

Jani Moilanen

Pelaajan sijoitusmenetelmä

Insinööri (AMK),

tietotekniikka

Kevät 2016



KAJAANIN
AMMATTIKORKEAKOULU
UNIVERSITY OF APPLIED SCIENCES

TIIVISTELMÄ

Tekijä(t): Moilanen Jani

Työn nimi: Pelaajan sijoitusmenetelmä

Tutkintonimike: Insinööri (AMK), tietotekniikka

Asiasanat: sijoitus, luokitus, videopelit, kykypiste

Tässä opinnäytetyössä tutkittiin Elo-lukua, kuinka luokituksen matemaattinen tausta toimii. Elo-luku on alun perin shakissa käytetty niin sanottu kykypiste, joka on myös laajennettu miltei jokaiselle alalle, jossa voidaan kilpailla sijoituksissa.

Pelaajilla on luontainen taipumus kilpailla ja vertailla saavutuksiaan keskenään, joten sijoitusmenetelmille on tarvetta. Ennen peleissä saatettiin vain laskea juoksevalla numerolla saavutettujen pisteiden määrää, mutta tämä menetelmä ei ota pelaajan kykyä huomioon ja palkitsee liialti ahkeria pelaajia.

Tavoitteena oli kehittää sijoitusmenetelmä erääseen peliin, jota varten tutkittiin mahdollisia valmiita ratkaisuja. Vapaasti käytettäviä valmiita ja helppoja ratkaisuja ei ollut olemassa. Elo-luku oli suhteellisen helppo muokata ja toteuttaa mielenkiintoinen sijoitusmenetelmä.

Sijoitusmenetelmiä on monenlaisia, joista jotkin saattavat hyvinkin toimia vain tikapuumallisesti sijainteja vaihtaen. Tässä työssä haluttiin, että pelaajilla olisi niin sanottu kykypiste, jonka avulla heidät voi sijoitella arvolistaan järjestyksessä. Saavutettu menetelmä käyttää Elo-luvun monipuolisuutta ja muokkauttavuutta hyväkseen. Menetelmään kehitettiin laajempi skaala pisteitä tukemaan useampaa kuin kahta pelaajaa. Menetelmässä Elo-luvun alkuperäinen matemaattinen kaava muokattiin tukemaan useamman kuin kahden hengen moninpelejä.

ABSTRACT

Author(s): Moilanen Jani

Title of the Publication: Player ranking system

Degree Title: Bachelor of Engineering, Information Technology

Keywords: ranking, rating, video games, skill point

In this thesis the Elo rating was researched, as well as how the mathematical background of ratings works. The Elo rating was originally used in chess, as the so called skill point, which was also expanded into almost every field, where one can compete within rankings.

Players have a natural tendency to compete and compare their performance with each other, so ranking systems are needed. Earlier it was customary to count the achieved scores with the incrementing number, but this method does not take into account the player skill and, on the other hand, rewards frequently playing gamers far too much.

The goal was to develop a ranking system for a particular game, for which ready-made methods were researched. There were no freely and easily usable methods. The Elo rating was relatively easy to modify and build up an interesting ranking system.

There are many differing kinds of ranking systems, some of which might work just like ladders, just switching the positions of the players. The idea of the thesis was that the players would have a so called skill point used to sort out the players into a leaderboard. The accomplished method exploits the versatility and modifiability of the Elo rating. A larger scale of scores was implemented for the method to support more than two players. The original mathematical equation of the Elo rating was modified to support more than two-player multiplayer games.

SISÄLLYS

1 JOHDANTO.....	1
2 SIJOITUSMENETELMÄ.....	2
2.1 Elo-luku	2
2.1.1 Hienostunut viisaus	5
2.1.2 K-kerroin.....	6
2.1.3 Logistinen muuttuja ξ	6
2.1.4 Vakiosummat	7
2.1.5 Johtopäätös.....	8
2.2 TrueSkill™	9
3 SIJOITUSMENETELMÄ VIDEOPELEISSÄ.....	10
3.1 League of Legends.....	10
3.2 CS:GO.....	11
3.3 Johtopäätös.....	12
4 OMAN SIJOITUSMENETELMÄN RAKENTAMINEN	13
4.1 Tavoite	13
4.2 Ongelma.....	13
4.3 Ratkaisu	14
4.4 Toteutus ja tulokset	16
5 YHTEENVETO	20
LÄHTEET	21
LIITTEET	

SYMBOLILUETTELO

- K Elo-luvussa käytetty kerroin, joka määrittelee luokituksen muutoksen määrää.
- r Elo-luvun luokituksen numeerinen määrä, joka kuvastaa pelaajan kykyä.
- S Elo-luvun kaavassa käytetty symboli, joka kuvastaa, kuinka monta pistettä pelaaja saavutti ottelussa.
- μ Myy, joka on Elo-luvun kaavassa käytetty symboli ja se kuvastaa, kuinka monta pistettä pelaajan odotetaan saavuttavan vastustajaansa vastaan.
- ξ Logistinen muuttuja x_i . Käytetään Elo-yhtälössä vaikuttamaan pelaajien hajontaan

1 JOHDANTO

Pelaajien kilpailutus on yksi keino lisätä pelin elinikää, koska pelaajilla on luontainen tarve kilpailla ja vertailla saavutuksiaan keskenään.

Tätä nykyä ei ole kelvollista yleiskattavaa sijoitusmenetelmää, joka olisi yksinkertaista muokata ja ottaa käyttöön pelin kilpailullisesta taustasta riippumatta. Monet menetelmät on rakennettu olettamukseen, että kilpailullinen tapahtuma on yksi vastaan yksi, tai joukkue vastaan joukkue. Harvassa otetaan huomioon enemmän kuin kaksi pelaajaa. Tämän tutkimuksen tavoitteena oli rakentaa menetelmä, joka tukee niin sanottua last-man-standing (viimeinen hengissä oleva) -tyylistä pelimuotoa.

Opinnäytetyön aihe saatiin kajaanilaiselta pelinkehitysyritykseltä, nimeltään Team Jolly Roger. Heidän pelinsä on ostettavissa verkkojakelukaupassa, Steamissa, johon tämä sijoitusmenetelmä on alun perin rakennettu. Tavoitteena on ollut rakentaa yleispätevä menetelmä, joka soveltuu heidän peliinsä ja on helposti käytettävissä jatkossa myös muissa peleissä.

