

Markus Hissa

DIGITAALINEN KAKSONEN AUTONOMI- SEN LHD-KONEEN KUNNOSSAPI- DOSSA JA ANALYSOINNISSA

Kandidaatintyö
Tekniikan ja luonnontieteiden tiedekunta
Tarkastaja: Väitöskirjatutkija Henri Vainio
Joulukuu 2022

TIIVISTELMÄ

Markus Hissa: Digitaalinen kaksonen autonomisen LHD-koneen kunnossapidossa ja analysoinnissa
Kandidaatintyö
Tampereen yliopisto
Konetekniikka
Joulukuu 2022

Kaivostyö on ollut pitkään hyvin vaativa ja vaarallinen teollisuuden ala. Kaivostoiminnan automatisointi pyrkii vähentämään kaivostyöläisten työssään kokemaa riskiä ja parantamaan heidän työolojaan. Tämä ei edellytä pelkästään sitä, että toiminta saataisiin automatisoitua. Tämä edellyttää myös sitä, että ihmisen tarvitsisi mahdollisimman harvoin mennä samalle alueelle näiden automaattisesti toimivien koneiden kanssa. Tässä tulee digitaalinen kaksonen avuksi.

Digitaalinen kaksonen on yksi nousussa olevista digitaalisista teknologioista. Se auttaa digitalisoinnissa mahdollistamalla uusia liikemalleja ja päätöksentekojärjestelmiä. Digitaalinen kaksonen on fyysisen järjestelmän rinnalla toimiva simulaatio, joka pystyy ennustamaan muun muassa järjestelmän elinkaaren ja vaikuttamaan sen toimintaan. Ominaispiirteinä digitaaliselle kaksoselle on datan kulkeminen kumpaankin suuntaan fyysisen ja virtuaalisen järjestelmän välillä.

Työn tavoitteena on tutkia digitaalisen kaksosen hyödyntämistä autonomisen Load-Haul-Dump-koneen kunnossapidossa ja sen toiminnan analysoinnissa. Työssä keskityttiin vain maanalaiseen kaivosympäristöön. Työ toteutettiin kirjallisuustutkimuksena.

Tulokset osoittavat, että digitaalisesta kaksosesta on hyötyä Load-Haul-Dump-koneiden automatisoinnissa. Tämä tosin vaatii sen, että digitaalinen kaksonen tehdään riittävän tarkaksi. Sen hyödyntäminen mahdollistaa kehittyneempien huoltostrategioiden käyttämisen, mikä vähentää ihmisen tarvetta kunnossapidossa. Käyttöönotto tulee tosin olemaan kallis ja työläs.

Kaikilta komponenteilta ei kuitenkaan ole vielä mahdollista kerätä riittävän tarkkaa dataa. Tästä esimerkkinä on akku. Koko konetta kattavaa simulaatiota digitaaliselle kaksoselle ei siis voida vielä tehdä. Myöskään ei ole tiedossa paljonko kaivoksen infrastruktuurilta vaaditaan. Aiheena jatkotutkimukselle on käytännön sovellusten toteuttaminen joko simulointiympäristössä tai oikeassa kaivoksessa ja niiden avulla muun muassa infrastruktuurin tiedonsiirtokyvyn vaatimusten selvittäminen.

Avainsanat: digitaalinen kaksonen, Load-Haul-Dump, kunnossapito

Tämän julkaisun alkuperäisyys on tarkastettu Turnitin OriginalityCheck –ohjelmalla.

SISÄLLYSLUETTELO

1. JOHDANTO	1
2. DIGITAALINEN KAKSONEN	3
2.1 Fyysinen järjestelmä	4
2.2 Fyysinen ympäristö	4
2.3 Virtuaalinen järjestelmä ja ympäristö	5
2.4 Tiedonkulku	6
3. AUTONOMINEN LOAD-HAUL-DUMP-KONE	8
3.1 Ainespinon tunnistaminen lastausta varten	9
3.2 Kauhan liikeradan prosessointi	10
3.3 Koneen navigointi	11
3.3.1 Paikannus	11
3.3.2 Globaali polun suunnittelu	12
3.3.3 Lokaali polun suunnittelu	13
3.4 Datan kerääminen koneelta	13
4. KONEEN KUNNOSSAPITO	15
4.1 Reaaliaikainen seuranta ja vianmääritys	15
4.2 Jäljellä oleva käyttöikä	16
4.3 Toiminnan poikkeusten havaitseminen	16
4.4 Kunnossapidon strategioita	17
5. DIGITAALISEN KAKSOSEN HYÖDYNTÄMISMAHDOLLISUUDET	19
5.1 Digitaalinen kaksonen RUL:in laskennassa	19
5.2 Poikkeusten havaitsemisessa	21
5.3 Soveltaminen eri huoltostrategioihin	23
5.4 Haasteita	25
6. YHTEENVETO	26

LYHENTEET JA MERKINNÄT

CAD	Computer-aided-design eli tietokoneavusteinen suunnittelu
LHD	Load-Haul-Dump kone
3D	kolmiulotteinen
RUL	Remaining Useful Life eli jäljellä oleva käyttöikä
GPS	Global Positioning System
UWB	Ultra-Wideband
CNN	Convolutional neural network, syväoppimisessa käytetty verkosto
APF	Artificial Potential Field eli keinotekoinen potentiaalitenttä
WLAN	Wireless Local Area Networks
RFID	Radio Frequency Identification
WPAN	Wireless personal area network
LPWAN	Low Power Wide Area Network
LoRaWAN	Long Range Wide Area Network
CSS	Chip Spread Spectrumiin
LSSVM	Least-square support vector machine, statistiikan malli
JLG	John L. Grove, yhdysvaltalainen yritys
SOC	state of charge eli akun varauksen tila
SOH	state of health eli akun kunnon tila
AMS	Asset Management System
BMS	Building Management System
SMS	Space Management System

1. JOHDANTO

Kunnossapito on tärkeä osa-alue koneen ollessa aktiivisessa käytössä. Sillä saadaan maksimoitua sen käyttöikä, sekä pidetään kone luotettavana. Tutkimuksen aiheena olevat kaivoksen tuottavuudelle hyvin merkittävät LHD (Load-Haul-Dump) koneet ovat alttiita erilaisille vaurioille ja osien hajoamisille johtuen raskaasta työympäristöstä. LHD-koneet vaikuttavat suoraan siihen, kuinka paljon maa-ainesta saadaan kuljetettua louhintapaikalta pois. On siis tärkeää, että koneet toimivat ongelmitta silloin kun maa-ainesta pitää kuljettaa. Kunnossapidon toimenpiteitä olisi paras suorittaa silloin, kun koneet eivät ole aktiivisia, kuten esimerkiksi räjäytystyön aikaan.

Digitaalisen kaksosen avulla pyritään ennustamaan koneen eri osien käyttöikää. Sille voitaisiin kerätä dataa näiden osien käyttöiästä, jonka mukaan tämä ohjaisi konetta pois syklistä huoltoon osan fyysistä tarkistusta ja mahdollista vaihtoa varten. Tällöin minimoitaisiin riskiä, että kone jäisi reitin varrelle. Tämä tarkoittaisi toiminnan pysäyttämistä, jotta kone turvallisesti saataisiin pois reitiltä.

Työ keskittyy osien kulumiseen, huoltostrategioihin, toiminnassa ilmeneviin poikkeamiin ja siihen, kuinka digitaalista kaksosta voidaan näihin hyödyntää. Tutkimuksessa keskitytään vain LHD-tyypin koneeseen, joka kuljettaa ainesta louhintapaikalta varsinaiseen kuljetukseen pois kaivoksesta, kuten esimerkiksi liukuhihnalle. Ympäristönä toimii maanalainen kaivos.

