotta pelaaja saa saavutettua parhaan mahdollisen arvon tässä muistipelissä oikeasti muista-matta kuin kahden saman kortin paikat. Tästä ei voida kuitenkaan vetää johtopäätöksiä, onko kyseinen tapaus myös muissa oppimispeleissä, koska BKT-testissä mainitaan tämä erilliseksi tehtäväksi. Tämän lisäksi BKT-testissä mainitaan, että tässä tapauk-sessa voidaan huijata peliä antamaan paras mahdollinen tulos pelaajalle vain kahta sa-maa korttia kääntämällä.

4. PARANNELTUJA MALLEJA

Kuten luvussa 3.3 todettiin, BKT:stä löytyy ongelmia liittyen sen käyttöön oppimispeleissä. Näihin tilanteisiin on kehitetty erilaisia malleja muun muassa mahdollistamalla osittain oikeat vastaukset. Otetaan tähän yksi esimerkki havainnollistamaan kyseinen väite. Kyseessä on englannin kielen tehtävä, jossa pyydetään pelaajaa kirjoittamaan sana ”nyt”. Oikea vastaus tehtävään olisi ”now”, mutta tehtävään vastattaisiinkin sanalla ”new”. Opiskelija saisi tästä vastauksesta pisteitä, mutta ei täysiä pisteitä, koska sana ei ole kuitenkaan kokonaan oikein. Sana myös saa täysin uuden merkityksen eikä vastaa alkuperäistä tehtävää ollenkaan. Muun muassa tähän ongelmaan on pyritty löytämään ratkaisu tässä luvussa.

Liu ja muut (2022) loivat parannetun version BKT:stä, joka perustuu sumeaan logiikkaan (engl. Fuzzy logic). Sumean logiikan hyötyinä ovat sen mahdollisuus osata hyödyntää osittain oikeita vastauksia. Sumea logiikka auttaa Knowledge Tracingiä sopeutumaan jatkuviin pisteytysskenaarioihin ja pystyy tämän avulla havaitsemaan pelaajan osittaisen osaamisen. Liu ja muut (2022) loivat tutkimuksessaan kaksi eri paranneltua versiota BKT:stä, jotka hyödyntävät sumeaa logiikkaa. Ensimmäinen paranneltu versio on sumea bayesialainen oppimistason mittaaminen (engl. Fuzzy Bayesian Knowledge Tracing, FBKT). Toinen versio on tyypin 2 sumea bayesialainen oppimistason mittaaminen (engl. Type-2 Fuzzy Bayesian Knowledge Tracing, T2FBKT). Yleisesti molemmat mallit pystyvät tyydyttävään suoritukseen jatkuvissa pisteytysskenaarioissa. Molemmat ottavat huomioon sen, että pelaaja on voinut vastata vahingossa väärin, minkä ansiosta pelaajan taso ei laske virheellisestä vastauksesta, jonka pelaaja on esimerkiksi jo aikaisemmin saanut oikein. Algoritmi siis jatkuvasti arvioi pelaajan tasoa ja tämän avulla havainnollistaa aikaisempia vastauksia ja antaa pisteitä sen perusteella tai vähentää niitä, jos siihen on syytä. Tämä on paranneltujen versioiden ero alkuperäiseen BKT:hen, joka ei pisteytä aikaisempien vastausten perusteella vaan jokainen pisteytys on itsenäinen, kuten luvun 3 oppimispelissä havainnoitiin. Liu ja muut (2022) kertovat T2FBKT:n minimoivan mahdolliset epävarmuudet FBKT:hen liittyen arvioinnin pisteytykseen.

Toinen paranneltu versio on nimeltään sijaismallin avusteinen moniosaaminen bayesialainen oppimistason mittaaminen (engl. Surrogate Model-Assisted Multi-skills Bayesian Knowledge Tracing, SA-MBKT) (Bu, Li, Zhang, Sun, Li ja Luo, 2025). Kyseisen algoritmin avulla voidaan laskea opiskelijan tasoa useammalla eri tavalla kuin vain yhdellä, joka on BKT:lle ominaista sen pisteyttävissä kaavoissa. Tutkiessaan (Bu ja muut, 2025) mallin

toimintaa, he käyttivät kolmea eri testidataa ja näiden testidatojen avulla pisteyttivät opiskelijoiden oppimista SA-MBKT:tä hyödyntäen. He käyttivät myös muita pisteyttäviä algoritmeja, mutta tärkeimpinä tässä kohdassa ovat BKT:n ja SA-MBKT:n vertailu. Tulokseksi he saivat, että yleisesti ottaen SA-MBKT oli tarkempi kuin BKT, mutta erot eivät olleet huomattavan suuria. Kuitenkin he suosittelivat SA-MBKT:n hyödyntämistä erityisesti suurissa datamäärissä.

