

Ambulanssien optimaalinen lähettäminen hälytystehtäville Markov-päätösprosessin avulla

Veikka Niemi

Perustieteiden korkeakoulu

Kandidaatintyö
Espoo 15.8.2023

Vastuupettaja

Prof. Kai Virtanen

Työn ohjaaja

Prof. Kai Virtanen

Copyright © 2023 Veikka Niemi

The document can be stored and made available to the public on the open internet pages of Aalto University.
All other rights are reserved.

Tekijä Veikka Niemi

Työn nimi Ambulanssien optimaalinen lähettäminen hälytystehtäville
Markov-päätösprosessin avulla

Koulutusohjelma Teknistieteellinen kandidaattiohjelma

Pääaine Matematiikka ja systeemitieteet **Pääaineen koodi** SCI3029

Vastuuopettaja Prof. Kai Virtanen

Työn ohjaaja Prof. Kai Virtanen

Päivämäärä 15.8.2023

Sivumäärä 22

Kieli Suomi

Tiivistelmä

Ambulanssien sekä muiden hälytysajoneuvojen hälytystehtäville lähettäminen on kriittinen osa hätäkeskusjärjestelmän toimintaa, ja lähettämistrategian parantaminen on usein jatkuvan kehitystyön alla. Järjestelmän toimivuus heijastuu suoraan potilaiden avun saamisen nopeuteen ja järjestelmän yhteistoiminnan tehokkuuteen.

Ambulanssien allokointiongelman tutkimus käsittelee juuri tätä aihealuetta. Tutkimuksessa etsitään ambulanssien optimaalisia lähettämistapoja hälytystehtäville. Tavoitteena on usein minimoida esimerkiksi vasteaika, eli aika, joka kuluu hätäkeskussoiton saapumisesta ambulanssin saapumiseen potilaan luo. Rajoittavina tekijöinä käsitellään usein esimerkiksi matka-aikoja, kustannusvaatimuksia ja toiminta-alueiden riittäviä kattavuustasoja.

Markov-päätösprosessi on yksi hyödyllinen matemaattinen mallinnuskeino tällaisessa ambulanssiallokointiongelman tutkimuksessa. Päätösprosessin avulla voidaan rakentaa malli, joka voi esimerkiksi kertoa parhaan mahdollisen ambulanssien lähettämisyjärjestyksen maksimoiden potilaiden selviytymistodennäköisyyksiä.

Tämä kandidaattityö pohjautuu vuonna 2012 julkaistuun aihetta käsittelevään artikkeliin. Työn tavoitteena on tutkia miten ja missä rajoitteissa Markov-päätösprosessia voi hyödyntää ambulanssien allokointiongelmissa. Työssä kehitetään malli MATLAB-ohjelmalla, joka tuottaa optimaalisen ambulanssien lähettämisyjärjestyksen pienessä kahden ambulanssin järjestelmässä.

Mallin tuloksista havaitaan artikkelin mukaisesti, että tietyillä parametreilla päätösprosessimalli parantaa potilaiden selviytymistodennäköisyyksiä verrattuna yksinkertaiseen mutta yleisesti maailmalla käytettyyn lähimmän ambulanssin lähettämistapaan. Joissain tilanteissa tämän työn havainnot kuitenkin poikkeavat artikkelin tuloksista ja päätösprosessimalli suoriutuu selvästi yksinkertaista toimintatapaa heikommin.

Tuloksien pohjalta huomataan, että Markov-päätösprosessimallin tuottamien tulosten hyödyntäminen on kannattavaa hätäajoneuvojen lähettämistrategiaa luotaessa ja toteuttaessa. Tarkemmat tulokset vaativat kuitenkin laajemman mallin kehittämistä ja esimerkiksi simuloinnin hyödyntämistä.

Avainsanat Markov-päätösprosessit, dynaaminen optimointi, ambulanssiallokointi

Author Veikka Niemi

Title Using Markov decision processes to determine optimal dispatching strategies for ambulances

Degree programme Bachelor's Programme in Science and Technology

Major Mathematics and Systems Sciences

Code of major SCI3029

Teacher in charge Prof. Kai Virtanen

Advisor Prof. Kai Virtanen

Date 15.8.2023

Number of pages 22

Language Finnish

Abstract

Dispatching ambulances and other emergency vehicles is a critical part of operating an emergency service and the improvement of dispatching strategies is under constant development. The efficiency of the system correlates directly with the rapidity of patients getting help as well as the general cooperation of the whole system. The research of ambulance dispatch problems handles this very topic. The objective of the research topic is to discover optimal dispatching strategies for ambulances to reach patients. The objective is usually to minimize for example the response times of the system ie. the time it takes from the arrival of the call to the system to the arrival of the ambulance to the patient. Constraining factors can be for example travel distances and times, resource constraints and adequate coverage levels of the operating areas.

Markov decision processes (MDPs) provide a helpful mathematical framework in the development of such emergency dispatch systems. Using the tools an MPD gives one can, for example, develop a model that gives an ordered list of best-choice ambulances to dispatch to a patient while maximizing the survival probabilities of patients in the system.

This bachelor's thesis is based on an article published in 2012 that researched the above topic. The objective of this paper is to examine under what limitations and in what way can Markov decision processes be utilized in ambulance dispatching problems. We develop a concise model that gives an optimal order of ambulances to dispatch in a small, two-ambulance system.

The results of this paper coincides with the original article in that in some instances the MDP model results increase patient survivability when compared to a more simple strategy of always sending the closest ambulance. In some cases however, the results diverge from the findings in the article, as the model performs worse than the more simple strategy. From the results it can be concluded that it is worthwhile to utilize MDP tools and at least take the findings into account when developing an emergency vehicle dispatch strategy. However, more precise results would require expanding the model and using, for example, simulation together with the Markov decision process model.

Keywords Markov decision process, dynamic programming, ambulance dispatch

Sisällys

Tiivistelmä	3
Tiivistelmä (englanniksi)	4
Sisällys	5
1 Johdanto	6
2 Kirjallisuuskatsaus	7
2.1 Ensiapuallokointi	7
2.2 Markov-päätösprosesseja	9
3 Markov-päätösprosessit	9
3.1 Rakenne	9
3.2 Arvoiterointi	11
4 Ambulanssien allokointimalli	12
4.1 Mallin esittely	12
4.2 Numeeriset tulokset	14
4.3 Mallin oletukset	18
5 Yhteenveto	19

1 Johdanto

Monet reaali maailman ongelmat voidaan kuvata Markov-ketjun avulla. Useat prosessit siirtyvät seuraavaan vaiheeseen tai ”tilaan” satunnaisesti ajan kuluessa. Markov-ketjussa, tai Markov-prosessissa, jokainen tila riippuu vain edellisestä tilasta, eikä koko prosessin aiemmista tiloista (Gagniuc, 2017). Tätä ominaisuutta kutsutaan Markov-ominaisuudeksi. Esimerkiksi osakekurseja ja jonotusprosesseja voidaan kuvata Markov-ketjun avulla.

Markov-päätösprosessissa Markov-ketjuun lisätään päätöksientekomahdollisuus. Päätösprosessissa satunnainen siirtymä seuraavaan tilaan tapahtuu, kun nk. päätöksentekijä on valinnut yhden tilassa valittavissa olevista päätöksistä. Lisäksi päätöksentekijä saa valitusta päätöksestä riippuvan palkkion, mikä voi olla joko positiivinen tai negatiivinen. Jokainen päätöksen valinta vaikuttaa siis prosessin etenemiseen ja lopputulokseen.

Markov-päätösprosessin ratkaisemisessa tavoitteena on löytää optimaalinen päätöksentekoketju, jolla saadaan maksimoitua prosessista saatavat palkkiot (Puterman, 1994). Ratkaisun löytämisessä käytetään usein apuna dynaamista ohjelmointia, kuten rekursiota ja osaongelmiin jakoa.

Markov-päätösprosessi mahdollistaa selkeän ja järjestelmällisen matemaattisen mallinnustavan tällaisille prosesseille, jotka etenevät tehtyjen päätösten lisäksi osittain satunnaisesti (Feinberg and Shwartz, 2012). Markov-päätösprosesseja hyödynnetään monilla eri tieteenaloilla, kuten robotiikassa, tekoälyssä ja biologiassa. Erityisen hyvin Markov-päätösprosessit soveltuvat resurssien allokointiongelmiin ja -suunnitteluun.