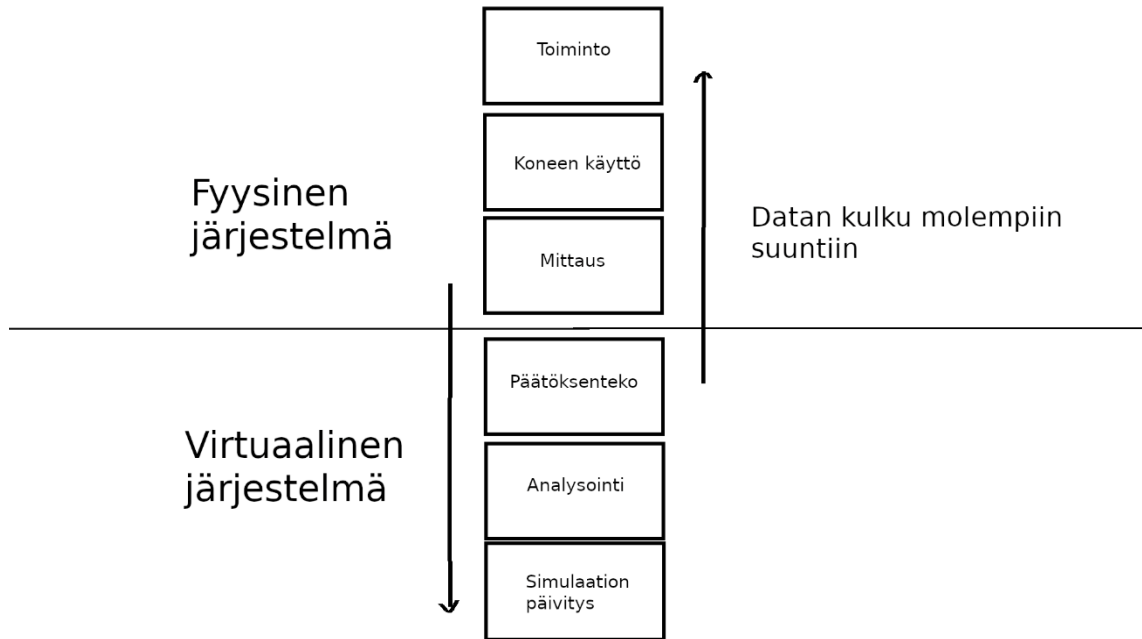
Tavoitteena on saada vastaus, miten digitaalista kaksosta voidaan hyödyntää komponenttien jäljellä olevan käyttöiän laskemiseen (Remaining Useful Life RUL). Miten koneen toiminnassa tapahtuvia poikkeuksia voidaan tehokkaasti havaita ja erottaa, onko aiheuttajana osan kulumisen vai työympäristön olosuhteiden muutos. Tarkoituksena on myös selvittää näiden toimivuus osana eri huoltostrategioita, joista kerrotaan tarkemmin tekstissä myöhemmin. Työssä käytetään kirjallisuustutkimusta.

Ensiksi työssä kerrotaan aiheeseen kuuluva teoria. Luvussa 2 aiheena on digitaalisen kaksosen määritelmä eli siinä kerrotaan, mitä siihen kuuluu ja mikä erottaa sen muusta vastaavanlaisesta teknologiasta. Luvussa 3 kerrotaan autonomisesta LHD-koneesta. Luvussa 4 aiheena on kunnossapito, se sisältää koneen reaaliaikaisen seurannan, osien kuntoon käytettävän suureen jäljellä oleva käyttöikä (Remaining Useful Life, RUL), poik-

keusten havaitsemiset koneen toiminnassa ja huoltostrategiat. Sen jälkeen tutkitaan digitaalisen kaksosen hyödyntämismahdollisuuksia luvussa 4 kerrotuissa asioissa, sekä aiheeseen liittyviä haasteita. Lopuksi on lyhyt yhteenveto, jossa johtopäätösten lisäksi kerrotaan mahdollisista aiheista jatkotutkimukselle.

2. DIGITAALINEN KAKSONEN

Digitaalinen kaksonen on verrattavissa muihin digitalisaation konsepteihin, kuten koneoppimiseen ja esineiden internetiin. Se voidaan ajatella älykkäänä simulaationa. Digitaalisen kaksosen toimintaa on havainnollistettu kuvassa 1 alla. (VanDerHorn & Mahadevan, 2021)



Kuva 1. Havainnollistava kuva digitaalisen kaksosen toimintaperiaatteesta. Muokattu lähteestä VanDerHorn ja Mahadevan (2021).

Digitaalinen kaksonen ei ole sama asia kuin esimerkiksi CAD-malli koneesta tai komponentista, vaan tarkka malli fyysisessä maailmassa olevan koneen toiminnasta (Clark et al. 2022; VanDerHorn & Mahadevan 2021). Digitaalisesta kaksosesta on olemassa suuri määrä määritelmiä, mikä johtuu monista eri käyttökohteista (VanDerHorn & Mahadevan 2021). Toisin kuin tavallinen ohjelmisto, joka pyrkii mallintamaan järjestelmän toiminnan vain tietyllä tavalla tiedetyissä olosuhteissa, digitaalinen kaksonen voi toimia tilanteissa, joissa olosuhteita ei täysin tiedetä (VanDerHorn & Mahadevan, 2021; Clark et al. 2022). Se pystyy siis toimimaan dynaamisesti muuttuvissa olosuhteissa. On kaksi tapaa digitaalisen kaksosen käyttöönotolle: itsenäinen ja integroitu. (Clark et al. 2022)

Itsenäinen digitaalinen kaksonen toimii virtuaalisen piirustuksen tavoin. Sillä voidaan tarkastella järjestelmän toimintaa ja elinkaarta ennen kuin fyysistä vastiketta on edes tehty. Se toimii kokeellisena alustana, jossa erilaisia tilanteita ja olosuhteiden muutoksia voidaan kokeilla. (Clark et al. 2022)

Integroitu digitaalinen kaksonen voidaan toteuttaa kahdella tavalla: passiivisena tai ohjaavana. Passiivinen tarkkailee järjestelmän tilaa ja huomauttaa ilmenevistä poikkeuksista. Ohjaava taas muuttaa sen toimintaa, jotta haluttu käyttäytyminen saavutetaan. Näiden kahden version yhdistelmät ovat myös mahdollisia. (Clark et al. 2022)

Digitaalinen kaksonen koostuu fyysisestä järjestelmästä, sen virtuaalisesta mallista ja näiden välillä kulkevasta tiedosta (Liu et al. 2021; Tao et al. 2019). Tässä luvussa kerrotaan yksitellen jokaisesta näistä osista.

Mahdollisuuksia digitaalisen kaksosen hyödyntämiseen on tutkittu seuraavissa asiayhteyksissä: suunnittelu, prosessit, logistiikka, tuotanto, kunnonvalvonta, huolto ja elinkaari kokonaisuudessaan. (Errandonea et al. 2020)

2.1 Fyysinen järjestelmä

Yksi digitaalisen kaksosen osista on fyysisessä ympäristössä oleva järjestelmä, jota mallinnetaan. Tämä koostuu vuorovaikuttavista ja toisiinsa liittyvistä kokonaisuuksista. Fyysinen järjestelmä voi olla mitä tahansa koneen yksittäisestä komponentista kokonaiseen tuotantojärjestelmään. Tao et al. (2019) kertoo, että fyysinen järjestelmä on pohjana virtuaalisen versionsa rakentamiselle. Fyysinen osa järjestelmää on yleensä ihmisen valmistama, mutta digitaalisen kaksosen käyttökohteiden laajentuessa mallinnettava asia voi olla myös luonnosta. (VanDerHorn & Mahadevan 2021)

Jokaisessa järjestelmässä tapahtuu erilaisia prosesseja, jotka myös otetaan huomioon. VanDerHorn ja Mahadevan (2021) kertovat, että järjestelmä jaotellaan fyysisiin prosesseihin. Nämä prosessit muuttavat järjestelmän eri osakokonaisuuksien tilaa. Fyysisiä prosesseja ovat muun muassa valmistuksessa takominen ja hitsaus tai koneen kulumisprosessi. (VanDerHorn & Mahadevan 2021) Prosesseissa ei siis pelkästään keskitytä järjestelmän olemassa oleviin eri toimintoihin, vaan prosessiksi myös lasketaan koneessa tapahtuvat muutokset. Nämä voivat olla olosuhteiden muutoksesta johtuvia, koneen kulumista tai komponentin vaihdosta johtuvia tilan muutoksia. Digitaalisen kaksosen yhteydessä ei siis tarkkailla pelkästään, mitä kone tekee, vaan lisäksi otetaan huomioon järjestelmän elinkaari.