Menetelmiä on kovin harvakseltaan videopeleihin. Tarkat kuvaukset menetelmistä, joita monet pelinkehitysyrietykset ovat käyttäneet, ovat yleensä salaisia. Ainoastaan tiedetään, että suuri osa on käyttänyt tai käyttää edelleen muokattua Elo-lukua. Täten, koska ei valmista helposti lisättävää menetelmää ollut olemassa, päädyttiin tutkimaan Elo-lukua ja soveltamaan sitä muokattuun menetelmään, joka tukisi moninpelitilanteita.

2 SIJOITUSMENETELMÄ

Sijoittaminen tarkoittaa, kun sijoitetaan haluttu kohde johonkin listaan sen tärkeyden tai arvon perusteella. Sijoittamisen ongelma on yksinkertainen, joka on sijoittaa joukko kohteita tärkeysjärjestykseen. Yksinkertaisuudesta huolimatta jotkut sijoittamisen ratkaisuksista voivat olla monimutkaisia, täynnä paradokseja ja arvoituksia.

Ihmisillä on luontainen yhteys sijoittamiseen ja kilpailemiseen. Yleisesti ihmisillä on vaikeaa sijoitella yli viiden lukumäärän ylittäviä kohteita järjestykseen. Tästä huolimatta ihmiset ovat erittäin päteviä parivertailuun, jossa vertaillaan kahta kohdetta keskenään. Parivertailuja voi olla monenlaisia, mutta videopelien tapauksessa vertaillaan vain, että kumpi on parempi pelaaja. Parivertailut ovat tärkeä osa sijoittamista, sillä jokainen sijoitusmenetelmä alkaa parivertailun vertailudatasta.

Sijoitettavat kohteet ovat sijan mukaan järjesteltyjä kohteita, jolloin sijoituksen vektori on permutaatio kokonaisluvuista yhdestä n :ään. Luokiteltavat kohteet saavat numeroidun pisteen, joka kuvastaa kohteen arvoa ja se voi olla monimutkainen lukuarvo. Kun joukko luokiteltavia kohteita (luokituslista) järjestellään arvojärjestykseen, luo se joukon sijoiteltavista kohteista (sijoituslista). Tästä huomiona, että jokainen luokituslista luo sijoituslistan, muttei toisinpäin. [1, s. 1–3, 6.]

2.1 Elo-luku

Arpad Emrick Elo (unkariksi Árpád Élő Imre) oli unkarilais-syntyinen fysiikan professori Marquette-yliopistosta Milwaukeeessa, Wisconsinissa. Hän oli ahkera (ja loistava) shakin pelaaja. Tämä johti hänet luomaan tehokkaan metodin luokittelemaan ja sijoittelemaan shakin pelaajia. Hänen menetelmänsä hyväksyttiin USCF:n (United States Chess Federation) toimesta 1960-luvulla ja FIDE:n (Fédération Internationale des Échecs, the World Chess Federation) toimesta 1970-luvulla. Elon idea tuli aikanaan suosituksi myös muualla kuin shakissa. Hänen menetelmänsä on muunneltu, jatkettu ja väännetty luokittelemaan muita urheilulajeja ja kilpailullisia tilanteita. Elo oletti, että jokaisen shakin pelaajan suoritus

on normaalisti jakautunut satunnaiseen muuttujaan X , jonka keskiarvo μ voi muuttua vain hitaasti ajan kanssa. Toisin sanoen pelaaja voi suoriutua jokseenkin paremmin tai huonommin pelistä toiseen, joten μ on oikeastaan vakio lyhyellä tähtämellä ja sen muuttaminen vie paljon aikaa.

Edellä esitetyn perustelun mukaan siinä tilanteessa, kun pelaajan luokitus on vaikiintunut, niin ainoa asia, mikä voi vaikuttaa luokitukseen, on määrä, kuinka pelaaja suoriutuu paremmin tai huonommin hänen keskiarvoaan. Elo ehdotti yksinkertaista lineaarista arvoa, joka on verrannollinen pelaajan poikkeamaan hänen keskiarvostaan. Tarkemmin sanottuna, jos pelaajan viimeisin suoritus (tai piste) on S , niin silloin hänen vanha luokituksensa $r(\text{vanha})$ päivitetään muodostamalla uusi luokitus

$$r(\text{uusi}) = r(\text{vanha}) + K(S - \mu), \quad (1)$$

missä K on vakio. Elo asetti alun perin K :n arvoksi 10. Kun enemmän shakkitilastoja tuli saataville, huomattiin, että shakin suoritus ei yleisesti ole normaalisti jakautunut, joten molemmat USCF ja FIDE korvasivat alkuperäisen Elo-olettamuksen. Oletus oli, että odotettu pisteiden eroavuus kahden pelaajan välillä on logistinen funktio heidän luokitustensa erolla. Tämä muokkaus vaikutti sekä μ :tä että K :ta yhtälössä (1), mutta luokitukset ovat edelleen nimeltään "Elo-lukuja". [1, s. 53.]

Nykyisessä muodossaan Elo-menetelmä toimii seuraavanlaisesti. Aloitetaan jollain alkuperäisellä määrällä luokitusta jokaiselle kilpailijalle tai shakin ulkopuolella joukkueille. Joka kerta kun joukkue i ja j pelaavat toisiaan vastaan, heidän alkuperäinen luokituksensa $r_i(\text{vanha})$ ja $r_j(\text{vanha})$ päivitetään uusiin $r_i(\text{uusi})$ ja $r_j(\text{uusi})$ käyttäen yhtälön (1) kaltaista esitystä, mutta nyt kaikki punnitaan suhteelliseen lähtökohtaan, että S yhtälössä (1) tulee olemaan

$$S_{ij} = \begin{cases} 1 & \text{jos } i \text{ voittaa } j:n, \\ 0 & \text{jos } i \text{ häviää } j:lle, \\ 1/2 & \text{tasapeli tilanteessa,} \end{cases} \quad (2)$$

joukkueelle i ja μ tulee olemaan

μ_{ij} = pisteen määrä, mitä joukkue i oletetaan saavuttamaan joukkuetta j vastaan.