Yksi paljon tutkittu käytännön sovelluskohde resurssi-allokoinnille on ambulanssien allokointiongelma. Sen käsittelyssä pyritään löytämään optimaalisia ambulanssien lähettämisstrategioita hälytystehtäville. Tavoitteena on usein minimoida esimerkiksi vasteaika, eli aika, joka kuluu hätäkeskussoiton saapumisesta ambulanssin saapumiseen potilaan luo. Rajoittavina tekijöinä käsitellään usein esimerkiksi hätäkeskuksen ruuhkautumista, ambulanssien matka-aikoja ja -pituuksia, kustannusrajoitteita sekä ambulanssien toiminta-alueiden riittäviä lain vaatimia kattavuustasoja. Tehokas ambulanssien allokointistrategia kasvattaa hätäkeskusjärjestelmän tehokkuutta ja mahdollistaa hätätilanteissa oleville potilaille nopean ja luotettavan avun.

Vielä nykyäänkin maailmalla yleinen käytäntö on, että ambulanssien ja muiden hälytysajoneuvojen tehtävään sijoittelussa noudatetaan potilasta lähinnä olevan yksikön lähettämisen tekniikkaa (Schmid, 2012). On kuitenkin todettu (Carter et al., 1972), että tämä tekniikka ei aina ole toimivin keino vasteajan minimoimiseksi. Tämän lisäksi vasteajan minimoiminen ei myöskään ole paras mahdollinen potilaan lopputilannetta kuvaava indikaattori (Erkut et al., 2008).

Tässä kandidaatintyössä tutkitaan ambulanssien optimaalista lähettämisstrategiaa Markov-päätösprosessin avulla. Työ pohjautuu vuonna 2012 julkaistuun artikkeliin ”Optimal dispatching strategies for emergency vehicles to increase patient survival” (Bandara et al., 2012). Artikkelissa esitetty matemaattinen optimointimalli luodaan MATLAB-ohjelman avulla. Sen tuottamia tuloksia arvioidaan ja vertaillaan lähimmän ambulanssiyksikön lähettämistapaan.

Työn tavoite on tutustua Markov-päätösprosessien sovelluskohteisiin eri tietee-

naloilla. Tämän lisäksi tarkastellaan Markov-päätösprosessin käytön ja tulosten vahvuuksia ja heikkouksia ambulanssien allokoinnissa. Keskeisimpiä näkökulmia ovat, miten luodun MATLAB-mallin käyttö vaikuttaa potilaiden selviytymistodennäköisyyksiin, sekä millaisia yleistyksiä ja oletuksia Markov-päätösprosessimalli vaatii.

Työn aihe on tärkeä, koska Suomessakin jatkuvasti ikääntyvä väestö kasvattaa hälytysajoneuvopalveluiden tarvetta. Tarpeen kasvaessa on myös jatkuvasti löydettävä keinoja, miten alalla voi toimia pienemmillä määräraresursseilla ja kuluilla. Hyödyntämällä tässä työssä esiteltyä mallia ja käsiteltyjä tutkimuksia, hätäkeskus- ja hätäajoneuvotoimintaa voidaan muokata tehokkaammaksi juuri resurssien ja kulujen näkökulmasta. Samalla voidaan parantaa potilaiden selviytymismahdollisuuksia sekä hoitopääsyaikoja.

Työn rakenne on seuraava: Kappaleessa 2 tutustutaan aiempaan kirjallisuuteen ambulanssien allokointitutkimuksista sekä Markov-päätösprosessien sovelluskohteista. Kappaleessa 3 käydään läpi Markov-päätösprosessien teoriaa ja kappaleessa 4 esitellään ensin artikkelin pohjalta luotu MATLAB-malli sekä käsitellään työn tulokset. Lopuksi kappaleessa 5 käydään läpi työn tärkeimmät havainnot sekä yhteenveto.

2 Kirjallisuuskatsaus

2.1 Ensiapuallokointi

Kun hätäpuhelu saapuu hätäkeskukseen, puheluun vastaava työntekijä luokittelee puhelun prioriteettiluokan. Esimerkiksi Suomessa käytetään neljää prioriteettiluokkaa. Prioriteettiluokka A on selkeä tai mahdollinen hengenvaara, luokka B on muu korkean riskin tilanne, luokka C muu kiireellinen tilanne ja luokka D ei-kiireellinen tilanne (Hoikka et al., 2017). Jo mainitussa ambulanssien allokointityössä, mihin tämä työ perustuu, käytettiin kahta eri prioriteettiluokkaa: prioriteetti 1: hengenvaaralliset sekä prioriteetti 2: ei-hengenvaaralliset tehtävät. Näiden lisäksi käytettiin kahta, sekä myöhemmin myös kolmea toiminta-aluetta, joilta hätäkeskussoittoja tulee (Bandara et al., 2012). Työssä luotiin Markov-päätösprosessia hyödyntävä malli, jonka avulla tutkittiin ambulanssien allokointistrategioita.

Artikkelissa potilaan lopputilanteen indikaattorina ja maksimoitavana funktiona käytettiin erityistä selviytymistodennäköisyysfunktiota. Sen todetaan olevan suoraviivaisin potilaan lopputilannetta kuvaava tekijä.

Malliin syötettiin Yhdysvaltojen Virginian osavaltion hätäkeskusdataa ja lopputuloksena oli optimaalinen ambulanssien lähettämistäjärjestys potilaan selviytymistodennäköisyyden maksimoimiseksi. Luodun tietokonemallin antamia tuloksia vertailtiin yksinkertaiseen lähimmän ambulanssin lähettämistapaan.

Tärkeimpiä havaintoja oli, että lähimmän ambulanssin lähettäminen tehtävään ei aina maksimoi potilaan selviytymistodennäköisyyttä. Sen sijaan ambulanssien allokointi hätäkeskussoittojen hengenvaarallisuuden pohjalta kasvatti potilaiden keskimääräistä selviytymistodennäköisyyttä. Havaittiin myös, että mallin tuottama optimaalinen järjestys tasoittaa ambulanssiyksiköiden henkilökuntien työmäärää verrattuna lähimmän yksikön lähettämisen toimintatapaan. Artikkelissa luotua

mallia testattiin kahden toiminta-alueen ja kahden ambulanssin tapauksessa sekä kolmen toiminta-alueen ja kahden ambulanssin tapauksessa.

Hätäajoneuvojen allokointimalleissa yhtenä osana on usein, miten muut vapaat ambulanssit reagoivat tehtävälle lähetettyyn ambulanssiin (Gendreau et al., 2001). Ambulanssiyksiköiden uudelleensijoittelu on suotavaa, jotta ambulanssit kykenevät kattamaan esimerkiksi koko kaupungin tai muun toiminta-alueen tasaisesti ja esimerkiksi lakien vaatimissa määrärajoissa. Esimerkiksi juuri Gendreau et al. artikkelissa käsitellään ambulanssien dynaamista uudelleensijoittelua toiminta-alueilla, kun ambulansseja allokoidaan hälytystehtäville. He ottavat mallissaan huomioon kaksi toiminta-alueen kattavuusrajoitetta: ambulanssien on kyettävä täyttämään kaikki kysyntävaatimukset, eli päästävä potilaan luo ennalta määrätystä ajassa t_1 , sekä tietty osa kokonaiskysynnästä on oltava tietyn ennalta määrätyn kestoisen ajomatkan t_2 päässä koko ajan ($t_1 > t_2$).

Joissakin malleissa myös muiden ambulanssien sijainti vaikuttaa hälytystehtävälle lähetettävän ambulanssin valintaan. Esimerkiksi McLay and Mayorga (2013) huomioi tämän omassa Markov-päätösprosessia hyödyntämässä mallissaan. He käsittelevät myös hätäkeskussoittojen prioriteettien virhearviointia ja sen vaikutuksia ensihoitojärjestelmän tehokkuuteen.

Bandara et al. (2012) mallissa ei hyödynnetä uudelleensijoittelua, yksiköiden välitöntä lähettämistä uudelle tehtävälle tai muiden ambulanssien sijaintia, sillä nämä monimutkaistavat ja hidastavat mallinnusta. Lisäksi todetaan, että ambulanssien jatkuva uudelleensijoittelu monimutkaisessa järjestelmässä tuo lisäkuluja ja se voi aiheuttaa sekaannuksia järjestelmän työntekijöille, kuten ambulanssien kuljettajille. Artikkelin mallissa yksiköt ovat sijoitettuna tietyille kiinteille asemapaikoille, ne lähtevät tehtävään tältä asemalta ja palaavat aina tehtävän jälkeen omalle asemapaikalleen.