2.2 Fyysinen ympäristö

Digitaalisessa kaksosessa mallinnettavan järjestelmän lisäksi otetaan myös huomioon ympäristö, jossa tämä toimii. VanDerHorn ja Mahadevan (2021) toteavat, että ympäristön hahmottaminen eri sovelluksissa voi olla selkeää tai hyvin haastavaa.

Yksinkertaisena esimerkkinä toimii materiaalia lisäävä valmistus, kuten 3D-tulostus. Fyysisenä järjestelmänä toimii tulostin ja kappale, jota se tulostaa. Ympäristön roolia ajaa tällöin muun muassa vallitseva lämpötila, ilman virtaus ja värähtelyt. (VanDerHorn & Mahadevan 2021)

Vaikeasta jaosta esimerkkinä vastaavasti olisi yksittäinen huone suuressa rakennuksessa. Tässä tilanteessa fyysinen ympäristö voisi olla ympärillä olevat huoneet, tuuletuskanavat tai jopa ulkopuolinen sää, joka vaikuttaa itse rakennukseen. (VanDerHorn & Mahadevan 2021) Huomataan, että vaikeasti hahmotettavissa tapauksissa ympäristön määrittäminen on kiinni siitä, mitä halutaan datankeruussa ottaa huomioon.

2.3 Virtuaalinen järjestelmä ja ympäristö

Virtuaalinen järjestelmä sisältää datan ja mallit fyysisestä versiostaan, sekä tukee sen hallinnassa (VanDerHorn & Mahadevan 2021; Tao et al. 2019). Virtuaalisia järjestelmiä on eri tarkkuuksilla riippuen siitä, kuinka tarkasti jokin asia halutaan mallintaa ja kuinka pitkälle se on mahdollista. Mallin tarkkuutta rajoittaa saatavilla oleva data ja tietokoneen suorituskyky, jolla fyysistä versiota yritetään simuloida. Nämä mallit eivät välttämättä rajoitu yhteen, vaan niitä voi olla useampia, joissa on eritasoisia pelkistyksiä. Joissakin tapauksissa tiettyä tarkempi simulaatio voi olla aivan turhaa. Esimerkiksi korroosiota ei kannata simulaatiossa mallintaa millisekuntien välein, vaan valita pidempi aikaväli, jolla järjestelmän tilaa säädetään. (VanDerHorn & Mahadevan 2021)

Suureita, joiden malleja halutaan pelkistää, vaihtelee tapauskohtaisesti. VanDerHorn ja Mahadevan (2021) kertovat simulaation perustuvan tietynlaiseen idealisointiin. Tämä tarkoittaa, että virtuaalista mallia on mahdotonta saada vastaamaan täysin todellisuutta. VanDerHorn ja Mahadevan (2021) jatkavat, että idealisoinnit otetaan datarakenteista ja fysiikan malleista. Datarakenteeseen perustuva mallinnus voi olla matemaattinen tai se toteutetaan tietokonesimulaationa. Rakenteeseen otetaan kaikki muuttujat mukaan, jotka vastaavat haluttua simuloinnin tasoa. Nämä käyttäytymismallit kuvaavat, kuinka annetut muuttujat ovat riippuvaisia toisistaan. Fysiikan malleihin perustuvat idealisoinnit käyttävät fysiikan lakeja simuloinnin toteuttamiseen. Tämän ongelmana on tosin, että monissa tapauksissa ei ole mahdollista saada selville järjestelmän tarkkaa fysiikkaa. Tätä mallia voidaan tällöin paikata keräämällä dataa. (VanDerHorn & Mahadevan 2021)

Digitaalista kaksosta rakennettaessa halutaan mallinnettavien suureiden tarkkuuden lisäksi tietää, mitä suureita ylipäättään mitataan. Toinen vaikuttava tekijä on, halutaanko jotain tiettyä asiaa mallintaa matemaattisella mallilla ollenkaan vai suorittaanko ihminen

tarkkailun. Huomataan, että digitaalinen kaksosen voi olla hyvin erinäköinen riippuen täysin siitä, missä asioissa sitä halutaan käyttää.

Virtuaalinen ympäristö on vastaava simulaatio fyysisestä ympäristöstä. Tämäkin mallinnetaan valitulla pelkistämisen tasolla. (VanDerHorn & Mahadevan 2021)

Virtuaalisellakin järjestelmällä on prosesseja. VanDerHorn ja Mahadevan (2021) kertovat, että nämä prosessit kuvaavat, kuinka järjestelmä toimii annetulla pelkistykseen tasolla. Toiminta perustuu laskennallisiin malleihin, jotka on muodostettu sisään- ja ulostulon datasta saatujen tulosten perusteella. Näihin simuloituihin prosesseihin voidaan hyödyntää koneoppimista ja tekoälyä. Tällöin itse mallin muotoa ei tarvitse tietää, vaan nämä muodostuvat itsestään. (VanDerHorn & Mahadevan 2021)

VanDerHorn ja Mahadevan (2021) kertovat, että virtuaalisilla prosesseilla on suuri merkitys digitaalisen kaksosen toiminnassa. Tämä tärkeys johtuu siitä, että suuressa osassa käyttökohteista ollaan riippuvaisia järjestelmän tulevan tilan ennustamisesta sen nykyisen tilan sijaan. Näihin käyttökohteisiin lukeutuu diagnostiikka, prognostiikka, konseptin vahvistus, simulaatio ja optimointi. Myös eri potentiaalisten tilanteiden mallintaminen on mahdollista. (VanDerHorn & Mahadevan 2021) Digitaalisen kaksosen avulla voidaan siis valmistautua tilanteisiin, joita ei ole koskaan ennemmin tapahtunut, eikä välttämättä tule lähitulevaisuudessa tapahtumaan. Tämä mahdollistaa sellaisten tilanteiden välttämisen, millä olisi suuri haittavaikutus kokonaisuuden, kuten esimerkiksi tuotannon kannalta.

2.4 Tiedonkulku

Viimeisenä osana digitaalisen kaksosen kokonaisuutta on virtuaalisen ja fyysisen järjestelmän välinen tiedonkulku. Digitaaliselle kaksoselle ominaista on tiedon kulku molempiin suuntiin, sekä sen päivittyminen reaaliajassa (Wang et al. 2021a; Tao et al. 2019; Liu et al. 2021). Fyysisestä järjestelmästä virtuaaliselle ja virtuaalisesta takaisin fyysiselle.

Fyysiseltä järjestelmältä virtuaaliselle tapahtuvaan tiedonkulkuun tarvitaan yleensä kolme vaihetta (VanDerHorn & Mahadevan 2021; Tao et al. 2019). Ensimmäinen on tarvittavan tiedon kerääminen, johon kuuluu fyysisen todellisuuden suora mittaaminen. Tähän tuodaan usein esille esineiden internet ja anturiteknologia. Nämä eivät ole välttämättömiä, mutta mahdollistavat tiheämmät ja laajemmat mittaukset. Myös manuaalista datankeruuta käytetään. Toinen askel on datan tulkinta ja sen sovittaminen muotoon, joka vastaa mallin pelkistystä. Tähän askeleeseen tyypillisesti kuuluu useita vaiheita. Edellisestä vaiheesta saatu data prosessoidaan, jonka jälkeen se suodatetaan ja lopuksi

muunnetaan. Esimerkki tästä muunnoksesta on jännitteen muuttuminen rasitusmittarissa, joka pitäisi muuttaa mittaustuloksiksi. Kolmas askel on datan käyttäminen virtuaalisen mallin tilan päivittämiseen. Yksinkertaisimmillaan kerätty data vastaa suoraan ylläpidettävää tilaa virtuaalisessa esityksessä, kun päivitetään systeemin havaittua tilaa. Ongelmia tulee, kun halutaan päivittää sellaista osaa järjestelmästä, mitä ei havaita. Tällöin tarvitaan monesti dataa useista eri lähteistä ja käyttää järjestelmän tunnistuksen tekniikoita. (VanDerHorn & Mahadevan 2021; Tao et al. 2019) Eli lyhyemmin sanottuna tieto ensin kerätään, sijoitetaan simulaation malleihin ja sen jälkeen päivitetään simulaatio.