Kaser, Klingler, Schwing ja Gross (2017) suosittelevat artikkelissaan dynaamista bayesialaista verkon (engl. Dynamic Bayesian network, DBN) hyödyntämistä oppimispeleissä. DBN:ssä kerrotaan olevan erityisen hyvää sen mahdollisuus arvioida ja pisteyttää pelaajan oppimista tarkemmin. DBN perustuu useiden taitojen mallintamiseen ja niiden välisiin riippuvuuksiin. Kyseisen syyn takia DBN:ää suositellaan käyttämään enemmän kuin BKT:tä. Sillä pystytään pisteyttämään erilaisia taitoja, sekä se ottaa huomioon myös pelaajan aikaisemmat vastaukset. Se siis pisteyttää usealla eri tavalla ja siitä syystä antaa tarkempia pisteytyksiä kuin BKT (Kaser ja muut, 2017). Tutkimuksessaan he tutkivat mallien tarkkuutta arvioimaan pelaajien tasoa viidellä eri testidatalla. DBN:llä tehtiin kolme testiä jokaisesta testidatasta ja näistä valittiin parhaimmat. BKT:tä käytettiin kerran jokaisessa testidatassa. Tuloksista he saivat selville, että DBN:n käyttäminen oli hieman tarkempi ja luotettavampi kuin BKT:n käyttäminen. Kuitenkin tuloksista huomataan, että BKT toimi yleisesti huonoiten, joten tämän datan perusteella DBN:n käyttöä suositeltiin erityisesti lähtötason arvioimiseen kyseisen mallin tarkkuuden takia.

Cui, Chu ja Chen (2019) tekivät tutkimuksen liittyen DBN:n ja BKT:hen. He tutkivat molempien mallien käytettävyyttä oppimispeleissä. Tässä tutkimuksessa he loivat pelin nimeltä "Raging Skies", jota pelaajat pelasivat ja heidän oppimisensa pisteyttämiseen käytettiin BKT:tä sekä DBN:ää. Pelin ideana on tutkia, pystyykö pelaaja tunnistamaan, kuvailemaan ja tulkitsemaan vallitsevaa ilmastoa kyseisellä hetkellä pelissä. Kyseinen peli suunniteltiin arvioimaan pelaajien tasoa tiettyä tiedon tai taidon kokonaisuutta kohden. He suorittivat tutkimuksen simulaatiossa ja jokainen pelaaja arvioitiin heidän ensimmäisellä pelikerrallaan. Tutkimuksesta saadulla datalla huomattiin, että BKT oli tarkempi arvioimaan pelaajien tasoa pienellä marginaalilla. He kertovat kuitenkin, että tutkimustulosta ei voida suoraan yleistää muihin peleihin. Heidän mukaansa siis DBN voi olla BKT:tä parempi, mutta ei tässä tapauksessa.

Meng, Zhang, Zhang ja Chu (2021) loivat artikkelissaan uuden mallin oppimiseen, joka ottaa huomioon pelaajan vahvuudet eri osa-alueissa. He suosittelivat artikkelissansa taitojen välistä bayesialaista oppimistason mittaamista (engl. Cross-skill Bayesian knowledge tracing, CS-BKT). Kyseinen malli ottaisi huomioon oppimisen eri osa-alueet. Esimerkkinä käytettiin seuraavaa: kun opiskelija syventää ymmärrystään asiassa A, niin

myös ymmärrys asiasta B syventyy jollain tasolla. Meng ja muut (2021) toteuttivat tutkimuksen, jossa testattiin molempien mallien tarkkuutta. Tutkimus teetettiin kuudennen luokan oppilaille. Testin tarkoitus oli pisteyttää kummallakin mallilla pelaajien oppimista ja niiden tarkkuutta. Tuloksista he saivat selville, että CS-BKT oli tarkempi jokaisessa testitapauksessa kuin BKT. He saivat selville, että mitä enemmän dataa on käytettävissä, sitä tarkempia tuloksia paranneltu CS-BKT malli tuottaa.