Markov-päätösprosessit aiheuttavat kuitenkin joitakin rajoitteita mallinnukselle. Simulaatiot antavat lisätietoa tällaisiin allokointimalleihin. Ambulanssien määrän ja toiminta-alueiden määrän kasvaessa mallin tila-avaruus kasvaa nopeasti hyvin vaikeasti käsiteltäväksi, ja mallin laskenta-ajat tietokoneella kasvavat suuriksi. Lisäksi Bandara et al. artikkelissa oletetaan palveluaikojen, eli aikojen, joissa ambulanssiyksikkö lähtee asemalta siihen, että se palaa asemalle, olevan eksponentiaalisesti jakautuneita, mikä ei aina vastaa todellisuutta (Bandara et al., 2014). Simulointia hyödyntämällä voidaan myös vaivattomasti vertailla ja kokeilla erilaisia oletuksia ja strategioita allokointiongelmien ratkaisemisessa (Bandara et al., 2014). Tällaisia simulointimalleja on esitetty esimerkiksi Tukholman ensihoitojärjestelmää käsittelevässä artikkelissa (Andersson and Värbrand, 2007). Heidän mallissaan hyödynnetään myös uudelleensijoittelua, kun tavoitteena on minimoida vasteaika.

Ensimmäisiä ensiapuyksiköiden sijoitusmallinnuksia tehtiin 1970-luvulla. Esimerkiksi jo mainittu Carter et al. (1972) mallinsi kahden ensihoitoyksikön yhteistoimintaa vastuualueillaan vasteaikaa minimoiden. Toregas et al. (1971) hyödynsi lineaarista optimointia ensiapuasemien kuten palolaitosten optimaalisten sijaintien määrittämisessä.

Saman aihealueen ympärillä tehdään tutkimusta edelleen. Yavari et al. (2022) oli ensimmäinen tutkimus, jossa käsiteltiin ambulanssiallokointia, ambulanssien uudel-

leensijoittelua sekä myös terveyskeskusten ruuhkautumista. Yksi mallin suorituskykyindikaattoreista on nk. *Response Time to Patient*, eli aika hätäkeskussoitosta sairaalahoidon alkamiseen. Malli ratkaistaan kokonaislukuoptimointia hyödyntämällä.

2.2 Markov-päätösprosesseja

Markov-päätösprosesseja hyödynnetään usein koneoppimiseen liittyvissä sovelluskohdeissa. Esimerkiksi [Ding et al. \(2020\)](#) hyödyntää päätösprosessia vahvistusoppimisen kanssa sähköautojen optimaalisen lataussuunnitelman luomiseksi minimoiden jännitehäiriöitä. [Wang et al. \(2021\)](#) artikkelissa kehitetään optimaalinen kryptovaluutan louhimisstrategia koneoppimisen ja Markov-päätösprosessien avulla.

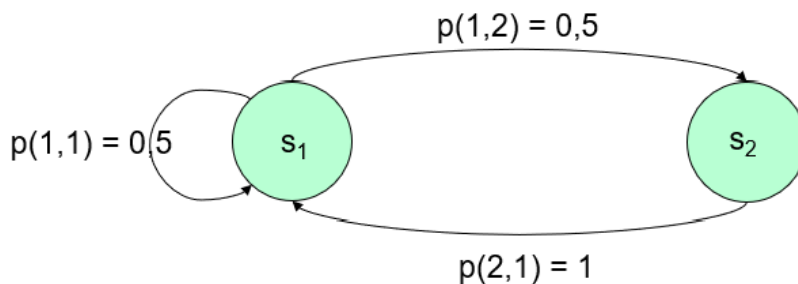
Päätösprosesseja hyödynnetään myös lääketieteellisessä päätöksenteossa ([Ben-nett and Hauser, 2013](#)). He käyttävät Markov-päätösprosessia pyrkiessään luomaan ”tekoälyn, joka ajattelee kuin lääkäri” optimaalisia hoitomuotoja kartoitettaessa. He ilmoittavat onnistuneensa vähentämään hoidon hintaa samalla parantaen potilaan lopputilaa jopa 35% käyttämällä luomaansa tekoälyä. [Bazrafshan and Lotfi \(2020\)](#) etsivät Markov-päätösprosessin avulla optimaalista kemoterapiahoitomenetelmää vatsalaukun syöpää sairastaville henkilöille heidän reaaliaikaiseen terveydentilaansa rinnastettuna.

Sotatieteissä Markov-päätösprosesseja on käytetty esimerkiksi yhdessä Bayes-verkkojen kanssa. [Frey et al. \(2022\)](#) artikkelissa rakennetaan malli, jonka avulla käsitellään erilaisia dynaamisia skenaarioita miehitettyjen ja miehittämättömien ilma-alusten yhteistoiminnassa nopeatempoisessa ja vaarallisessa toimintaympäristössä. [Keneally et al. \(2016\)](#) kehitetään Markov-päätösprosessimalli, jonka avulla kyetään suunnittelemaan helikopterievakuointeja aktiivisen taistelun alueella. Evakuoinnin suorittamiseen vaikuttavia mallissa huomioituja tekijöitä olivat alueen uhkatekijät sekä evakuoitavan uhrin tai ryhmän tilanteen prioriteetti-tiluokka.

3 Markov-päätösprosessit

3.1 Rakenne

Kuten osassa 1 todettiin, Markov-päätösprosessit ovat hyödyllinen päätöksenteon työkalu, kun dynaamisen prosessin välitulokset tai -vaiheet ovat osin satunnaisia. Päätösprosessia yksinkertaisempi tilanne, Markov-prosessi, tai Markov-ketju, on malli, joka kuvaa tapahtumaketjua, jossa jokainen tapahtuman tila riippuu vain edellisestä tilasta. Tämä on nk. Markov-ominaisuus. Malliin kuuluu tiloista s_i koostuva tilajoukko S sekä tilojen välisten siirtymien todennäköisyydet $0 \leq p(i, j) \leq 1, i, j \in S$ sisältävä siirtymämatriisi $P = p(i, j) : i, j \in S$.



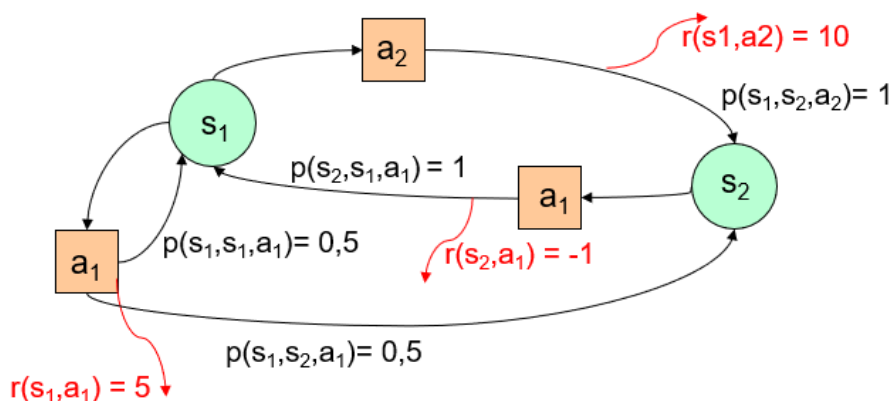
Kuva 1: Esimerkki Markov-ketjusta

Kuvassa 1 on esitelty yksinkertainen kahdesta tilasta koostuva Markov-prosessi. Prosessin tilajoukko on $S = \{s_1, s_2\}$ ja siirtymämatriisi:

$$P = \begin{bmatrix} 0,5 & 0,5 \\ 1 & 0 \end{bmatrix}.$$

Sekä siirtymämatriisista P että kuvasta 1 nähdään, että tilasta s_1 voidaan siirtyä todennäköisyydellä 0.5 joko takaisin tilaan s_1 tai tilaan s_2 . Tilasta s_2 siirrytään aina todennäköisyydellä 1 takaisin tilaan s_1 .