Uusi oletus on, että μ_{ij} on logistinen funktio luokitusten erosta

$$d_{ij} = r_i(\text{vanha}) - r_j(\text{vanha}) \quad (3)$$

ennen kuin joukkueet i ja j pelaavat toisiaan vastaan. Standardi logistinen funktio on määritelty

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}},$$

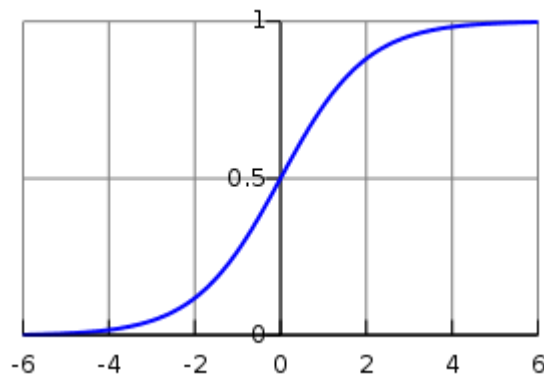
mutta shakkiluokitus käyttää kymmenluvun pohjaa

$$L(x) = \frac{1}{1 + 10^{-x}}. \quad (4)$$

Funktiot $f(x)$ ja $L(x)$ ovat laadultaan samat, koska

$$10^{-x} = e^{-x(\ln 10)}.$$

Molempien graafinen ilme on kuvassa 1 esitetty luonteenomainen s-käyrä.



Kuva 1. Logistisen funktion käyrä [2.]

Tarkka määritelmä μ_{ij} :lle Elo-shakkiluokituksessa on, kun sijoitetaan $d_{ij}/400$ yhtälöön (4), jolloin

$$\mu_{ij} = L(d_{ij}/400) = \frac{1}{1 + 10^{-d_{ij}/400}}, \quad (5)$$

missä d_{ij} saadaan yhtälöstä (3).

Täten keskinäiset yhtälöt luokituksen päivittämiseen joukkueille i ja j ovat

$$r_i(uusi) = r_i(vanha) + K(S_{ij} - \mu_{ij})$$

ja

$$r_j(uusi) = r_j(vanha) + K(S_{ji} - \mu_{ji}),$$

missä S_{ij} on saatu yhtälöstä (2) ja μ_{ij} on saatu yhtälöstä (5).

Ennen kuin aletaan ottamaan näitä kaavoja käyttöön, täytyy tietää hieman lisää muuttujasta K ja arvosta 400 yhtälössä (5), joita käsitellään kappaleissa 2.1.2 ja 2.1.3. [1, s. 54.]

2.1.1 Hienostunut viisaus

Hienostuneisuus Elo-kaavassa on sen ominaisuudessa, että Elo palkitsee luonnostaan heikompaa pelaajaa enemmän hänen voittaessaan vahvemman pelaajan, kuin vahvempaa pelaajaa hänen päihittäessään heikomman vastustajan. Esimerkiksi jos keskinkertainen shakin pelaajan luokitus on 1500 ja vahvemman pelaajan on 1900, saadaan

$$\mu_{kesk,vah} = \frac{1}{1 + 10^{-(1500-1900)/400}} = \frac{1}{11} \approx 0,09,$$

mutta

$$\mu_{vah,kesk} = \frac{1}{1 + 10^{-(1900-1500)/400}} = \frac{1}{1,1} \approx 0,91.$$

Tällöin keskinkertaisen pelaajan luokituksen muutos päihittäessään vahvemman pelaajan on

$$r_{kesk}(uusi) - r_{kesk}(vanha) = K(S_{kesk,vah} - \mu_{kesk,vah}) = K(1 - 0,09) = 0,91K.$$

Sen sijaan, kun vahvempi pelaaja päihittää keskinkertaisen pelaajan, on luokituksen muutos ainoastaan

$$r_{vah}(uusi) - r_{vah}(vanha) = K(S_{vah,kesk} - \mu_{vah,kesk}) = K(1 - 0,91) = 0,09K.$$

[1, s. 55.]

2.1.2 K-kerroin

K-kerroin, kuten se tunnetaan shakissa, on edelleen keskustelun aiheena ja erilaisia arvoja käytetään eri shakkipiireissä. Sen tarkoitus on asianmukaisesti tasapainottaa poikkeavuudet oikean ja odotetun pisteiden väliltä ennen luokituksia.

Jos K on liian iso, niin silloin liian paljon painoarvoa on annettu saavutetun ja odotetun pisteiden välille. Tämä aiheuttaa liaksi epävakaisuutta luokituksissa. Esimerkiksi iso K tarkoittaa, että pelaaminen vain hieman yli odotetun voi aiheuttaa isoja muutoksia luokituksissa. Sen sijaan, jos K on liian pieni, niin silloin Elon kaavat menettävät kykynsä ottaa huomioon parantuneen tai huonontuneen pelaamisen, ja luokituksista tulee liian seisahtuneita. Esimerkiksi pieni K tarkoittaa, että jopa huomattava parantuminen henkilön peleissä ei voi tuottaa paljon muutosta luokituksiin.

K-kerroin on yksi asioista, mikä tekee luokitusmenetelmän rakentamisesta mielenkiintoista, koska se sallii jokaiselle luokittelijalle vapauden muokata hänen menetelmäänsä sopeutumaan tiettyyn luokiteltavissa olevaan tilanteeseen ja lisäämään heidän omia persoonallisia ilmeitään. [1, s. 55–56.]