Tiivistetysti tiedonkulku fyysiseltä järjestelmältä virtuaaliselle järjestelmälle tapahtuu seuraavasti. Ensin tieto kerätään fyysisestä järjestelmästä ja sen ympäristöstä. Sen jälkeen data muokataan muotoon, jossa se voidaan sen jälkeen syöttää virtuaaliseen järjestelmään ja päivittää sen tila.

Seuraavaksi tiedonkulku virtuaaliselta järjestelmältä fyysiselle järjestelmälle. VanDerHorn ja Mahadevan (2021) kertovat, että tähän suuntaan tapahtuva kulku etenee kahdessa vaiheessa. Ensimmäisessä vaiheessa virtuaalinen järjestelmä tarkastelee, onko tarvetta tehdä muutoksia fyysisen vastikkeen tilaan. Jos tarvetta muutoksille on, selvitetään mitä nämä muutokset ovat. Toisessa vaiheessa nämä muutokset toteutetaan. (VanDerHorn & Mahadevan 2021) Tämä tiedonsiirto tapahtuu siis hieman suoraviivaisemmin, kuin se tapahtuisi toiseen suuntaan.

3. AUTONOMINEN LOAD-HAUL-DUMP-KONE

Load-haul-dump-kone on kaivosteollisuudessa käytössä oleva kone, jonka tehtävänä on kuljettaa maa-ainesta louhintapaikalta seuraavalle kuljetuspaikalle. Tämä kuljetuspaikka on esimerkiksi liukuhihna, jota pitkin louhittu aines kulkeutuu maan pinnalle. LHD-koneet ovat pääasiainen ratkaisu materiaalin käsittelyyn kaivoksessa (Dindarloo 2016). Ensimmäinen kone kehitettiin 1960-luvulla (Xiao et al. 2022).

LHD-kone on matalaprofiilinen nelipyöräinen kone. Moottori on koneen takaosassa ja kauha edessä. Hytti jos sellaista on, sijaitsee koneen keskiosassa kyljessä. Kuvassa 1 esimerkki LHD-koneesta.



Kuva 2. Sandvik LH 514 LHD-kone lavetilla helmikuussa 2022. (kuva/ Jonn Leffmann, 2022)

Koneet voidaan jakaa 4 sukupolveen: Ensimmäisen sukupolven koneet ovat täysin manuaalisesti ohjattavat. Toisen sukupolven koneet ovat kauko-ohjattavat (pitää olla näköyhteydessä koneeseen). Kolmas sukupolvi on kauko-ohjattavia koneita, joita voidaan ohjata jo kauempaa. Neljäntenä sukupolven on autonomisesti ohjautuvat koneet. (Xiao et al. 2022) Nämä viimeisimmän sukupolven koneet voidaan jakaa puoliautonomisiin ja autonomisiin. Käsittelemme tässä luvussa autonomista konetta.

Työympäristönä tässä tekstissä on maanalainen kaivos. LHD hakee ainesta räjäytyspaikalta jatkokuljetukseen. Tämä matka voi olla hyvin lyhyt, jolloin koneen tarvitsee vain lastata kauha, kääntyä ja kipata kuorma. Se voi myös olla pitempi tunneliverkosto. Nämä tunnelit ovat yleensä ahtaita. Tämä vaatii koneelta tarkkuutta, sillä pieni virheliike aiheuttaa törmäyksen tunnelin seinämään. Törmäykset lisäksi aiheuttavat lisäkustannuksia kunnossapitoon, kun hajonneita osia pitää korjata. Tunneleiden ilmanlaatu vaihtelee myös huomattavasti. Etenkin räjäytystyön jälkeen ilmanlaatu on huono ja sen pitää saada tuulettua ennen kuin ihminen saa sinne mennä. Tämän vuoksi autonomiset ja

puoliautoniset koneet ovat tarpeen, sillä ne voivat toimia tunneleissa huonosta ilmanlaadusta huolimatta.

3.1 Ainespinon tunnistaminen lastausta varten

Automaattisessa koneessa ei ole manuaalisen ajon vaihtoehtoa. Kaikki työvaiheet suoritetaan automaattisesti, mukaan lukien kauhan täyttö. (Gustafson et al. 2015) Automaattiselle koneelle on kehitetty useita ohjausjärjestelmiä, joita on testattu kaivoksissa. (Xiao et al. 2022) Tässä luvussa esitellään kehitettyjä malleja automaattiselle kauhan täytölle ja navigoinnille.

Kauhan automaattista täyttöä varten on kehitetty erilaisia tapoja kivipinon tunnistamiselle. Xiao et al. (2022) kertoo, että kivipinon tunnistamista varten käytetään kameroita tai laser skannereita. Näiltä saatu tieto välitetään kauhan radan suunnittelusta vastaavalle osalle. (Xiao et al. 2022)

Valoherkkään kennoon perustuva kuvannus saa aikaan ihmisen käsitystä vastaavan kuvan kohteesta hyvässä valaistuksessa. Kenno muuttaa kuvan sähköisiksi signaaleiksi. (Li 2007) Koneessa käytettävän kamerajärjestelmän mukaan kamerat voidaan luokitella monokulaari-, binokulaari-, syvyys- ja panoraamakameroihin (Wang et al. 2021, Xiaon et al. 2022 mukaan). Kameran näkökentän leveys vaikuttaa siihen, miten kaukaa etäisyys saadaan tarkasti mitattua. Leveän näkökentän kameroilla ei saa etäisyyttä kovin kaukaa selville, mutta kapean näkökentän kameroilla ei taas näe kovinkaan laajaa aluetta. Tällöin joudutaan ottamaan useita kuvia eri kohdista, joka taas johtaa hitaaseen ja vaikeaan 3D-mallin muodostukseen. Kameroihin perustuvan mallinnuksen hyvänä puoleena on nopea mallin muodostus. Ongelmia tässä kuitenkin aiheuttaa tilanteet, joissa valaistus on joko heikko tai kamera on likaantunut. Tällöin mallista tulee epätarkka tai sitä ei voida muodostaa ollenkaan. (Xiao et al. 2022)

Seuraava tapa kivipinon mallintamiseen on etäisyysanturien avulla. Etäisyysanturi kerää tiedon mittaamalla ajan signaalin lähetyksestä sen heijastumiseen (Ma 2005, Xiaon et al. 2022 mukaan). Kivipinoa kuvantaessa täytyy huomioida, että liian isoja kappaleita saattaa jäädä räjäytyksen jäljiltä. Näitä pitää murskata pienemmiksi, jotta vältetään koneen vaurioilta ja tuotannon hidastumiselta. Tähän on kehitetty toimiva ratkaisu muodostamalla pistejoukkoja etäisyysanturien avulla, joka pyrkii erottamaan suuria kappaleita. (McKinnon & Marshall 2014) Etu etäisyysanturien käytössä on mahdollisuus kerätä tietoa koko kaivosympäristön pinnoista. Näistä saadaan nopeasti muodostettua 3D-malli. Tosin kivipinon skannaaminen usealta puolelta on hitaampi prosessi, johtuen suuresta datan määrästä lyhyessä ajassa. (Xiao et al. 2022)

Xiao et al. 2022 tuli johtopäätökseen, että johtuen kummankin kuvantamistekniikoiden haittapuolista olisi hyödyllisintä tutkia näiden kahden tavan yhdistämistä. Yhdistys mahdollistaisi kuvantamisen nopeasti vaikeissakin ympäristöissä, kun data saadaan tunnistettua. (Xiao et al. 2022)

3.2 Kauhan liikeradan prosessointi

Kun kivipino on tunnistettu ja kuvannettu, siirrytään itse kauhan toimintaan. Dadhich et al. (2016a) kertoo, että tämä on maansiirtokoneiden automatisoinnin suurimpia haasteita. Yllä esitetyt kasan kuvausmenetelmät saavat aikaiseksi mallin pelkästään kasan pinnasta, eikä niinkään sen koostumuksesta (Dadhich et al. 2016a). Eli kauhan liikerataa ei voida suunnitella pelkästään sen pinnasta saadun mallin avulla. Dadhich et al. (2016a) jatkaa, että tähän on mahdollisena ratkaisuna ajateltu muun muassa työvaiheen suunnitteluun tarkoitettua ohjelmistoa. Tämä pilkkoi kauhan täytön ongelman useampiin osaongelmiin, niin kuin ihminenkin pyrkii tekemään (Dadhich et al. 2016a).