Markov-päätösprosesseissa huomioidaan lisäksi niin kutsutun päätöksentekijän vaikuttamiskyky. Ajanhetkellä $t \in T$ prosessi on aina jossakin tilassa s_i , missä päätöksentekijä valitsee päätöksen a käytettävissä olevista päätöksistä A_s . Koko mallin päätökset ovat siis $A = \bigcup_{s \in S} A_s$. Valittuaan tietyn päätöksen päätöksentekijä saa tilasta ja toimenpiteestä riippuvan palkkion $r(s, a)$. Tämä palkkio voi olla joko positiivinen eli tulo tai negatiivinen eli kulu. Toimenpiteen valinnan jälkeen tilasiirtymä tapahtuu todennäköisyydellä $p(s, s', a)$.



Kuva 2: Esimerkki Markov-päätösprosessista

Kuvassa 2 edellisen kuvan 1 Markov-prosessi on laajennettu Markov-päätösprosessiksi lisäämällä siihen päätökset $A_{s_1} = \{a_1, a_2\}$ ja $A_{s_2} = \{a_1\}$. Lisäksi kuvan prosessista löytyy nyt myös palkkiot $r(s_1, a_1) = 5$, $r(s_1, a_2) = 10$ sekä $r(s_2, a_1) = -1$. Päätöksentekijä saa positiivisen palkkion valitsemalla kumman tahansa tilan s_1 päätöksistä a_1

tai a_2 . Tilan s_2 ainoasta valittavasta päätöksestä a_1 päätöksentekijä saa negatiivisen palkkion -1 .

Markov-päätösprosessimallin viisi perusosaa ovat siis päätösaajat T , tilajoukko S , päätökset A , siirtymätodennäköisyysmatriisi P ja palkkiofunktio $R(s, a)$ (Puterman, 1994). Päätösaajat ovat ajanhetkiä $t \in T$, jolloin päätös voidaan tehdä. Mikäli T on äärellinen joukko, Markov-päätösprosessin sanotaan olevan äärellinen. Mikäli T on ääretön joukko, Markov-päätösprosessi on ääretön. Usein Markov-päätösprosessissa käytetään myös diskonttauskerrointa $\beta \in [0, 1]$. Sen avulla saadaan muutettua tulevien tilojen palkkioita nykyarvoon. Mitä korkeampi diskonttauskerroin valitaan, sitä välittömämpiä palkkioita malli priorisoi.

Markov-päätösprosessin ratkaisuna saadaan päätöksentekijälle optimaalinen funktio π , mikä kertoo optimaalisen päätöksen $\pi(s)$ kussakin tilassa s . Optimaalisuudella tarkoitetaan prosessin palkkiofunktion maksimointia. Ratkaisemisessa voidaan käyttää dynaamista ohjelmointia, etenkin rekursiota ja arvofunktion hyödyntämistä. Arvofunktion kertoo prosessin nykyisen tilan sekä kaikkien mahdollisten seuraavien tilojen yhteenlasketun palkkion.

3.2 Arvoiterointi

Arvoiterointi (*value iteration*) on yksi yleisimmistä Markov-päätösprosessien ratkaisualgoritmeista. Sitä käytetään myös tässä työssä. Arvoiteroinnissa lasketaan iteroiden ketjun jokaisen tilan arvofunktiota, kunnes funktio lähestyy raja-arvoaan riittäväällä, etukäteen määritetyllä tarkkuudella.

Arvoiteroinnissa hyödynnettävä arvofunktion, yleinen Bellmanin yhtälö:

$$v(s) = r(s) + \beta \max_{a \in A} \left[\sum_{s'} p(s, s', a) v(s') \right], \quad (1)$$

missä $v(s)$ on arvofunktion tilassa s , $r(s)$ on tilaan s asti kertynyt palkkio, β diskonttauskerroin, $0 \leq \beta \leq 1$, $p(s, s', a)$ on siirtymän todennäköisyys tilasta s tilaan s' toimenpide a valitsemalla ja $v(s')$ on tilaa s seuraavan tilan s' arvofunktion.

Kaikkien tilojen arvofunktion arvoksi alustetaan ensin arvo 0 jonka jälkeen yhtälöä (1) iteroidaan kunnes iteraatioiden väliset tulokset suppenevat. Optimaaliset päätökset sisältävä funktio $\pi(s)$ saadaan funktiosta

$$\pi(s) \leftarrow \operatorname{argmax}_{a \in A} \left[\sum_{s'} p(s, s', a) v(s') \right].$$

Kussakin tilassa s valitaan siis se päätös a , jonka avulla saadaan maksimoitua tilan arvofunktion. Bandara et al. (2012) artikkelissa tätä algoritmia on sovellettu eteenpäin ambulanssiallokointiongelmaa varten.

4 Ambulanssien allokointimalli

4.1 Mallin esittely

Tässä kappaleessa käydään läpi Bandara et al. artikkelissa esitetty matemaattinen malli. Kuvatulle mallille rakennetaan MATLAB-ohjelmalla toteutus, jotta Markov-päätösprosessia hyödyntävää ambulanssien allokointistrategiaa ja sen vaikutuksia potilaiden selviytymistodennäköisyyksiin voidaan arvioida.

Tilavektori $s(t) = \{s_1(t), s_2(t), \dots, s_m(t)\}$ kertoo kunkin ambulanssin tilanteen systeemissä ajanhetkellä t . Ambulanssin j tilanne on siis $s_j(t)$. Tilanne tarkoittaa tässä seuraavaa:

$$s_j(t) = \begin{cases} i, & \text{jos ambulanssi } j \text{ on suorittamassa tehtävää alueella } i \text{ ajanhetkellä } t \\ 0, & \text{jos ambulanssi } j \text{ on vapaa ajanhetkellä } t. \end{cases}$$

Potilaan selviytymisfunktio, joka on [McLay and Mayorga \(2010\)](#) kehittämä, alun perin [Larsen et al. \(1993\)](#) pohjalta:

$$S(t_R) = \max[(0.594 - 0.055 \times t_R); 0], \quad (2)$$

missä t_R on vasteaika.

Selviytymistodennäköisyys S_{ij} kun ambulanssi j toteuttaa tehtävän toiminta-alueella i :

$$S_{ij} = \int_0^\infty S(t_R) dF_{ij}(t_R), \quad (3)$$

missä t_R on vasteaika, F_{ij} on vasteaikojen kertymäfunktio ja $S(t_R)$ selviytymistodennäköisyys funktiosta (2).

Artikkelissa linjataan, että prioriteetin 2 (ei-hengenvaarallinen) tehtävien palkkio on 0, sillä tavoitteena on maksimoida hengenvaarallisten tehtävien selviytymistodennäköisyyksiä. Palkkio C_{ij}^k määräytyy siis seuraavasti:

$$C_{ij}^k = \begin{cases} S_{ij}, & \text{jos } k = 1 \\ 0, & \text{jos } k = 2. \end{cases} \quad (4)$$

Artikkelin mallissa Markov-päätösprosessin päätöksinä ovat, mikä ambulanssi lähetetään tehtävälle kussakin tilassa s . Kun hätäpuhelu saapuu ajanhetkellä t ja systeemi on tilassa $\mathbf{s}(t)$, valittavissa olevaa päätösjoukkoa merkitään $U(\mathbf{s}(t)) = \{j \in \{1, 2, \dots, m\} : s_j = 0\}$. Optimaalinen päätös $u(\mathbf{s}(t))$ valitaan tästä joukosta. Koska malli ei huomioi kiireellisten, tehtävällä olevien, ambulanssien sijainteja, valittavissa olevien päätösten joukko on rajoitettu.

Mallin Markov-päätösprosessi on jatkuva-aikainen ja se täytyy muuttaa diskreetti-aikaiseksi, jotta arvoiterointi on mahdollista toteuttaa. Malliin lisätään [Bertsekas \(2012\)](#) mukainen yhtenäistämissuhde v , jotta tämä onnistuu:

$$v = \lambda + \sum_{j=1}^m \delta_j, \text{ missä } \delta_j = \max_{i=1,2,\dots,n} \{\mu_{ij}\},$$

missä μ_{ij} on ambulanssin j keskiarvoinen palveluaika toiminta-alueella i ja λ on hätäpuheluiden saapumisaste koko systeemiin.