2.1.3 Logistinen muuttuja ξ

Muuttuja $\xi = 400$ logistisessa funktiossa (5) tulee shakkimaailmasta, ja se vaikuttaa luokitusten hajontaan, kuinka laajalle asteikolle pelaajat hajaantuvat. Kun vertaillaan kahden shakin pelaajan luokituksia r_i ja r_j , voidaan tutkia matemaattisesti, että

$$\mu_{ij} = \frac{10^{r_i/400}}{10^{r_i/400} + 10^{r_j/400}} \rightarrow \frac{\mu_{ij}}{\mu_{ji}} = \frac{10^{r_i/400}}{10^{r_j/400}} \rightarrow \mu_{ij} = \mu_{ji} [10^{(r_i-r_j)/400}].$$

Koska μ_{ij} on pisteiden määrä, mitä pelaajan i odotetaan saavuttavan, tarkoittaa tämä, että jos

$$r_i - r_j = 400,$$

niin silloin pelaaja i on oletetusti kymmenen kertaa parempi pelaaja kuin pelaaja j . Yleisesti sanoen, jokaista 400:an luokituspistettä kohden, joita pelaajalla i :llä on pelaaja j :tä vastaan, todennäköisyys, että pelaaja i voittaa pelaajan j :n, on odotetusti kymmenen kertaa suurempi, kuin että pelaaja j voittaisi pelaajan i :n.

Shakin ulkopuolella edellä esitetty analyysi, korvattava arvo 400 yhtälössä (5) millä tahansa arvolla $\xi > 0$ saa aikaan

$$\begin{aligned} \mu_{ij} = L(d_{ij}/\xi) &= \frac{1}{1 + 10^{-d_{ij}/\xi}} = \frac{10^{r_i/\xi}}{10^{r_i/\xi} + 10^{r_j/\xi}} \rightarrow \frac{\mu_{ij}}{\mu_{ji}} = \frac{10^{r_i/\xi}}{10^{r_j/\xi}} \rightarrow \mu_{ij} \\ &= \mu_{ji} [10^{(r_i-r_j)/\xi}]. \end{aligned}$$

Nyt jokaista ξ luokituspistettä kohden eroa, mitä pelaajalla i on pelaajaa j :tä vastaan, on pelaajalla i kymmenkertainen todennäköisyys päihittää pelaaja j . ξ :n muokkaaminen on lisäksi toinen keino säätää menetelmää, saadakseen siitä optimaalisen tavoiteltua kohdetta varten. [1, s. 56.]

2.1.4 Vakiosummat

Kun pisteet S_{ij} ovat riippuvaisia vain voitoista, tappioista ja tasapeleistä, kuten esiteltynä yhtälössä (2) shakille, niin silloin

$$S_{ij} + S_{ji} = 1 \quad (6)$$

ja tämä pakottaa Elo-luvun aina summautumaan vakioarvoon, riippumatta siitä, kuinka monta kertaa luokituksia on päivitetty. Tämä vakiosummaominaisuus pitää

myös paikkansa kilpailuissa, missä S_{ij} riippuu pisteiden määrästä saatuna yhtälöstä (6).

Elo-summat pysyvät vakiona

Niin kauan kun yhtälö (6) on tosi, niin riippumatta siitä, kuinka pisteet S_{ij} on määritetty, on kaikkien Elo-luokitusten $r_i(t)$ -summa millä tahansa ajalla $t > 0$ aina sama kuin alkuperäisen luokituksen $r_i(0)$ summa. Toisin sanoen, jos pelissä on m verran joukkueita, tällöin

$$\sum_{k=1}^m r_k(0) = \sigma,$$

jolloin

$$\sum_{k=1}^m r_k(t) = \sigma \quad \text{jokaista } t > 0.$$

Erityisesti, jos kukaan kilpailija ei ansaitse alkuperäistä ennakoarviota, että onko pelaaja parempi kuin oletetaan, niin silloin voi asettaa jokaisen kilpailijan alkuperäiseen luokitukseen $r_i(0) = 0$. Tämä varmistaa, että seuraavat Elo-luokitukset summautuvat aina nolnaan, jolloin luokituksen keskiarvo on aina nolla.

Täten asettaessa jokainen alkuperäinen luokitus yhtä suureksi kuin x varmistaa se, että luokituksen keskiarvo millä tahansa ajanhetkellä on aina x . [1, s. 56–57.]

2.1.5 Johtopäätös

Elo-lukumenetelmä on malliesimerkki sen yksinkertaisesta hienostuneisuudesta. Lisäksi se voi mukautua laajalti erilaisiin tarkoituksiin. Sen perustana oleva idea ja periaate saattavat auttaa, jos ollaan rakentamassa luokitusmenetelmää alusta alkaen. [1, s. 64.]

2.2 TrueSkill™

TrueSkill-menetelmä on pelaajan taitoon perustuva sijoitusmenetelmä, joka on suunniteltu suoriutumaan olemassa olevien menetelmien rajoitteista ja varmistamaan, että mielenkiintoisia otteluita voidaan toteuttaa luotettavasti liigan sisällä. TrueSkill käyttää bayesiläistä tilastotiedettä hyväkseen sijoittaessaan pelaajat. [3.]

TrueSkill asettaa kaksi arvoa pelaajalle: pelaajien keskuudessa oleva taidon arvo ja taidon epäily. Jos pelaajan taidon epäilysarvo on vielä suuri, niin menetelmä ei vielä tiedä pelaajan tarkkaa taitoa. Sen sijaan, jos taidon epäilysarvo on pieni, niin menetelmällä on hyvin suuri varmuus pelaajan taidoista. [4.]

3 SIJOITUSMENETELMÄ VIDEOPELEISSÄ

Monissa peleissä tätä nykyä on heikosti toteutettu sijoitusmenetelmä. Pelit keskittyvät enemmän pisteisiin, joita tienataan osallistumalla peleihin. Kyseinen menetelmätyyli on tarpeettoman monimutkainen ja jokseenkin satunnainen, joka ei huomioi vastustajien kykyä.

Ylimmän tason verkkosijoitukset FPS-peleissä (First Person Shooter, ensimmäisen persoonan ammuskelupeli), kuten Halo ja Call of Duty, ovat usein täynnä keskinkertaisia pelaajia, jotka vain pelaavat paljon kerätäkseen pisteitä. [5.]

Peleissä piste on yksinkertainen kasvava muuttuja, jonka arvo kasvaa saavutusten tapahtuessa, esimerkiksi tappoja laskemalla ja tavaroiden kokonaismäärää laskemalla. Sijoitus on suoraan vertailtavissa oleva luku. Jos A päihittää B :n, A sijoittuu korkeammalle kuin B . Ladder-menetelmä (tikapuut) sijoittelee kaikki pelaajat riippuen pelaajan viimeisimmästä tapahtumasta. Pelaajan sijoitus tikapuissa on pelaajan numeroitu arvo.