Xiao et al. (2022) kertoi useasta mallista, jotka perustuvat kivipinosta kauhalle aiheutuvan vastuksen ennustamiseen. Näiden ennustusten mukaan kauhan liikerataa pyrittäisiin ohjaamaan. (Xiao et al. 2022) Tästä kehittyneempänä versiona Richardson-Little (2005) esitti, että voima kasan ja kauhan välillä simuloitaisiin. Oikeassa tilanteessa liikkeitä säädeltäisiin sen voiman mukaan, minkä kauha aistii. (Xiao et al. 2022 mukaan)

Toinen tapa liikeradan suunnitteluun, on käyttää itseoppivaa liikeradan suunnittelua. Dadhich et al. (2016b) pohti vahvistusoppimisen hyödyntämistä autonomisessa kauhan täytössä. Järjestelmä toteuttaisi kauhan täytön ja saisi palautetta täytön onnistumisen mukaisesti. Palaute voi olla joko positiivista tai negatiivista. Haasteena koneoppimisen hyödyntämisessä on kasojen suuri vaihtelu. Kun kauhaa täytetään hienolla aineksella, liikerata pysyy hyvin samana. Tällöin vahvistusoppimisella saataisiin toimiva liikerata kehitettyä. Isompia lohkaraita nostettaessa on suurta vaihtelevuutta. Jokainen kasa käyttäytyy hieman eri tavalla, riippuen esimerkiksi siitä missä kohtaa isoimmat lohkaraitat ovat. (Dadhich et al. 2016b)

Xiao et al. (2022) kertoo, että yleisesti kauhan liikerata pitäisi muodostaa reaaliajassa järjestelmän keräämä dataa hyödyntäen. Tavoitteena on saada kauha täyteen mahdollisimman lyhyessä ajassa pienimmällä mahdollisella energiankulutuksella. (Xiao et al. 2022)

3.3 Koneen navigointi

Seuraavaksi kerrotaan koneen navigoinnista. Se voidaan jakaa kahteen kokonaisuuteen: paikantamiseen ja reitin suunnitteluun (Xiao et al. 2022). Ensiksi kerrotaan erilaisista ratkaisuista koneen sijainnin arviointiin, ja sen jälkeen kuinka reitti voidaan suunnitella.

3.3.1 Paikannus

Koneen autonomisen navigoinnin pohjana on paikannusteknologia. Kone päättelee sijaintinsa kaksiulotteisessa koordinaatistossa ja tietää samalla missä asennossa se on koordinaatistoa nähden. Sijainti voidaan esittää suhteessa johonkin tiedettyyn pisteeseen. (Xiao et al. 2022) Global positioning system (GPS) on useissa navigointijärjestelmissä hyödynnetty sijaintitiedon ylläpitämiseen, mutta signaali maanalaisessa kaivoksessa on liian heikko sen käyttöön (Shi et al. 2020, Xiaon et al. 2022 mukaan). Vaihtoehtoisia tekniikoita sijainnin määrittämiseen ovat merkintälasku, inertiasuunnistus, ultra-wideband (UWB) paikannus ja visuaalinen paikannus (Xiao et al. 2022).

Merkintälasku perustuu siirtymän laskemiseen tiedetyn pisteen suhteen. Järjestelmässä olevilta sensoreilta kerätään tietoa, jonka perusteella lasketaan koneen uusi sijainti. Paikallisessa koordinaattijärjestelmässä laskentaan käytetään trigonometriaa. (Do Nascimento et al. 2018)

Inertiasuunnistuksessa lasketaan sijaintia, nopeutta ja asentoa yhtälöiden avulla (Karmozdi et al. 2018). Se on yksinään toimiva järjestelmä, mutta sen tarkkuus heikkenee ajan myötä anturien mittausvirheiden vuoksi (Tal et al. 2017).

Ultra wideband (UWB) paikannuksessa asennetaan ankkurit UWB-moduulilla, joita käytetään etäisyyspohjaiseen paikannukseen. Paikannusta käyttävä laite lähettää pyyntöjä näille ankkureille, jotka palauttavat etäisyyden. Nämä etäisyydet kalibroidaan matemaattisella mallilla. Kalibroitu arvo tällöin tarkastetaan poikkeumien varalta, jonka jälkeen luodaan arvio etäisyydestä ja nopeudesta. UWB:n etuna on sen lähettämien aaltojen kyky läpäistä ainetta. (Guo et al. 2016) Tästä on apua maanalaisen kaivoksen olosuhteissa, sillä ankkurit voidaan tarvittaessa asentaa maan pinnalle.

Visuaalisessa paikannuksessa kerätään kohde ympäristöstä dataa kuvien muodossa. Tämän jälkeen kuvista poimitaan ominaisuudet CNN (Convolutional neural network) -mallin avulla. Nämä ominaisuudet tuodaan tietokantaan, josta etsitään vastaavuuksia. Kun sijainti on saatu pääteltyä, arvioidaan lopuksi suuntautuminen ympäristöön nähden. (Chen et al. 2018)

Paikannusteknologialla saadaan tietoon vain koneen sen hetkinen sijainti, nopeus ja suunta. Reitin suunnittelu on oleellinen osa koneen autonomista navigointia. Sen tarkoituksena on luoda koneelle polku, jossa välttyttäisiin törmäyksiltä. Lisäksi suunnittelussa pyritään minimoimaan energian kulutus ja suoritus aika. (Xiao et al. 2022) Reitin suunnittelu tavat voidaan jakaa kahteen osaan: globaaliin ja paikalliseen suunnitteluun (Li 2016, Xiaon et al. 2022 mukaan). Näistä kerrotaan seuraavaksi.

3.3.2 Globaali polun suunnittelu

Globaalissa suunnittelussa määritetään polku lähtöpisteestä loppupisteeseen jo tiedeyssä ympäristössä (Xiao et al. 2022). Polun määrittelylle on lukuisia algoritmeja, jotka jakautuvat eri tyyppisiin (Yang et al. 2016).