Arvoiteroinnissa käytettävä optimifunktio:

$$\begin{aligned}
J_{n+1}(\mathbf{s}) = & \frac{1}{\beta + v} \left[\sum_{j=1}^m I_{\{s_j=i|i>0\}} \mu_{ij} J_n(s_1, s_2, \dots, s_{j-1}, 0, s_{j+1}, \dots, s_m) \right. \\
& + \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^2 \lambda_i p_i^k \max_{j \in U(s)} \left\{ I_{\{s_j=0\}} J_n(s_1, s_2, \dots, s_{j-1}, i, s_{j+1}, \dots, s_m) \right. \\
& \left. \left. + (\beta + v) C_{ij}^k \right\} + (v - \lambda - \sum_{j=1}^m I_{\{s_j=i|i>0\}} \mu_{ij}) J_n(\mathbf{s}) \right]. \tag{5}
\end{aligned}$$

Yhtälössä (5) J_{n+1} on seuraavan toiminta-alueen $n + 1$ arvofunktiio, s kertoo tilan eli ambulanssien tilanteen systeemissä ja β on diskonttauskerroin välillä $[0, 1]$. v on ylempänä käsitelty yhtenäistämissuhde ja $I_{\{s_j=i|i>0\}}$ on indikaattorimuuttuja, joka kertoo, onko ambulanssi j hoitamassa potilasta alueella i . μ_{ij} on ambulanssin j keskiarvoinen palveluaika toiminta-alueella i . $J_n(s_1, s_2, \dots, s_{j-1}, 0, s_{j+1}, \dots, s_m)$ on edellisen alueen n arvofunktiio, missä ambulanssin j tila s_j on 0 eli vapaa. λ_i on hätäpuheluiden saapumisaste toiminta-alueelta i . Se muodostetaan laskemalla $\lambda_i = \lambda z_i$, missä z_i on saapuvien puhelujen osuus toiminta-alueelta i , siten että $\sum_{i=1}^n z_i = 1$. p_i^k on prioriteetti k :n soittojen osa toiminta-alueelta i , siten että $\sum_{k=1}^2 p_i^k = 1, \forall i$. $U(s)$ on mahdollisten päätösten vektori tilassa s ja $I_{\{s_j=0\}}$ on indikaattorimuuttuja, joka kertoo onko ambulanssi j vapaana. $J_n(s_1, s_2, \dots, s_{j-1}, i, s_{j+1}, \dots, s_m)$ on edellisen alueen n arvofunktiio, missä ambulanssin j tila on i , eli se on tehtävällä toiminta-alueella i . C_{ij}^k on yllä kuvattu palkkiofunktiio (4).

Alue	Ambulanssi 1	Ambulanssi 2
1	logn(9.07, 4.19)	logn(14.03, 6.48)
2	logn(14.03, 6.48)	logn(10.92, 5.05)

Taulukko 1: Vasteajat

Alue	Ambulanssi 1	Ambulanssi 2
1	exp(60)	exp(65)
2	exp(75)	exp(65)

Taulukko 2: Palveluajat

Taulukot 1 ja 2 sisältävät vasteaikojen ja palveluaikojen jakaumat, jotka on johdettu Virginian osavaltion Hanoverin piirikunnan ensihoitojärjestelmän datan pohjalta. Taulukon 1 arvot ovat log-normaalisesti jakautuneita ja taulukon 2 arvot eksponentiaalisesti jakautuneita.

Alue	Ambulanssi 1	Ambulanssi 2
1	0.15	0.05
2	0.05	0.10

Taulukko 3: Palkkiot prioriteetin 1 tehtävissä

Taulukossa 3 on laskettu ambulanssista ja alueesta riippuvat palkkiot yhtälön (4) ja taulukon 1 mukaisesti. Taulukosta 3 nähdään, että malli kannustaa ambulanssiyksiköitä suorittamaan tehtäviä omalla vastualueellaan. Molemmat ambulanssit saavat oman alueensa ulkopuolella prioriteetin 1 tehtävästä selvästi oman alueensa tehtävää pienemmän palkkion 0.05. Mallissa määritetään lisäksi, että $\lambda = 1$, eli hätäpuheluiden saapumisaste koko systeemiin on 1, yksikkönä $\frac{1}{\text{tunti}}$.

Kun vertaillaan mallin tuottamia tuloksia lähimmän ambulanssin lähetystapaan, täytyy selvittää lähimmän yksikön lähettämistavan prioriteetin 1 potilaiden selviytymistulokset. Ne saadaan kaavalla:

$$\frac{\lambda_1 p_1^1 \left[S_{11} \pi_{(0,0)} + S_{12} \sum_{k=1}^2 \pi_{(k,0)} + S_{11} \sum_{l=1}^2 \pi_{(0,l)} \right] + \lambda_2 p_2^1 \left[S_{22} \pi_{(0,0)} + S_{22} \sum_{k=1}^2 \pi_{(k,0)} + S_{21} \sum_{l=1}^2 \pi_{(0,l)} \right]}{\lambda_1 p_1^1 + \lambda_2 p_2^1}, \quad (6)$$

missä $\pi_{(k,l)}$ on mallin tilan (k, l) tasapainojakauma. Se saadaan laskemalla jatkuva-aikaisen Markov-ketjun tasapainojakauma yhtälöistä $\pi Q = 0$ ja $\sum \pi = 1$.

Tässä työssä yllä kuvattu ambulanssiallokointimalli toteutetaan MATLAB-ohjelmalla. Malli tuottaa arvoiteroinnin avulla optimaalisen suosituslistan hälytystehtäville lähetettävistä ambulansseista, sekä vertailee tuottamiaan selviytymistodennäköisyyksiä lähimmän ambulanssin lähettämistapaan. Luotu malli ja sen tulokset mahdollistavat lähettämistapojen nopean numeerisen vertailun sekä erilaisten skenaarioiden testaamisen parametreja muuttamalla.

4.2 Numeeriset tulokset

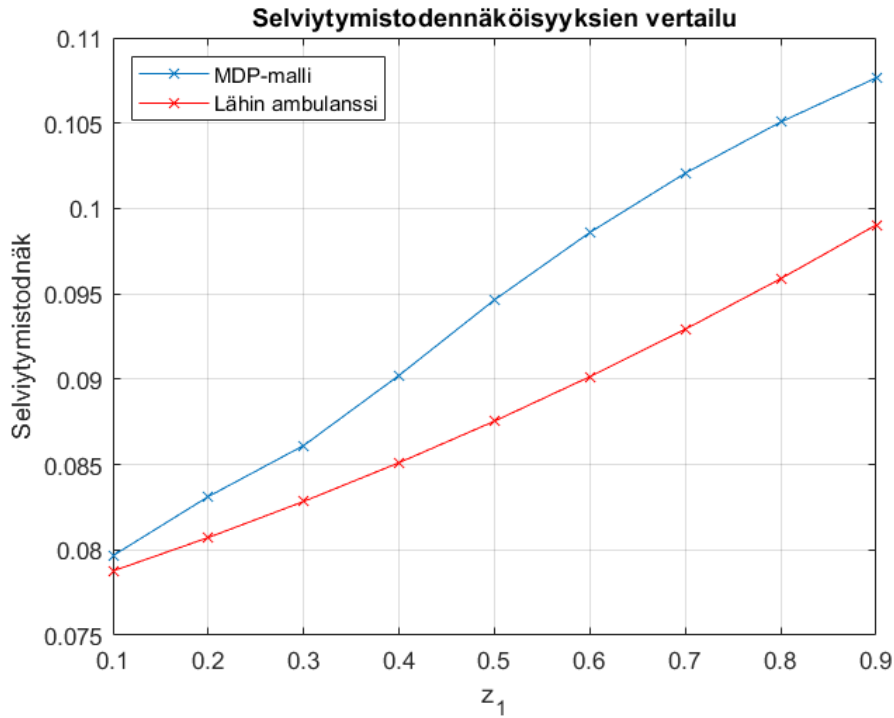
Mallin tuottamista tuloksista havaitaan, että paras vaihtoehto potilaan selviytymistodennäköisyyden maksimoimiseksi prioriteetin 1 tehtävissä on lähettää lähin, eli oman toiminta-alueen ambulanssi aina, vaikka alueellista kysyntämuuttujaa λ_i muutetaan. Taulukossa 4 on esitetty yhtälön (5) mukaan rakennetun mallin tulos prioriteetin 2 tehtäville, kun $\beta = 0.1$, $\lambda = 1$, $p_1^1 = p_1^2 = p_2^1 = p_2^2 = 0.5$ ja z_1 muutetaan välillä $[0.1, 0.9]$, huom. $\sum z_i = 1$.