Luokitus laajentaa sijoitusta antamalla skaalan. A on kaksi kertaa parempi kuin B . Luokitus eroaa pisteistä myös siten, että tapahtumia ei enää vain lasketa, vaan ne myös punnitaan. Pelaajat voidaan järjestellä luokituksen perusteella, jolloin saavutetaan niiden sijoitukset.

Yksinpelien pisteytysmenetelmistä opitaan, että onnistuneen luokitusalgoritmin pitäisi olla uudelleen toteutettavissa, ymmärrettävissä, riittävästi selostettu ja hyvin tasapainotettu. [6.]

3.1 League of Legends

Tunnettu MOBA-peli, League of Legends (yleisesti tunnettuna LoL), käytti Elo-lukua kausilla yksi ja kaksi, mutta käyttää tätä nykyä omaa menetelmäänsä, League-menetelmää. Elo-luvun aikana pelaajan luokitus myös heikentyi, jos pelaaja ei ole ollut aktiivisena ainakaan neljään viikkoon. [7.]

League-menetelmä rakentuu kahdesta osasta, liigapisteistä (League Points, LP) ja pilotetusta ottelun rakennusluokituksesta (Match Making Rating, MMR).

Jokainen arvopelivoitto tuo pisteitä, kun taas jokainen tappio vie pisteitä. Määrä, kuinka paljon pisteitä saadaan tai menetetään, lasketaan MMR:n avulla. Jos pelaajalla on suurempi MMR kuin vastustajalla, voittaessaan pelaaja tienaa enemmän pisteitä kuin menettää hävitessään. Vastaavasti jos pelaajan MMR on pienempi kuin vastustajan, pelaaja saa voittaessaan vähemmän pisteitä kuin hävitessään menettää.

Toisin sanoen MMR ei toimi ainoastaan pelaajien parittamisessa, vaan myös tasapainottamassa pelaajan näkyvää pisteiden määrää. [8.]

3.2 CS:GO

Varmaan suosituin FPS-peli, CS:GO (Counter-Strike: Global Offensive), käyttää sijoituksissa hyväkseen Elo-lukua. Se, kuinka alun perin yksi vastaan yksi -menetelmää käytetään viisi vastaan viisi -tilanteessa, on yksinkertainen. Jokaista kierrosta erän aikana käsitellään, kuin se olisi yksi peli shakkia, jolloin suuremman Elo-luvun omaava joukkue odotetaan voittamaan kierros. Koska joukkueessa on viisi pelaajaa, käsitellään joukkueen Elo-lukuna heidän Elo-lukujensa summaa.

Voittaessaan erän saadut Elo-luvut vastustajalta eivät jakaannu joukkueen kesken tasan. Vähiten Elo-lukua omaava joukkueen jäsen saa suurimman osan pisteistä. Tähän tosin vaikuttaa myös MVP (Most Valuable Player, arvokkain pelaaja), että kuinka pisteet tulevat jakaantumaan.

Lyhyesti, mitkä vaikuttavat saadun pisteiden määrään, ovat senhetkinen Elo-luku, kierrosten voitto- ja tappiomäärät ja MVP-palkintojen määrä. [9.]

3.3 Johtopäätös

Hyvin monet pelit käyttivät Elo-lukua alun perin, hieman muokattuna omiin tarkoituksiinsa. Tätä nykyä monet kehittäjät ovat pudottaneet tai parannelleet Elo-lukua ja kehittäneet omia, jokseenkin salaisia menetelmiä.

4 OMAN SIJOITUSMENETELMÄN RAKENTAMINEN

Menetelmiä on monenlaisia, mutta yksikään niistä ei suoranaisesti ole täysin geneerinen ja yleisesti käytettävissä kuin sen tietyn kohteen kanssa, mihin kyseinen menetelmä on tehty tai muokattu.

Aiemmin käsitelty Elo-luku on muokattavuudeltaan ihanteellinen aloitus oman menetelmän kehittämiseen, sillä se on tarpeeksi yksinkertainen ja helppo käyttää.

4.1 Tavoite

Oman menetelmän perinpohjainen tavoite on tukea jopa kahdeksan hengen pelejä. Varsinaista menetelmää tätä tarkoitusta varten ei ole (julkisesti) olemassa, sillä useimmat menetelmät käyttävät tilannetta yksi vastaan yksi.

Mikrosoftin TrueSkill-menetelmän sanotaan tukevan useamman kuin kahden hengen moninpelejä, mutta saatavat algoritmit ja koodiesimerkit ovat saatavilla vain lisenssin omistavilla.

Idea käyttää Elo-lukua tuli eräästä Unity-foorumeiden viestiketjusta [10], jossa oli pohdittu Elo-luvun käyttämistä useammassa kuin kahden hengen moninpelissä.