5. YHTEENVETO JA JOHTOPÄÄTÖKSET

Sähköisestä oppimisesta on tullut yleisempää, ja esimerkiksi lukiolaisille on tehty erilaisia ylioppilaskirjoituksiin valmentavia oppimislejää. Yleisesti oppimisleissä käytetään BKT:tä tai vastaavaa algoritmia, joka pisteyttää pelaajan taitotason ja antaa pisteytyksen perusteella pelaajalle seuraavia tehtäviä taitotasoonsa sopien. Pisteyttäminen tehdään aina jokaisen tehtävän jälkeen uudestaan käyttämällä kaavaa (2) tai (3) riippuen pelaajan vastauksesta. Luvussa 2.2 käsitellään BKT:ssä käytettäviä pisteyttäviä kaavoja ja selitetään niissä esiintyvät muuttujat ja kyseisten kaavojen toiminta sekä avataan BKT:n käsite. Sähköisestä oppimisleistä löytyy esimerkki, jota käsitellään luvussa 3.1 ja siinä selitetään, miten BKT oikeasti toimii oppimisleistä. Kyseisessä muistipelistä pystytään muuttamaan tiettyjä arvoja, jotka muuttavat vastausten pisteytystä. Tällä pystytään havainnollistamaan, miten BKT oikeasti toimii ja mitkä asiat vaikuttavat pelaajan vastauksen pisteyttämiseen.

BKT on toimiva algoritmi oppimisleihin ja erityisesti tehtäviin, joissa on vain yksi oikea ratkaisu. Siihen liittyy myös ongelmia kuten sen käyttäminen tehtävissä, joissa on useita oikeita vastauksia vain yhden sijaan. Ongelmana mainitaan myös BKT:n tarkkuus arvioidessa pelaajan lähtötasoa. Se ei siis ota huomioon mahdollista opiskelijan oppimista, vaikka vastaus olisi osittain oikein. BKT ei myöskään hyväksy osittain oikein olevia vastauksia, vaan vaatii vastauksen olevan täysin oikein, jolloin se pisteyttää tehtävän olevan oikein. Tämän voi kuitenkin ottaa vahvuutena ja ongelmaksi. Esimerkiksi uuden kielen oppimisessa on tärkeää osata kirjoitusasu ja tässä tapauksessa täysin oikein oleva vastaus sopii paremmin kuin vain hieman oikein oleva vastaus. Pelaajalle tämä on huonompi vaihtoehto, koska se ei kuvasta pelaajan osittaista oppimista.

Paranneltuja versioita löytyy monia. FBKT ja T2FBKT pisteyttävät pelaajan oppimista laajemmin kuin BKT ja ottavat huomioon myös esimerkiksi huolimattomuusvirheet, jotka on aikaisemmin peliä pelatessa saatu oikein. Eli jatkuva pisteyttäminen huomioi pelaajan oppimisen myös väärissä vastauksissa. Kahdessa eri tutkimuksessa luotiin parannettu versio DBN, jolla pystytään pisteyttämään pelaajan oppimista useammalla tasolla, kuin vain oikein ja väärin vastauksilla. Kuitenkin tutkimuksissa huomataan, että mitä enemmän dataa on käytössä, sen tarkempi DBN on verrattuna BKT:hen. Kuitenkin toisessa tutkimuksessa datan määrä on pienempi, jolloin BKT on tarkempi kuin DBN. Tässä voidaan huomata, että paranneltu versio ei ole aina parempi tai nopeampi kuin alkuperäinen. Tämä on riippuvainen kuitenkin sovellettavasta asiasta ja kuten toisessa tutkimuksessa kerrotaan, DBN voi olla parempi kuin BKT jossain muussa oppimisleistä. Datan

määrä tulee myös esille CS-BKT:tä esiteltäessä ja tutkimuksessa tuloksiksi tulee, että mitä enemmän dataa sen tarkempia mallit ovat. Kuten edellä mainitaan, dataa tulisi olla mahdollisimman paljon, jotta parannellut versiot olisivat parempia ja tarkempia kuin BKT. Parannellut versiot myös mittaavat muuta oppimista kuin vain oikein ja väärin olevia vastauksia eli jos oppimispelissä halutaan pisteyttää myös muita osa-alueita, suositellaan käytettävän paranneltua versiota algoritmista.