z_1	Paras vaihtoehto, Toiminta-alue 1	Paras vaihtoehto, Toiminta-alue 2
0.1	1	1
0.2	1	1
0.3	1	1
0.4	2	2
0.5	2	2
0.6	2	2
0.7	2	2
0.8	2	2
0.9	2	2

Taulukko 4: Allokointitulokset prioriteetin 2 tehtäville, kun $p_i^k = 0.5$

Taulukosta 4 nähdään mallin muodostama suosituslista prioriteetin 2 tehtäville lähetettävistä ambulansseista. Suosituslista on järjestetty toiminta-alueiden hätäkeskussoittojen osaa alueella 1 kuvaavaa parametria z_1 muuttamalla. Taulukon mukaan molemmilla toiminta-alueilla paras vaihtoehto on ensin ambulanssi 1, eli toiminta-alueen 1 ambulanssi, kun z_1 arvo on välillä $[0.1, 0.3]$. Tämä tarkoittaa sitä, että molempien toiminta-alueiden prioriteetin 2 hälytystehtäville kannattaa lähettää ambulanssi 1, kun toiminta-alueelta 2 tulee 70-90% kaikista systeemin soitoista. Kun toiminta-alueelta 2 tulevien puhelujen osuus laskee arvoon 60%, molempien toiminta-alueiden parhaaksi vaihtoehdoksi vaihtuu ambulanssi 2, eli toiminta-alueen 2 ambulanssi. Ambulanssi 2 pysyy parhaana valintana molempien toiminta-alueiden hälytystehtäville, kun alueen 2 soittojen osa laskee edelleen aina 10% tasolle.

Kuvan 3 kuvaajassa on muodostettu kahden eri lähettämistekniikan antamat selviytymistodennäköisyydet toiminta-alueelta 1 tulevien hätäkeskussoittojen osuuden funktiona. Sininen Markov-päätösprosessin kuvaaja noudattaa kaavaa 5 ja punainen tehtäväpaikkaa lähimmän yksikön lähettämistavan kuvaaja noudattaa kaavaa 6. Toiminta-alueiden välistä soittojen jakautumista mallinnettiin muuttamalla parametria z_i siten että $z_1 + z_2 = 1$.



Kuva 3: Vertailtavien allokointistrategioiden tuottamien selviytymistodennäköisyyksien tulos

Kuvasta 3 nähdään, että potilaiden selviytymistodennäköisyydet kasvavat molemmilla allokointistrategioilla, mitä enemmän hätäkeskussoittoja tulee toiminta-alueelta 1. Tämä on selitettävissä sillä, että palkkiofunktion suurimmat arvot saavutetaan, kun molemmat ambulanssit suorittavat tehtäviä toiminta-alueella 1. Nähdään myös, että Markov-päätösprosessimalli mahdollistaa korkeampia potilaiden selviytymistodennäköisyyksiä, kuin yleinen lähimmän ambulanssin lähettämistekniikka. Kun $z_1 = 0.6$ ja $z_2 = 0.4$, päätösprosessimalli antaa noin 9% suuremman selviytymistodennäköisyyden kuin yksinkertaisempi lähettämistapa.

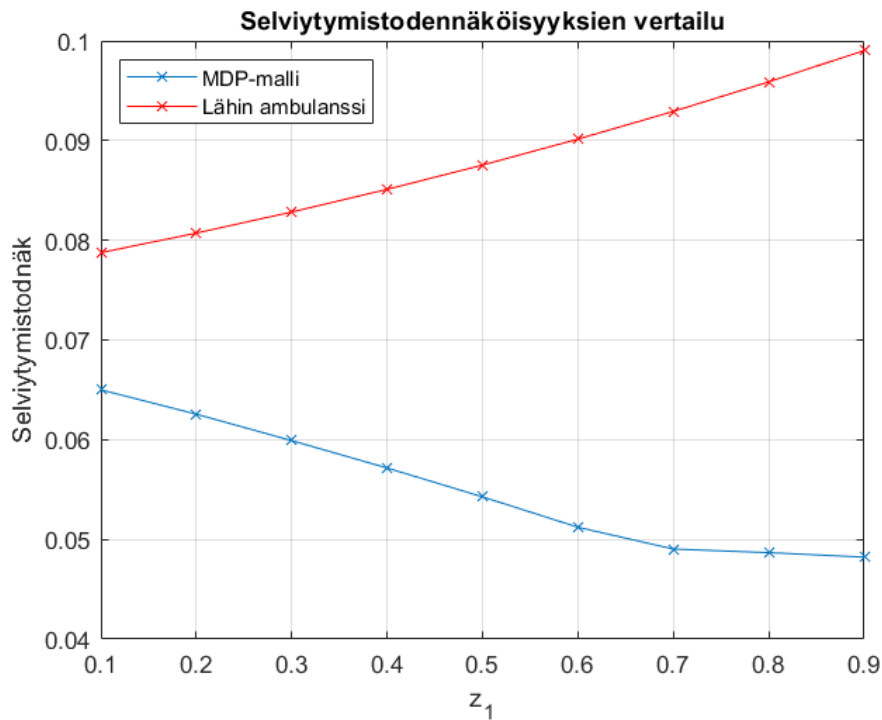
Hoikka et al. (2017) artikkelissa on kerätty ambulanssidataa Kainuun ja Länsi-Pohjan sairaanhoitopiireistä vuodelta 2014. 13354 luokitellusta tehtävästä vain 642 tehtävää luokiteltiin suomalaisen prioriteetti- ja luokituksen mukaan luokkaan A, eli selkeä tai mahdollinen hengenvaara. Artikkelin mukaan siis vain noin 5% hätäkeskussoittoista on hengenvaarallisia. Vaikka pohjoisen Suomen ja tässä työssä käytetyn Virginian osavaltion hätäkeskusdatat eivät täysin vastaa toisiaan, on syytä olettaa, että yllä käytetty parametrin arvo $p_i^k = 0.5$ ei ole todenmukaisesti määritetty.

Kun malli ratkaistaan parametreilla $p_1^1 = p_2^1 = 0.2$ ja $p_1^2 = p_2^2 = 0.8$, eli 20% soitoista hätäkeskukseen luokitellaan hengenvaarallisiksi tehtäviksi, saadaan tulokseksi, että prioriteetin 1 tehtävissä on edelleen aina optimaalista lähettää lähin ambulanssi tehtävälle. Taulukossa 5 on esitetty prioriteetin 2 optimaaliset tulokset tehtävälle lähetettävän ambulanssin valinnalle.

z_1	Paras vaihtoehto, Toiminta-alue 1	Paras vaihtoehto, Toiminta-alue 2
0.1	1	1
0.2	1	1
0.3	1	1
0.4	1	1
0.5	1	1
0.6	1	1
0.7	2	2
0.8	2	2
0.9	2	2

Taulukko 5: Allokointitulokset prioriteetin 2 tehtäville, kun $p_1^1 = p_2^1 = 0.2$ ja $p_1^2 = p_2^2 = 0.8$

Tulokset ovat muuten samat kuin taulukossa 4, mutta nyt ambulanssi 1 on paras vaihtoehto molempien toiminta-alueiden tehtäville aina z_1 arvoon 0.6 saakka, kun taulukon 4 mukaan sen on paras vaihtoehto vain z_1 arvoon 0.3 saakka. Kun molempien toiminta-alueiden soitoista vain 20% on prioriteetin 1 soittoja, malli pitää toiminta-alueen 2 ambulanssia varattuna oman alueensa hengenvaarallisia tehtäviä varten ”pidempään”, vaikka molempien prioriteettien soittoja tulee tältä toiminta-alueelta jo selvästi vähemmän kuin toiminta-alueelta 1.