Näytteenottoon perustuvissa algoritmeissa käytetään solmuja, soluja tai muita kaavoja. Ympäristö kartoitetaan tai polkua etsitään sattumanvaraisesti. Algoritmien käyttämistä varten pitää toimintaympäristö olla jollain tavalla tiedossa, joka on matemaattisen esityksen muodossa. Nämä algoritmit voidaan jakaa edelleen vielä kahteen osaan: aktiivisiin ja passiivisiin algoritmeihin. Aktiivisissa tutkitaan muuan muassa sattumanvaraisesti puita, näillä polku saadaan aikaiseksi omana prosessinaan. Passiivisissa taas luodaan useita reittejä alkupisteestä loppuun. Tähän lisäksi tarvitaan jonkinlainen hakualgoritmi parhaan reitin valintaan. Aktiivisissa algoritmeissa polku saadaan luotua itsenäisesti ja passiivisissa tarvitaan muita algoritmeja tukemaan sen toimintaa. (Yang et al. 2016)

Solmuihin perustuvat algoritmit tutkivat jo muodostettua karttaa. Nämä kartat muodostuvat solmuista tai muista vastaavista rakenteista, joissa tiedon prosessointia on jo valmiiksi suoritettu. Näiden avulla saadaan optimaalinen polku muodostettua tietyn koostumuksen mukaan. (Yang et al. 2016)

Matemaattisen mallin algoritmit jakautuvat lineaarisiin malleihin ja optimaaliseen hallintaan. Näissä mallinnetaan ympäristön lisäksi järjestelmää. Optimaalinen polku perustuu annettuihin eroavaisuuksiin ja yhtälöihin, mitä käyttämällä paras ratkaisu saadaan aikaiseksi. (Yang et al. 2016)

Bioinspiroivat algoritmit ottavat mallia luonnon toiminnasta ongelmien ratkaisemiseksi. Näillä prosesseilla päästään eroon monimutkaisista sattumanvaraisesti etenevistä matemaattisista malleista ja poistaa yleisten matemaattisten mallien heikkouksia eli NP-kovien ongelmien ratkaisu. Bioinspiroivat algoritmit jakautuvat evoluutionääriseen malliin ja neuroverkostoon. Evoluutionäärinen käyttää hyödyksi luonnon evoluution toimintaa ja sosiaalista toimintaa. Neuroverkostossa pyritään mallintamaan hermojen kaltaista toimintaa. (Yang et al. 2016)

Viimeisenä tyyppinä on edellä mainittuja algoritmeja yhdistävä algoritmi. Tämä mahdollista reitin suunnittelun suorituskyvyn paranemisen hyödyntämällä jokaisen eri algoritmityyppin vahvuuksia ja täydentää algoritmeista löytyviä aukkoja. (Yang et al. 2016)

3.3.3 Lokaali polun suunnittelu

Kun globaali polun suunnittelu luo koneen reitille alkupisteestä loppupisteeseen pohjan, jota lokaalilla polun suunnittelulla täydennetään (Chu et al. 2012). Se kerää reaaliaikaista tietoa reitillä olevista esteistä ja pyrkii varmistamaan, että törmäyksiä ei tapahdu (Xiao et al. 2022). Koska sen tehtävä eroaa hieman globaalista suunnittelusta, se käyttää erilaisia algoritmeja.

Artificial potential field (APF) eli keinotekoinen potentiaalitenttä. Tässä loppupisteelle luodaan puoleensa vetävä vaikutus ja esteille hylkivä vaikutus. Reitti päätetään sen perusteella, missä potentiaali on laskevaan suuntaan eli esteistä poispäin ja päätepistettä kohti. (Xiao et al. 2022; Bing et al. 2011)

Sumea logiikka –algoritmi kerää ympäristöstä tietoa anturilta. Tämän kerätyn datan avulla reitti lasketaan hyödyntäen sumean logiikan laskentaa. Tällä algoritmilla saadaan minimoitua virheitä ja saadaan nopeasti ja tarkkoja tuloksia. Tällaisen algoritmin luominen tehdään ihmisen kokemusten perusteella ja luomisen jälkeen niitä ei pysty helposti säätämään reaaliajassa. Lisäksi algoritmia ei pysty sopeuttamaan, jos tieverkosto muuttuu. (Xiao et al. 2022)

3.4 Datan kerääminen koneelta

Tässä luvussa kuvataan vaihtoehtoja, kuinka data saadaan kerättyä kaivosympäristöstä. Satelliittien signaali ei pääse maanalaiseen kaivokseen, joten internet ja GPS eivät toimi (Sequel et al. 2022).

Wireless Local Area Networks eli WLAN käyttää 5:n ja 2.4 GHz:n taajuuksia langattomaan kommunikaatioon. WLAN kykenee siirtämään dataa 1–108 Mbps nopeudella 50–150 metrin etäisyydellä riippuen ympäristöstä. Se ei tarvitse näköyhteyttä yhteyden ylläpitämiseen. (Sequel et al. 2022)

Radio Frequency Identification (RFID) eli radiotaajuinen etäsuunnistus voi kuljettaa tietoa ja vastaanottaa sitä radioaaltojen avulla. Se koostuu kahdesta osasta, tunnistimesta ja lukijasta. RFID:iä ei yleensä asenneta muuta kuin erillisiä käyttökohteita varten. Sillä on myös heikko kantama, joten lukijoita pitäisi asettaa kattavasti toiminnan varmistamiseksi. (Sequel et al. 2022)

Wireless personal area network (WPAN) eli likiverkko on maanalaisessa ympäristössä laajasti tutkittu tiedonsiirtotapa. Verrattuna WLAN:iin sen kantama on selvästi lyhyempi. Bluetooth-WPAN:ille tämän kantaman ollessa noin 10 metriä ja ZigBeelle 20–30 metriä.

Chehri et al. (2012) mukaan luvussa 3.1.1 mainittua UWB:tä voidaan myös käyttää tiedonsiirtoon. Tekstissä kerrottiin, että signaalissa tapahtuva häviö on pieni kaivostunnelissa (Chehri et al. 2012).

Low Power Wide Area Network (LPWAN) eli pienitehoinen suuralueverkko on mahdollistanut esineiden internetin laajentamisen urbaaniin ympäristöön. LPWAN:ista on olemassa useita ratkaisuja. Tässä esittelemme kolme niistä. (Sequel et al. 2022)

LoRaWAN pohjautuu long range (LoRa) modulaatioon, joka pohjautuu Chip Spread Spectrumiin (CSS). LoRaWAN on suunniteltu esineiden internetiä käyttäville laitteille. Se käyttää alle GHz:n suuruisia taajuuksialueita, mikä tekee siitä varmemman tilanteissa, missä näköyhteyden tulee esteitä ja on kattavampi. Tämä tekee siitä hyödyllisen kaivosympäristöön, jossa liikkuu suuria koneita. Tiedonsiirron nopeus vaihtelee 3–50 kbps:n välillä. Kantavuus LoRaWANilla on 5–20 kilometriä urbaanissa ympäristössä. (Sequel et al. 2022)

Sigfox-verkoissa Sigfox toimii itse verkon operaattorina. Verrattuna LoRaWAN verkkoihin, sillä on pienempi virrankulutus. Sigfoxilla on toisaalta huomattavasti huonompi tiedonsiirtonopeus. Saavutettavissa oleva nopeus on vain 600 bps. (Sequel et al. 2022)

HaLow on langaton 900 MHz:n taajuuksialuetta käyttävä protokolla. Sen päätavoite on laajentaa perinteisten WLAN-verkkojen kattavuutta, jotka toimivat 2.4 GHz ja 5 GHz:n alueilla. HaLowin kantama on pienempi verrattuna kahteen edelliseen verkkoon, joka on noin 1 kilometri. Sen tiedonsiirtonopeus on kuitenkin huomattavasti parempi sen ollessa 150 kbps ja 347 Mbps väliltä. (Sequel et al. 2022)

4. KONEEN KUNNOSSAPITO

Tässä luvussa kerrotaan kunnossapidosta ja siihen kuuluvista asioista. Ensiksi kerrotaan, kuinka LHD-koneen toimintaa seurataan ja miten tätä seurantaä käytetään vikojen määrittämiseen. Sen jälkeen kerrotaan jäljellä olevasta käyttöiästä (RUL, Remaining useful life) ja lopuksi huoltostrategioista.

4.1 Reaaliaikainen seuranta ja vianmääritys

Koneen aktiivisella tarkkailulla voidaan siihen tulevia vikoja ennustaa. Kun viat voidaan aavistaa ennen kuin koneen hajoaminen on päässyt tapahtumaan, mahdollistaa tämä koneen tuotannosta poissaolon minimoimisen. (Xiao et al. 2022) Huoltostrategian mukaan sillä voidaan myös minimoida kunnossapitokustannuksia (Errandonea et al. 2020). Huoltostrategioista tarkemmin seuraavassa aliluvussa.