Johtopäätöksinä tutkielmasta voidaan todeta, että yleisesti BKT on toimiva pisteytysalgoritmi oppimispeleihin. Se on kuitenkin rajoitettu tiettyihin tilanteisiin, joissa on vain tietty määrä ratkaisuja. Kannattaa pohtia, millaista oppimista halutaan mitata ja valita sen perusteella käytettävä algoritmi. Kuten tutkimuksista huomataan, mitä enemmän dataa on käytössä, sen tarkempia parannellut mallit ovat. Tutkielman tavoitteena on saada vastaukset tutkimuskysymyksiin, jotka on esitetty luvussa 1 ja näihin saatiin vastaukset. Pysytään havaitsemaan BKT:hen liittyvät ongelmatilanteet ja niihin löydetään erilaisia ratkaisuja. Tästä voidaan kehittää vielä jatkotutkimusaiheita. Tulevissa jatkotutkimuksissa voisi keskittyä erityisesti yhteen paranneltuun versioon ja kehittää sitä eteenpäin mahdollisimman luotettavaksi. Tämän lisäksi jatkossa voisi keskittyä mahdollisuuteen käyttää algoritmia myös avoimiin tehtäviin niin, että se olisi luotettava ja ottaisi huomioon pelaajan oppimisen myös väärissä vastauksissa.

LÄHTEET

- Abdelrahman, G., Wang, Q., & Nunes, B. (2023). Knowledge Tracing: A Survey. *ACM Computing Surveys*, 55(11), Article 224. <https://doi.org/10.1145/3569576>
- Bu, C., Li, L., Zhang, H., Sun, S., Li, L., & Luo, W. (2025). SA-MBKT: Surrogate Model-assisted Multi-skills Bayesian Knowledge Tracing. *ACM Transactions on Evolutionary Learning*. <https://doi.org/10.1145/3769674>
- Cui, Y., Chu, M.-W., & Chen, F. (2019). Analyzing Student Process Data in Game-Based Assessments with Bayesian Knowledge Tracing and Dynamic Bayesian Networks. *Journal of Educational Data Mining*, 11(1), 80–100. <https://doi.org/10.5281/zenodo.3554751>
- Cowit, N., Yeh, C., Howley (n.d.), I. Bayesian Knowledge Testing – Computer Science. Viitattu 6.11.2025 <http://www.cs.williams.edu/~iris/res/bkt-esperanto/index.html#Intro>
- Desmarais, & Baker, R. S. J. d. (2011). A review of recent advances in learner and skill modeling in intelligent learning environments. *User Modeling and User-Adapted Interaction*, 22(1-2), 9–38. <https://doi.org/10.1007/s11257-011-9106-8>
- Espinosa, M. P., & Gardezabal, J. (2010). Optimal correction for guessing in multiple-choice tests. *Journal of Mathematical Psychology*, 54(5), 415–425. <https://doi.org/10.1016/j.jmp.2010.06.001>
- Kaser, T., Klingler, S., Schwing, A. G., & Gross, M. (2017). Dynamic Bayesian Networks for Student Modeling. *IEEE Transactions on Learning Technologies*, 10(4), 450–462. <https://doi.org/10.1109/TLT.2017.2689017>
- Liu, Hu X., Bu, C., & Yu, K. (2022). Fuzzy Bayesian Knowledge Tracing. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 30(7), 2412–2425. <https://doi.org/10.1109/TFUZZ.2021.3083177>
- Meng, L., Zhang, M., Zhang, W., & Chu, Y. (2021). CS-BKT: introducing item relationship to the Bayesian knowledge tracing model. *Interactive Learning Environments*, 29(8), 1393–1403. <https://doi.org/10.1080/10494820.2019.1629600>
- Yudelson, M. V., Koedinger, K. R., & Gordon, G. J. (2013). Individualized Bayesian Knowledge Tracing Models. In H. C. Lane, K. Yacef, P. Pavlik, & J. Mostow (Eds.), *Artificial Intelligence in Education* (Vol. 7926, pp. 171–180). Springer Berlin Heidelberg. https://doi.org/10.1007/978-3-642-39112-5_18
- Zhang, K., & Yao, Y. (2018). A three learning states Bayesian knowledge tracing model. *Knowledge-Based Systems*, 148, 189–201. <https://doi.org/10.1016/j.knosys.2018.03.001>