Kuva 4: Selviytymistodennäköisyydet kun $p_1^1 = p_2^1 = 0.2$ ja $p_1^2 = p_2^2 = 0.8$

Kuvassa 4 nähdään, miten malli toimii, kun molempien toiminta-alueiden tehtävis-

tä prioriteetin 1 tehtäviä on 20%. Kuvaajan perusteella päätösprosessimalli toimii selvästi huonommin kuin lähimmän ambulanssin lähettämistekniikka. Päätösprosessin tuottamat potilaiden selviytymistodennäköisyydet laskevat viiden prosentin tasolle, kun lähin ambulanssi tuottaa samat yli kahdeksan prosentin todennäköisyydet, kuin kuvassa 3. Kun $z_1 = 0.9$, päätösprosessimallin tuottamat selviytymistodennäköisyydet ovat 50% matalammat kuin lähimmän ambulanssin lähettämistekniikalla. Kun molempien toiminta-alueiden prioriteetin 1 soittojen osaa p_i^1 lasketaan 10%:iin, mallin tuottamat selviytymistodennäköisyydet laskevat entistä alemmas yksinkertaiseen lähettämistekniikkaan verrattuna.

Kun saatuja tuloksia vertaillaan alkuperäisiin Bandara et al. artikkelin havaintoihin, nähdään selkeitä eroja. Taulukon 4 ja kuvan 3 ”perustilanteen” tulokset ovat yhtäpitäviä artikkelin tulosten kanssa. Päätösprosessia hyödyntävä malli tuottaa selvästi paremmat selviytymistodennäköisyydet, kuin lähimmän ambulanssin lähettämistekniikka. Bandara et al. ei kuitenkaan käsittele tuloksissaan muita skenaarioita, joissa prioriteettiparametria p_i^k olisi muutettu.

Bandara et al. (2012) artikkelissa kaikki käsitellyt numeeriset tulokset on saatu toiminta-alueiden prioriteettisuhteen parametrilla $p_i^k = 0.5$, $i, k \in \{1, 2\}$. Kun prioriteettiparametria muokataan Hoikka et al. (2017) havaintojen pohjalta skenaarioon, jossa 20% soittoista on hengenvaarallisia, saadaan perustilanteesta ja Bandara et al. artikkelista eriäviä tuloksia. Artikkelin mukaan taulukoiden 4 ja 5 mukaiset tulokset johtuvat siitä, että malli haluaa varata lähimmän ambulanssin sen toiminta-alueen käyttöön, josta tulee enemmän prioriteetin 1 hätäkeskussoittoja.

Taulukko 5 noudattaa yhä Bandara et al. päätelmiä. Lisäksi mallin mukaan kannattaa yhä lähettää tehtäväpaikkaa lähin ambulanssi aina prioriteetin 1 tehtäville. Kuitenkin kuvan 4 mukaiset havainnot poikkeavat alkuperäisen artikkelin havainnoista. Rakennettu malli tuottaa matalampia selviytymistodennäköisyyksiä, kuin lähimmän ambulanssin lähettämistekniikka. Koska tämä $p_i^1 = 0.2$ skenaario on realistisempi kuin Bandara et al. mukainen $p_i^1 = 0.5$ skenaario, voidaan todeta, että malli ei ainakaan yksinään riitä uudistamaan hätäkeskusjärjestelmien ambulanssien allokointistrategioita.

4.3 Mallin oletukset

Bandara et al. (2012) artikkelissa on paljon oletuksia, jotka vaikuttavat rakennettavan mallin realistisuuteen ja hyödyntämiskykyyn. Kuten on jo todettu, malli ei hyödynnä ambulanssien uudelleensijoittelua toiminta-alueilla, vaikka sen on todettu olevan tehokas keino pitää toiminta-alueita katettuna, kun yksi ambulanssi lähtee suorittamaan tehtävää alueella (Nasrollahzadeh et al., 2018). Mallin ambulanssien allokoinnissa ainoa huomioitava tekijä on hätäkeskussoiton prioriteetti, eikä esimerkiksi muiden varattujen, omaa tehtävää suorittavien, ambulanssien sijainti vaikuta mallin tekemiin valintoihin.

Myös mallin koko on supistettu järkevien, noin yhden sekunnin pituisten laskenta-aikojen saavuttamiseksi. Artikkelissa käsitellään kahden ambulanssin ja kahden toiminta-alueen sekä kahden ambulanssin ja kolmen toiminta-alueen kokoisia systeemejä. Kun mallissa on m ambulanssia ja n toiminta-aluetta, käsiteltävien tilojen, eli

systemin ambulanssien tilanteiden lukumäärä on $(n + 1)^m$. Tässä työssä käsitelty malli sisälsi 9 tilaa. Lausekkeesta nähdään, että jos malliin lisätään vain yksi uusi toiminta-alue ja ambulanssi, tilojen lukumäärä kasvaisi jo 64:ään.

Lisäksi mallissa on useita pienempiä oletuksia. Määritetään, että mikä tahansa ambulanssi voi hoitaa sekä prioriteetin 1, että prioriteetin 2 tehtäviä, ja lisäksi jokainen systeemiin tuleva tehtävä vaatii vain yhden ambulanssin. Artikkelissa määritetään myös, että palveluajat, eli aika tehtävälle lähdöstä takaisin omalle asemalle paluuseen, eivät riipu tehtävän prioriteetista. Mikäli prioriteetin 2 tehtävä on väärä hälytys tai nopea kotikäynti, on kuitenkin loogista olettaa, että tehtävän kesto on lyhyempi, kuin prioriteetin 1 tehtävässä. Hengenvaaralliseksi luokitellussa tehtävässä potilas vaatii siirron ambulanssiin ja kuljetuksen sairaalaan, josta ambulanssin täytyy vielä palata omalle asemapaikalleen.

Mallissa käytettiin parametria $\lambda = 1$, eli koko systeemiin saapui soittoja nopeudella 1/tunti. Lisäksi malli rakennettiin niin, että järjestelmä ei koskaan ruuhkaudu, vaan hätäkeskuksesta vastataan aina heti ja on mahdollista lähettää yksi systeemin ambulansseista tehtävälle aina, kun tarve tulee. Tämä perustellaan sillä, että usein ruuhkaisen toiminta-alueen hälytystehtäville lähetetään myös esimerkiksi paloautoja ja naapurikaupunkien tai -alueiden ambulansseja. Lisäksi ruuhkautuvan järjestelmän mallintaminen vaatisi jonotusmallien lisäämistä käsittelyyn. Tämä monimutkaistaisi mallia entisestään ja hidastaisi laskenta-aikoja huomattavasti (McLay and Mayorga, 2013).

Soittojen väliset ajat sekä ambulanssien palveluajat oletettiin eksponentiaalisesti jakautuneiksi. Lisäksi vasteajat oletettiin log-normaalisesti jakautuneiksi. Näiden valintojen kerrotaan olevan ”parhaiten sopivia” mallissa käytetyn Hanoverin piirikunnan datan kanssa.

Nämä ehdot ja rajoitteet heikentävät joissain määrin mallin realistisuutta ja vaikeuttavat jatkokäsittelyä monimutkaisuutensa vuoksi. Artikkelissa mainitaan, että Markov-päätösprosessin vaatimia ehtomäärityksiä voitaisiin lieventää esimerkiksi hyödyntämällä simulointia ja sen kerrotaankin olevan kirjoittajien seuraava tutkimusaihe.

5 Yhteenveto

Tässä työssä tutkittiin, miten Markov-päätösprosesseja voidaan hyödyntää ambulanssien allokointiongelmassa. Ambulanssien optimaaliset lähettämistekniikat ovat olleet pitkään ja ovat edelleen laajan tutkimustyön kohteena. Erityistä tämän työn mallissa oli ambulanssiallokoinnin optimoinnin pohjaaminen potilaiden selviytymistodennäköisyyksien kasvattamiseen. Työn Markov-päätösprosessimalli toteutettiin Bandara et al. (2012) artikkelin mukaisesti.

Mallissa käytettiin kahta toiminta-aluetta, joissa kummassakin oli sijoitettuna yksi ambulanssi. Markov-päätösprosessimalli maksimoi erityistä potilaan selviytymisfunktioita, jonka antamat arvot olivat selviytymistodennäköisyyksiä. Malli hyödynsi yhdysvaltalaisen piirikunnan hätäkeskusdataa tuloksissaan.

Malli rakennettiin MATLAB-ohjelmaa käyttäen ja sen tuottamia tuloksia ver-

tailtiin lähimmän ambulanssin lähettämistapaan. Työssä malli ratkaistiin ensin oletuksella, että molempien toiminta-alueiden hätäkeskussoitoista 50% luokitellaan hengenvaarallisiksi tehtäviksi ja 50% ei-hengenvaarallisiksi. Tästä tulokseksi saatiin, että päätösprosessia hyödyntävä malli kasvatti potilaiden keskimääräistä selviytymistodennäköisyyttä yksinkertaisempaan mutta yleisesti käytettyyn toimintatapaan verrattuna. Tulokset vastasivat Bandara et al. artikkelin havaintoja.