4.2 Ongelma

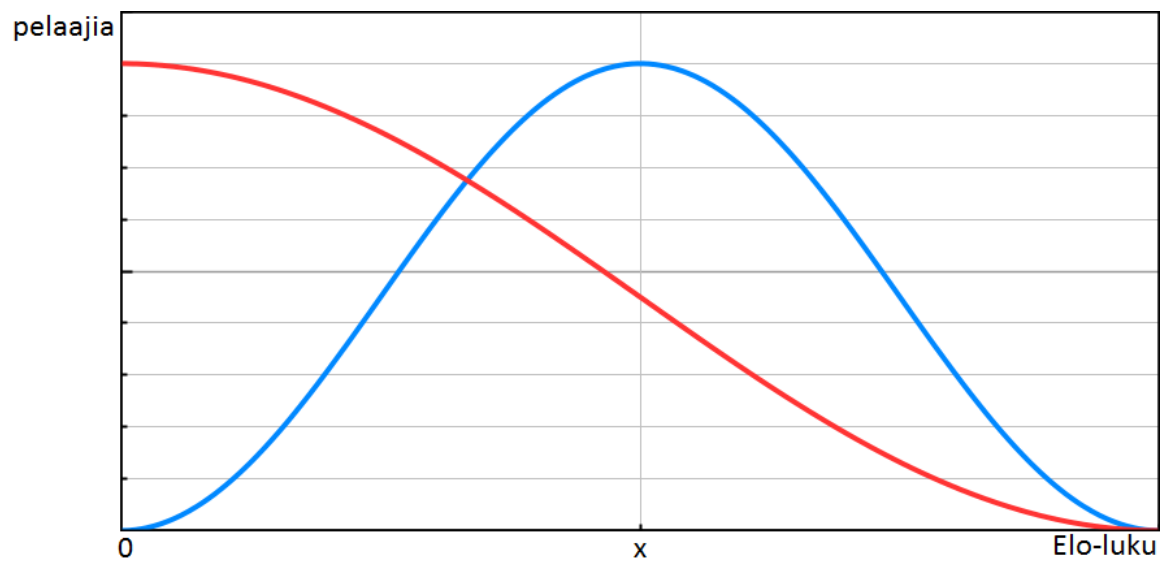
Elo-luku on alun perin kehitetty shakissa ”yksi vastaan yksi” -tilannetta ajatellen, jolloin ei se suoraan ollut käytettävissä ja yleisesti pelinkehittäjät ovat kovin vaisuja kertomaan matemaattisista kaavoista heidän menetelmissään. TrueSkill-menetelmää oli harkittu, mutta ilman lisenssiä ei siihen voitu perehtyä tarkemmin.

Myös aloituspisteen määrä tuotti paljon mietintää, että sijoitetaanko pelaaja luokitukseen 0, vai aloitetaanko jostain muusta arvosta x .

4.3 Ratkaisu

Aloituspeli-aloitukseksi TJRGames:in kehitystiimin kanssa päätettiin, että aloitetaan nolasta, sillä silloin jopa huonot pelaajat saavat mahdollisia vastustajia uusista pelaajista (kuvan 2 punainen käyrä).

Idealisesti shakissa käytetty Elo-luku noudattaa kuvan 2 sinisen käyrän ominaisuutta.



Kuva 2. Pelaajien odotettu jakauma.

Kuvassa 2 näkyvät käyrät ilmaisevat, kuinka pelaajat odotetaan hajaantuvan heidän luokituspisteidensä mukaan, tässä tapauksessa heidän Elo-lukunsa mukaan. X-akselilla on Elo-luvun suuruus ja Y-akselilla on teoreettinen pelaajien määrä.

Aiemmin esitettynä, Elo-luku sai pisteitä ainoastaan 1, 0 tai $\frac{1}{2}$. Tämä malli ei soveltunut kahdeksan hengen peliin lainkaan, joten kokeilemalla simulaation kautta todettiin kuvan 3 kaltaisen pisteytyksen olevan mahdollista.

Selecting score		Players						
		8	7	6	5	4	3	2
Position	1	1,5	1,25	1,25	1,25	1	1	1
	2	1,25	1	1	0,75	0,75	0,5	0
	3	1	0,75	0,75	0,5	0,25	0	
	4	0,75	0,5	0,25	0,25	0		
	5	0,25	0,25	0	0			
	6	0	0	-0,25				
	7	-0,25	-0,25					
	8	-0,5						

Kuva 3. Pelaajan saavuttama piste.

Yhtälöön (1) saadaan S valitsemalla pelaajan sijoitus taulukosta kuvassa 3 ja yhtälöä (5) hieman soveltaen saadaan

$$\mu = \frac{1}{1 + 10^{(r_k - r_o)/400}}, \quad (7)$$

missä r_k on vastustajien luokitusten keskiarvo ja r_o on pelaajan oma luokitus. Oletetaan esimerkiksi kolmen hengen peli, jossa kaikilla luokitukset ovat tasan 50 ja pelaaja sijoittuu toiseksi. Tällöin yhtälöön (7) saadaan

$$\mu = \frac{1}{1 + 10^{(50-50)/400}} = 0,5,$$

jolloin se yhtälöön (1) sijoitettuna on

$$r_2(uusi) = 50 + K(0,5 - 0,5) = 50.$$

Koska pelaaja sijoittui kolmen hengen pelissä toiseksi eli keskelle, ei hänen luokituksensa muutu K -kertoimen avulla lainkaan, sillä odotettu ja saavutettu pisteytys tuottavat nollan. Sama lopputulos tapahtuu aina, jos pelissä on pariton määrä pelaajia ja pelaaja sijoittuu keskelle, jolloin pisteeksi valitaan aina 0,5.

Sen sijaan ensimmäiseksi tullut pelaaja saavuttaa uuden luokituksen

$$r_1(uusi) = 50 + K(1 - 0,5) = 50 + 0,5K$$

ja viimeiseksi tullut pelaaja saavuttaa uuden luokituksen

$$r_3(uusi) = 50 + K(0 - 0,5) = 50 - 0,5K.$$

Pelaaja 1 yksi saa yhtä paljon Elo-lukupisteitä kuin pelaaja 3 menettää. Lukujen suuruus on riippuvainen valitusta K-kertoimen suuruudesta.

Tästä esimerkistä voi myös huomata, että Elo-luvun käyttäminen on pääasiassa luokitusten vaihtamista. Yleisesti saadun luokituksen määrä vastaa menetettyä luokituksen määrää. Poikkeuksena on, että jos menetelmä aloittaa nolasta, jolloin luokitus ei voi tippua alle nollan, niin silloin luodaan pisteitä tyhjästä.

Ohjelmallisesti lopullista luokitusta ei kannata suoraan laskea, vaan laskea väliarvo, että kuinka paljon pelaaja on saamassa tai menettämässä luokitusta, joka voidaan pelaajalle näyttää ennen luokituksen päivittämistä.

4.4 Toteutus ja tulokset

Ennen lopullista toteutusta yhtälöitä simuloitiin useasti erilaisin keinoin. Ensimmäinen simulointi toteutettiin nopeasti C++-ohjelmalla, jotta näkisi nopeasti, kuinka yhtälöt vaikuttavat pelaajien luokituksiin ja testatakseen kuvan 3 kaltaista pisteiden valintaa. Kahdeksan hengen peleissä ensimmäinen sai yllättävän paljon luokitus-pisteitä, kun taas viimeinen pelaaja hävisi yhtä paljon kuin ensimmäinen sai. Tämä ei ollut ongelma, sillä kahdeksan hengen pelin voittaminen itsessään on jo melko vaikea saavutus. Itse sijoittamisella ei aluksi ollut väliä, koska sijoitus tapahtuu automaattisesti, kun järjestellään pelaajat luokituksen mukaan.