Esimerkkinä koneen aktiivisesta tarkkailusta on Sandvikin Optimine järjestelmä. Se kerää dataa koneen toiminnasta reaaliajassa ja muuntaa ne visuaaliseen muotoon. Myös Jinchuan Groupin kehittämä seurantajärjestelmä pystyi keräämään tietoa toiminnasta reaaliajassa sekä tallentamaan sitä. (Xiao et al. 2022)

Näiden seurantamenetelmien kehittyessä älykkäämpään suuntaan myös vianmäärityksessä ollaan siirtymässä älykkäämpiin ratkaisuihin (Xiao et al. 2022). Yksi kehitellyistä tavoista on Least-square support vector machine (LSSVM), piilotettua Markovin mallia ja bioinspiroivaa algoritmia vikojen ennustamiseen. Tämän mallin käyttökohteena on analysoida koneen elektroniikkaa, joka olisi yhtä diagnoosimenetelmää käyttäen haasteellista. (Shuangyu et al. 2019, Xiaon et al. 2022 mukaan) Toinen järjestelmä vianmääritykseen on Caterpillarin Cat productlink. Se kerää tärkeitä koneen suoritukseen liittyvää dataa, joita tarkkailemalla vikoja voidaan ennustaa. The Clear Sky järjestelmä JLG:llä havaitsi itse vian, ilmoitti siitä huoltomiehelle. Sillä oli myös mahdollisuus päästä seurantajärjestelmään ja etsiä ja poistaa vika. (Xiao et al. 2022)

Seurantaan ja vianmääritykseen liittyy monia haasteita. Dataa ei vielä täysin hyödynnetä, eikä sen analysointi ole vielä tarpeeksi syvää vikojen havainnointia varten. Nämä yritetyt vianmääritys ratkaisut ovat kohdistuneet lähinnä moottoriin ja hydraulikkaan. Muihin koneen järjestelmiin ei ole juurikaan perehdytty tutkimuksissa. Syväoppimistakin on yritetty hyödyntää, mutta vähäistä tutkimusta on vasta tehty. (Xiao et al. 2022)

4.2 Jäljellä oleva käyttöikä

Remaining useful life (RUL) eli jäljellä oleva käyttöikä on osan kunnan arviointiin käytetty käsite. Se on arvioitavan kohteen jäljellä oleva käyttöaika nykyisestä hetkestä sen hajoamiseen ja on laajasti käytössä eri alojen tutkimuksissa, sekä kunnossapidon ratkaisuissa. Määritelmiä sille, mikä on käyttöikä, on useita. Sillä voidaan tarkoittaa aikaa, jolloin tarkasteltava kohde on hyödyllinen, tai aikaa milloin se on tuottava. (Si et al. 2011). Tässä tekstissä RUL:illa tarkoitetaan aikaa, jonka jälkeen komponentti tarvitsee huoltoa. RUL on prognostiikassa hyvin keskeinen käsite, sillä sen avulla määritetään optimaalinen ajankohta huoltotoimenpiteille (Aivaliotis et al. 2019).

Nykyisissä ratkaisuissa jäljellä olevan käyttöiän laskemiseen hyödynnetään pääosin kerättyä dataa edeltävistä häiriöistä. Tämä tarkoittaa, että ilman tätä olemassa olevaa dataa RUL:in laskeminen on mahdotonta. Laskennassa keskitytään pelkästään koko koneen tasolla olevaan käyttöikään yksittäisten komponenttien sijaan. Nykyaikaisissa monimutkaistuvissa koneissa olisi tarpeen siirtyä komponenttitason tarkasteluun. Lisäksi käytössä olevat mallit ovat staattisia eikä niitä voida muuttaa. Tämä on ongelmallista uuden tiedon kerääntyessä ja jos koneen toimintaa muutetaan jollakin tavoin. Fysiikan ilmiöt on myös jätetty huomioimatta. (Aivaliotis et al. 2019)

Akkujen RUL:in ennustamisessa keskitytään useimmiten vain yhteen akun soluun ja sykleihin perustuvaan ikääntymiseen. Näissä jätetään kokonaan huomioimatta eri akkupakettien tila ja ajan kulumiseen perustuva ikääntyminen. (Wang et al. 2021b)

4.3 Toiminnan poikkeusten havaitseminen

RUL:illa määritetään, kuinka kauan osa on käyttökelpoinen ennen kuin se pitäisi huoltaa. Koneen käytössä voi kuitenkin tapahtua erilaisia häiriöitä ja virheitä. Esimerkiksi LHD-kone saattaa reitillä törmätä tunnelin seinämään ja rikkoa komponentin. Tällaisia tapauksia voidaan kuitenkin havaita poikkeuksena koneen toiminnassa. Huang et al. (2021) kertoo, että poikkeusten havaitseminen on tärkeää proaktiivisessa kunnossapidossa. Sen avulla voidaan havaita tulevat komponenttien hajoamiset ja auttaa huollon aikataulutuksessa. (Huang et al. 2021) Jos fyysisestä ympäristöstä tuleva data poikkeaa suuresti digitaalisen kaksosen simuloinnista, voidaan olettaa, että jossain on ongelma.

Poikkeamia voidaan jakaa kahteen kategoriaan: pistepoikkeamiin ja kontekstuaalisiin poikkeamiin. Pistepoikkeamalla tarkoitetaan jonkin suuren poikkeamista normaalista arvostaan. Kontekstuaalinen poikkeama tarkoittaa tämän suuren muutosta tietyissä olosuhteissa. Poikkeamien etsinnän prosessi voidaan jakaa kahteen osaprosessiin. En-

simmäiseksi havaitaan normaalista toiminnasta poikkeava arvo. Tämän jälkeen tutkitaan, liittyykö jokin olosuhteiden muutos tähän poikkeamaan vai onko tämä aito poikkeama. Eli jokaisen löydetyn poikkeavan arvo kohdalla tutkitaan, onko kyseessä kontekstuaalinen poikkeama. Pistepoikkeaman ja kontekstuaalisen poikkeaman erottelulla pyritään vähentämään vääriä hälytyksiä. (Lu et al. 2020)

4.4 Kunnossapidon strategioita

Errandonea et al. (2020) kertoo, että huoltostrategia määrittää milloin koneen komponenttia huolletaan ja mitä huolletaan. Luvussa esiteltävät strategiat ovat reaktiivinen, ehkäisevä, osan kuntoon perustuva, ennustava ja ohjaava kunnossapito.

Reaktiivinen kunnossapito on keskeytyksiin perustuva huoltostrategia. Tämä strategia pätee kaikkiin hätätilanteisiin, jotka ovat aiheutuneet koneen hajoamisesta. Reaktiivista kunnossapitoa voidaan käyttää lähinnä kohteisiin, joissa rikon tapahtuminen ei aiheuta suurta taloudellista tappiota. (Errandonea et al. 2020) Tavoitteena ei ole toiminnan keskeytymisen minimoiminen, vaan huoltoon menevien kulujen minimointi ja kertojen milloin konetta joudutaan huoltamaan. (Özgür-Ünlüakın et al. 2019)

Toisin kuin reaktiivisessa kunnossapidossa ehkäisevän kunnossapidon tavoitteena on vähentää aiheutuneita konerikkoja ja siitä aiheutuvia keskeytyksiä. Tämä strategia toteutetaan aikaisempien kokemusten perusteella, jonka mukaan komponenttien huoltovälit määritetään. Koska strategiassa halutaan välttää rikon tapahtuminen, tulee konetta useassa tapauksessa ylihuollettua. Tämä johtaa suuriin kunnossapidon kustannuksiin. (Errandonea et al. 2020)

Osan kuntoon perustuva huoltostrategia on samankaltainen kuin ehkäiseväkin. Sillä pyritään estämään rikon tapahtuminen. Se miten huoltoväli määritetään, on kuitenkin erilainen. Tässä osan kunnan muuttumista tarkastellaan ja ajankohtaa, milloin kyseinen komponentti mahdollisesti hajoaa. Huoltostrategiassa pyritään havaitsemaan poikkeamia koneen normaalissa toiminnassa, joka aiheutuu komponenttien kulumisesta. (Shin & Jun 2015; Kirubakaran & Ilankumaran 2016) Anturien avulla kerätyn tiedon kanssa vähennetään fyysisten tarkastuksien määrää ja huoltovälit saadaan optimoituja suuremmalla varmuudella (Shi & Jun 2015; Shen et al. 2012).