Kun mallin hätäkeskussoittojen prioriteettiparametreja muutettiin niin, että molemmilla toiminta-alueilla vain 20% soitoista luokitellaan hengenvaarallisiksi, malli ei toiminut Bandara et al. tulosten mukaisesti. Markov-päätösprosessimallin tuottamat selviytymistodennäköisyydet olivat selvästi huonompia, kuin yksinkertaisemmalla lähimmän ambulanssin lähettämistekniikalla tuotetut todennäköisyydet. Bandara et al. artikkelissa tällaisia prioriteettisuhteita ei käsitelty lainkaan.

Bandara et al. toteaa, että heidän artikkelissaan sekä myös tässä työssä esitellyn mallin kaltaisia Markov-päätösprosessien työkaluja kannattaisi hyödyntää enemmän hätäkeskusjärjestelmissä. Heidän luomansa malli on yksinkertainen ja helpokäyttöinen ja sen tuottaman suosituslistan mukaisia päätöksiä on helppo ruveta toteuttamaan hätäkeskusjärjestelmissä.

Bandara et al. mukaan mallin avulla potilaiden selviytymistodennäköisyyksiä voitiin kasvattaa. Artikkelissa tiivistetään mallin suosittama toimintatapa: ”Lähetä lähin yksikkö prioriteetin 1 tehtäviin ja lähetä prioriteetin 2 tehtäviin ambulanssi mallin tuottaman suosituslistan mukaisesti.” Malli osoittautui kuitenkin heikosti toimivaksi, kun sen prioriteettiparametreja muutettiin, mikä osoittaa mallin hyödyntämisen haasteellisuuden tosielämän sovelluksissa.

Vaikka työ painottuu ambulanssien allokoimiseen, havaintoja ja menetelmiä voidaan helposti soveltaa myös muilla aloilla. Markov-päätösprosessi vaatii vain jonkin maksimoitavan palkkiofunktion sekä eri päätöksiä, joiden avulla satunnaisia lopputuloksia voidaan ohjailla. Hyödyllisiä kohteita voivat olla ambulanssien lisäksi esimerkiksi muut hälytysajoneuvot, sotilaslogistiikka ja sotajoukkojen siirtely, liikennesuunnittelu sekä yritysten varastohallinta.

Työssä toteutettu malli oli suppea, eikä se vastaa täysin todellisuutta. Tuloksien soveltavuuden lisäksi mallin suurimpana ongelmana oli sen kokorajoite. Tässä työssä käsitellyssä mallissa oli kaksi toiminta-aluetta, joista kummassakin toimi yksi ambulanssi. Jatkokehittämisessä mallia voitaisiin laajentaa kattamaan isompia systeemejä, ja malliin voitaisiin tuoda lisää optimoitavia muuttujia kuten [Yavari et al. \(2022\)](#) hyödyntämä sairaaloiden ruuhkautumisenäkökulma.

Myös monissa artikkeleissa hyödynnetty simulointi Markov-päätösprosessien kanssa mahdollistaisi vahvemmin todellisuuteen sidottujen tulosten hyödyntämistä hätäkeskusjärjestelmissä. Simuloinnin avulla mallin kokoa voitaisiin kasvattaa ja kappaleessa 4.3 käsiteltyjä Markov-päätösprosessin oletuksia voitaisiin keventää. Lisäksi erilaisten skenaarioiden testaus ja vertailu helpottuisi ja mallinnuksessa voitaisiin hyödyntää todellista historiallista dataa esimerkiksi hätäkeskussoittojen määrästä.

Viitteet

- Andersson, T. and Värbrand, P. (2007). Decision support tools for ambulance dispatch and relocation. *Journal of the Operational Research Society*, 58:195–201.
- Bandara, D., Mayorga, M. E., and McLay, L. A. (2012). Optimal dispatching strategies for emergency vehicles to increase patient survivability. *International Journal of Operational Research*, 15(2):195–214.
- Bandara, D., Mayorga, M. E., and McLay, L. A. (2014). Priority dispatching strategies for ems systems. *Journal of the Operational Research Society*, 65(4):572–587.
- Bazrafshan, N. and Lotfi, M. (2020). A finite-horizon markov decision process model for cancer chemotherapy treatment planning: an application to sequential treatment decision making in clinical trials. *Annals of Operations Research*, 295:483–502.
- Bennett, C. C. and Hauser, K. (2013). Artificial intelligence framework for simulating clinical decision-making: A markov decision process approach. *Artificial intelligence in medicine*, 57(1):9–19.
- Bertsekas, D. (2012). *Dynamic programming and optimal control: Volume I*, volume 1. Athena scientific.
- Carter, G. M., Chaiken, J. M., and Ignall, E. (1972). Response areas for two emergency units. *Operations Research*, 20(3):571–594.
- Ding, T., Zeng, Z., Bai, J., Qin, B., Yang, Y., and Shahidehpour, M. (2020). Optimal electric vehicle charging strategy with markov decision process and reinforcement learning technique. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 56(5):5811–5823.
- Erkut, E., Ingolfsson, A., and Erdoğan, G. (2008). Ambulance location for maximum survival. *Naval Research Logistics (NRL)*, 55(1):42–58.
- Feinberg, E. A. and Shwartz, A. (2012). *Handbook of Markov decision processes: methods and applications*, volume 40. Springer Science & Business Media.
- Frey, M. A., Attmanspacher, J., and Schulte, A. (2022). A dynamic bayesian network and markov decision process for tactical uav decision making in mum-t scenarios. In *2022 IEEE Conference on Cognitive and Computational Aspects of Situation Management (CogSIMA)*, pages 47–54. IEEE.
- Gagniac, P. A. (2017). *Markov chains: from theory to implementation and experimentation*. John Wiley & Sons.
- Gendreau, M., Laporte, G., and Semet, F. (2001). A dynamic model and parallel tabu search heuristic for real-time ambulance relocation. *Parallel computing*, 27(12):1641–1653.

- Hoikka, M., Silfvast, T., and Ala-Kokko, T. I. (2017). A high proportion of prehospital emergency patients are not transported by ambulance: a retrospective cohort study in northern finland. *Acta Anaesthesiologica Scandinavica*, 61(5):549–556.
- Keneally, S. K., Robbins, M. J., and Lunday, B. J. (2016). A markov decision process model for the optimal dispatch of military medical evacuation assets. *Health care management science*, 19:111–129.
- Larsen, M. P., Eisenberg, M. S., Cummins, R. O., and Hallstrom, A. P. (1993). Predicting survival from out-of-hospital cardiac arrest: a graphic model. *Annals of emergency medicine*, 22(11):1652–1658.
- McLay, L. A. and Mayorga, M. E. (2010). Evaluating emergency medical service performance measures. *Health care management science*, 13:124–136.
- McLay, L. A. and Mayorga, M. E. (2013). A model for optimally dispatching ambulances to emergency calls with classification errors in patient priorities. *IIE Transactions*, 45(1):1–24.
- Nasrollahzadeh, A. A., Khademi, A., and Mayorga, M. E. (2018). Real-time ambulance dispatching and relocation. *Manufacturing & Service Operations Management*, 20(3):467–480.
- Puterman, M. L. (1994). *Markov Decision Processes: Discrete Stochastic Dynamic Programming*. John Wiley & Sons, Inc., Hoboken, NJ, USA.
- Schmid, V. (2012). Solving the dynamic ambulance relocation and dispatching problem using approximate dynamic programming. *European journal of operational research*, 219(3):611–621.
- Toregas, C., Swain, R., ReVelle, C., and Bergman, L. (1971). The location of emergency service facilities. *Operations research*, 19(6):1363–1373.
- Wang, T., Liew, S. C., and Zhang, S. (2021). When blockchain meets ai: Optimal mining strategy achieved by machine learning. *International Journal of Intelligent Systems*, 36(5):2183–2207.
- Yavari, M., Maihami, R., and Esmaeili, M. (2022). Ambulance dispatching and relocation problem considering overcrowding of emergency departments. *IISE Transactions on Healthcare Systems Engineering*, 12(4):263–274.