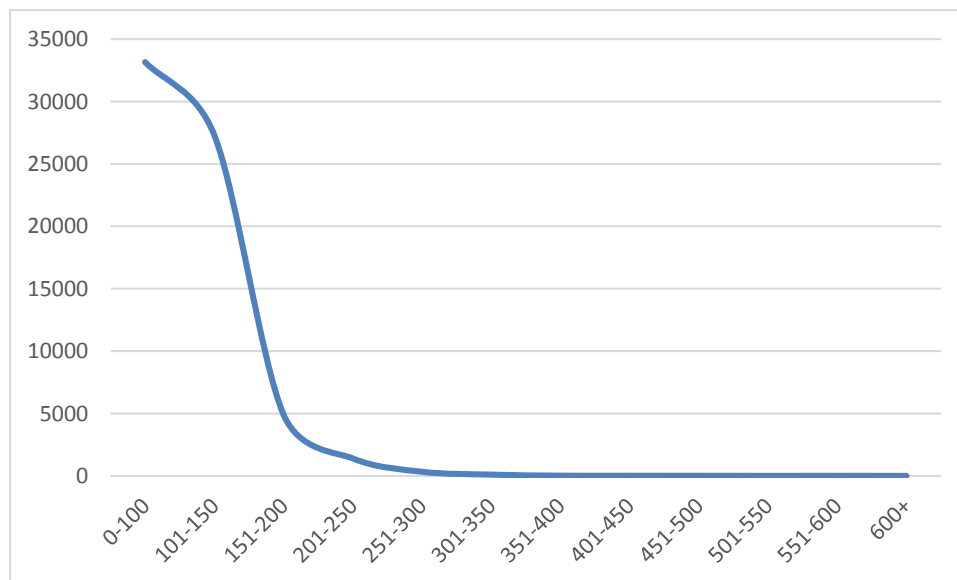
Simulaation periaate toimii siten, että aluksi luodaan joukko kuviteltuja pelaajia, joista arvotaan yksi pelaaja peliin. Sen jälkeen arvotaan pelin suuruus, kuinka monta pelaajaa halutaan ottelussa olevan, jonka jälkeen etsitään pelaajakannasta sopivimmat pelaajat uuteen listaan. Jos hyväksytyjä pelaajia on riittävästi, niin arvotaan kyseisestä listasta pelaajat arvopeliotteluun, mutta jos lista on liian pieni, asetetaan arvopeliottelun kooksi kaksi, jolloin paritetaan lähinnä oleva pelaaja otteluun. Itse arvopeliottelussa sijoitukset arvotaan ottelun koon mukaan, jonka jälkeen pelaajille sijoitetaan uudet luokitukset heidän sijoituksensa mukaan.

Simulaatio ajettiin läpi eri määrillä pelaajia, jotta nähtäisiin, kuinka luokitus käyttäytyy eri tilanteissa. Tavoitteen mukaisesti luokitukset noudattavat kuvan 2 kaltaista kellokäyrää (paremmin tunnettu Gaussin käyränä). Aloituservona käytettiin nollaa, jolloin ns. parhaat simuloitut pelaajat saavuttivat jonkin maksimiarvon, joka oli riittävän hyvä. Saavutettu maksimiluokitus on riippuvainen pelaajien määrästä ja arvopeliotteluiden määrästä ja valituista K-kertoimista.

Laajempi hajaantuma saavutettiin, jos aloitusluokitus oli jokin arvo x , mutta tässä ajateltiin ongelmaksi se, että huonoimmat pelaajat eivät pääse arvopeleihin enää niin useasti, jos uudet pelaajat aloittavat valitusta arvosta. Täten aloitettaessa nol-
lasta huonoimmat pelaajat pääsevät pelaamaan myös uusia pelaajia vastaan.

Simulaatiota varten myös kehitettiin pelaajien paritus heidän luokituksensa perusteella, sillä ottelussa olevien pelaajien tahdotaan olevan mahdollisimman samantasoisia.

Kuvassa 4 näkyy lopullinen saavutettu jakauma pelaajille, kun simulaatio ajettiin läpi miljoona ottelua viidenkymmentuhannen pelaajan voimin.



Kuva 4. Simulaatiosta saatu pelaajien hajonta.

Kuten kuvassa 4 näkyy, saavutettu tulos noudattaa suhteellisesti odotettua Gaussin käyrää. Valitettavasti satunnaismuuttuja arpomaan pelejä ei aina toiminut ha-

lutulla tavalla, sillä edellä olevasta pelaajakannasta peräti 17229 pelaajaa ei pelannut lainkaan, joten heillä luokitus nostaa nollien määrää huomasti. Simulaatiossa todettiin myös, että pelaajat saavuttavat yleisesti halutun 50/50 voitto/tappiosuhteen. Taulukossa 1 ilmaistaan tarkat pelaajien määrät, jotka näkyvät kuvan 4 käyrässä.

Taulukko 1. Simuloitujen pelaajien luokitukset.

Luokitus	Pelaajia
0-100	33159
101-150	27297
151-200	4908
201-250	1401
251-300	329
301-350	100
351-400	17
401-450	8
451-500	6
501-550	1
551-600	3
600+	0

Toinen simulaatio toteutettiin kahdesti tietokantojen kanssa, sillä lopullinen toteutus peliin tulisi myös käyttämään tietokantoja. Tätä varten tutustuttiin, kuinka Unity-pelimootorilla voidaan keskustella serverin kautta lisätäkseen ja luettaakseen tietoja tietokannoista. Unityn omissa dokumentaatioissa ja lukuisissa tutoriaaleissa ilmeni, että Unitylla voidaan keskustella internetsivun kanssa sen omalla WWW-luokalla. [11.]

Testausympäristössä käytettiin XAMPP-ohjelmaa, joka on maailman suosituin PHP-kehitysympäristö. XAMPP mahdollistaa tietokantaohjelmoinnin työkoneelta ilman internetiä. [12.]

Simulaatiot testattiin läpi 100 ja 20995 pelaajalla. Taulukoista 2 ja 3 näkyy, kuinka suuri vaikutus pelien määrällä on luokitusten tasapainottumiseen.

Taulukko 2. 100 pelaajan kymmenen parasta.

id	player_id	wins	kills	deaths	outlived	losses	rating	1	mmr
49	50	73	349	276	919	789	426		422
57	57	96	440	344	1109	1017	420		415
59	59	86	400	314	979	889	408		403
69	69	84	369	285	940	769	397		383
88	88	88	376	288	949	803	382		375
61	61	79	390	311	946	942	378		373
54	54	76	355	279	868	886	363		358
99	99	83	421	338	1051	1024	361		357
8	8	98	411	313	1009	953	344		339
15	16	75	366	291	988	815	340		335

Taulukko 3. 20995 pelaajan kymmenen parasta.

id	player_id	wins	kills	deaths	outlived	losses	rating	1	mmr
16362	16362	14	27	13	100	31	280		400
1434	1434	11	25	14	90	24	272		396
10330	10330	14	30	16	96	41	258		371
5986	5986	9	20	11	76	15	255		360
16714	16714	12	19	7	67	13	255		363
9148	9148	11	31	20	97	42	248		363
8080	8080	10	28	18	86	39	247		350
20501	20501	13	30	17	91	35	244		341
7023	7023	14	29	15	103	43	244		357
831	831	12	18	6	75	17	241		345

5 YHTEENVETO

Geneeristä sijoitus- ja luokitusmenetelmää ei ole olemassa, vaan jokainen menetelmä kärsii minimissään jostain pienestä puutteesta, ja niitä täytyisi muokata omaa tarkoitusta varten.

Sijoitusmenetelmä toteutettiin käyttäen pohjana Elo-lukua, koska sen matemaattikka vaikutti melko yksinkertaiselta ja sitä oli suhteellisen helppo ymmärtää. Olisin voinut myös syventyä tarkemmin Microsoftin TrueSkilliin tai vastaavanlaiseen Glicko-menetelmään.

Muokattua Elo-kaavaa, millä arvolla pelit sijaitsevat, testattiin simulaation kautta. Alkujaan pohdittiin, että esim. neljän hengen pelissä, jos jokaisella olisi sama luokitus, niin jokaisella voittomahdollisuudet ovat 0,25. Kaavallisesti tämä tosin oli kovin hankalaa saavuttaa, sillä Elo-luvun kuvan 1 mukainen S-käyrä ei käyttäydy kyseisellä tavalla. Siten päädyttiin käyttämään ottelun hankaluutena vastustajien keskiarvoa, sillä pelin tyyppinä on kaikki vastaan kaikki, eikä pelaaja vastaan loput.

Menetelmä sijoitettiin lopullisessa muodossaan pelin testiversioon, jotta nähtäisiin, kuinka menetelmä käyttäytyy oikeiden pelaajien keskuudessa. Siinä hyödynnettiin simulaatioista saatuja tuloksia päättämään luokitusten raja-arvoja ja aloitusarvoja. Aloitusarvoksi päädyttiin aloittamaan nolasta, aiemmin selitettyjen seikkojen perusteella. Ottelunetsintälogiikan aikana luokitusten sallittua erotusta kasvatettiin jokaisen paritusyrityksen aikana. Sallittu erotus poistettiin kokonaan viimeiseltä yritykseltä, jotta pelaajalle löytyisi edes jokin vastustaja. Nähtäväksi jää, tuleeko menetelmä käyttöön pelin julkiseen versioon.

Saavutettu yhtälö on melkoisen yleinen, ja helposti lisättävissä moniin erilaisiin peleihin. Kaavat ja taulukot ovat vapaasti luettavissa ja testattavissa pilvessä, Google-dokumenteissa (<https://goo.gl/Mgws2m>).

LÄHTEET

- 1 Langville AN, Meyer CD. Who's #1? : the science of rating and ranking. Princeton [N.J.]: Princeton University Press; cop. 2012.
- 2 Logistisen funktion käyrä. Haettu osoitteesta <http://deeplearning.net/software/theano/tutorial/examples.html> (20.4.2016)
- 3 Microsoft Research 2016 – TrueSkill™ Ranking System: Details. Haettu osoitteesta <http://research.microsoft.com/en-us/projects/trueskill/details.aspx> (26.4.2016)
- 4 Microsoft Research 2016 – TrueSkill™ Ranking System. Haettu osoitteesta <http://research.microsoft.com/en-us/projects/trueskill/default.aspx> (29.4.2016)
- 5 Gautam – Building a Rating System. Haettu osoitteesta <http://www.gautamnarula.com/rating/> (20.4.2016)
- 6 Bearnd Kreimeier – Rising from the Ranks: Rating for Multiplayer Games. Haettu osoitteesta http://www.gamasutra.com/view/feature/3428/rising_from_the_ranks_rating_for_.php?print=1 (20.4.2016)
- 7 League of Legends wiki – Elo rating system. Haettu osoitteesta http://leagueoflegends.wikia.com/wiki/Elo_rating_system (28.4.2016)
- 8 League of Legends wiki – League system. Haettu osoitteesta http://leagueoflegends.wikia.com/wiki/League_system (28.4.2016)
- 9 RetriButioN & Titavek | 樹マシ – CSGO Ranking Explained - The In-Depth Guide. Haettu osoitteesta <https://steamcommunity.com/shared-files/filedetails/?id=312582297> (28.4.2016)
- 10 mindlube – ELO ratings for multiplayer game. Haettu osoitteesta <http://forum.unity3d.com/threads/elo-ratings-for-multiplayer-game.81579/> (28.4.2016)
- 11 unity | DOCUMENTATION. Haettu osoitteesta <http://docs.unity3d.com/ScriptReference/WWW.html> (15.5.2016)
- 12 Apache Friends, XAMPP Apache + MariaDB + PHP + Perl. Haettu osoitteesta <https://www.apachefriends.org/index.html> (15.5.2016)