Ennustavassa kunnossapidossa kerätään tietoa järjestelmästä ja sen ympäristöstä. Tämän tiedon avulla pyritään arvioimaan komponentin jäljellä olevaa käyttöikä. Osan kuntoon perustuvassa strategiassa on mahdollista käyttää fyysistä tarkastelua, mutta ennustavassa käytetään aina matemaattista mallia tai datankeruuta anturien avulla. (Er-

randonea et al. 2020) Verrattuna osan kuntoon perustuvaan strategiaan tässä strategiassa katsotaan enemmän tulevaisuuteen tarkoituksena ennustaa seuraava huoltoajan kohta (Kirubakaran & Ilangumaran 2016).

Viimeisenä huoltostrategiana on ohjaava kunnossapito. Tässä strategiassa on tarkoituksena optimoida kunnossapito erilaisten ennustuksien mukaan. (Errandonea et al. 2020) Ohjaava kunnossapito laajentaa ennustavan kunnossapidon strategiaa, luomalla lisäksi toimintasuunnitelman kerätyn datan pohjalta (Consilvio et al. 2019). Dataa käytetään koneen heikoimpien kohtien havaitsemiseen, milloin rikkoja tapahtuu tai on tapahtunut ja luodaan ennustava malli. Tämän mallin pohjalta edelleen määritetään huoltotapahtumat ja niiden ajankohdat. Sen avulla saadaan myös selville suorituskyvyn muutoksien kytkösoisien kunnan heikkenemiseen. (Errandonea et al. 2020)

5. DIGITAALISEN KAKSOSEN HYÖDYNTÄMISMAHDOLLISUUDET

Edellä käsitellyistä huoltostrategioista ennustava ja ohjaava kunnossapito omaavat suurimman potentiaalin digitalisaation suhteen (Errandonea et al. 2020). Näissä on siis hyvät mahdollisuudet digitaalisen kaksosen hyödyntämiseen.

Ensiksi tässä luvussa kerrotaan digitaalisen kaksosen hyödyntämisestä RUL:in laskemisessa. Sen jälkeen kerrotaan poikkeusten havaitsemisesta digitaalisen kaksosen avulla. Lopuksi pohditaan hyödyntämismahdollisuuksia eri huoltostrategioissa ja siihen liittyviä haasteita.

5.1 Digitaalinen kaksonen RUL:in laskennassa

Aivaliotis et al. (2019) tekstissään hyödynsi fysiikan malleja RUL:in laskennassa. Tämän avulla riippuvuutta olemassa olevaan dataan saatiin vähennettyä. Digitaalinen kaksonen otettiin mukaan simulaatiota säättävän mekanismin avulla. Komponenttien käyttöikä oli tarkoituksena arvioida yhdistelemällä oikealta koneelta tulevaa dataa digitaalisen kaksosen tarjoaman simulaation kanssa. Koneen digitaalinen version on tärkeässä asemassa, sillä fyysiseltä koneelta anturien keräämä data ei ole aina riittävää. (Aivaliotis et al. 2019)

Moghadam ja Nejad (2022) loivat reaaliaikaisen mallin vääntömittausten perusteella. Tämän mallin tarkoituksena on tarkkailla tuuliturbiinin kuntoa digitaalista kaksosta hyödyntämällä. Turbiinin koneistossa on tarkkailua varten asetettuja laitteita, jotka arvioivat kuormaa ja rasitusta kuluvalle ajanhetkellä. Stokastista fysiikan mallia käytetään saadun datan perustella arvioimaan osien kulumaa. (Modhadam & Nejad 2022)

Yllä kerrottiin kahdesta eri ratkaisusta mekaanisten osien käyttöiän laskemiseen digitaalista kaksosta hyödyntäen. Mekaaniset komponentit ovat kuitenkin vain yksi osa-alue minkä kuntoa pitää pystyä tarkkailemaan. Luvussa 3 kerrottiin erilaisista algoritmeista ja menetelmistä, mitä autonominen kone tarvitsee toimiakseen. Tämä vaatii laajaa elektronikan käyttöä ja elektroniikka tarvitsee vakaan virtalähteen. Täten on tärkeää, että akku on riittävässä kunnossa. Seuraavaksi kerrotaan digitaalisen kaksosen soveltamisesta akun käyttöiän laskemiseen.

Wang et al. (2021b) kertoo, että akun sähkökemiallisia prosesseja on vaikea määrittää, varsinkin monimutkaisissa työolosuhteissa. Akussa pyritään arvioimaan state of charge (SOC), state of health (SOH) ja RUL. Digitaalisessa kaksosessa tarvitaan useita malleja, joilla on tarkoituksena kuvata akun eri ominaisuuksia. Näissä malleissa kuvattaisiin

muun muassa sähköiset ominaisuudet, lämpöominaisuudet ja ikääntyminen. Tähän liittyy kuitenkin monia haasteita, jotka liittyvät mallien muodostamiseen. (Wang et al. 2021b) Näistä kerrotaan lisää luvussa 5.4. Mallien avulla on kuitenkin onnistuttu pääsemään alle prosentin tarkkuuteen SOC ja päätejännitteen kanssa (0,035% ja 0,5%) (Wang et al. 2021b).

Wang et al. (2021b) kertoo, että johtuen työolosuhteiden ennustamisen epävarmuudesta, joutuu digitaalinen kaksonen tekemään nämä ennustukset vajailla tiedoilla. Digitaalinen kaksonen voi kuitenkin paikata nämä epätarkkuudet tiedoissa hyödyntämällä massadataa ja tekoälyä (Wang et al. 2021b).

Luvussa 4.2 mainituksessa aukossa akun RUL:in laskennassa, jossa keskityttiin vai yhden solun toimintaan, on ratkaisu digitaalisessa kaksoosessa. Se voi yhdistää nämä yksittäistä solua kuvaavat mallit toisiinsa luoden koko akkua vastaavan kokonaisuuden. Digitaalinen kaksonen havaitsee solujen kapasiteettien epäyhdenmukaisuutta, jännitettä, sisäistä resistanssia ja sisäisiä parametrejä eri solun mallien avulla. (Wang et al. 2021b)

Akun kunnon lisäksi täytyy varmistaa, että koneen elektroniikka toimii oikein. Lukuisia eri algoritmeja käyttävän koneen toiminta on hyvin riippuvainen siitä, että elektroniikan toiminnassa ei ole häiriöitä. Elektronisten komponenttien kunnon heikkeneminen tuo mukanaan sen sähköisten parametrien muutoksen niiden alkuperäisistä arvoista (Pecht & Kang 2018; Xu et al. 2018). Näitä arvojen muutosta tarkkaillaan ajan suhteen ja verrataan lähtöarvoihin. Poikkeamilla alkuarvoista on toleranssi, minkä sisällä sen suuruuden pitää pysyä. Lähtöarvoon ja toleranssiin suhteen poikkeaman avulla määritetään elektronisen komponentin RUL. (Pecht & Kang 2018)

Al-Mohamad et al. (2020) tekstissään määritteli elektroniikan luonnollisesta kulumisesta ja suunnittelu- tai valmistusvirheestä johtuvat rikot empiirisiä malleja noudattavaa simulaatioita varten. Tämän simulaation tarkoituksena on arvioida elektronisten komponenttien kulumista Kalman-suotimen avulla. Eri piirien kulumisnopeus vaihtelee, joka jakaa järjestelmää eri ryhmiin. Nopeammin kuluvat komponentit olivat yksi ryhmä, jossa Kalman-suodinta käytettiin lineaarisilla tavoilla. Toisessa, hitaammin kuluvassa ryhmässä jäljitettiin sisäisten parametrien muuttumista tasaisilla variaatioilla. (Al-Mohamad et al. 2020)

Näitä kerrottuja asioita voidaan hyödyntää LHD-koneessa. Asentamalla vastaavat osia tarkkailevat laitteet koneen mekaanisiin komponentteihin ja luomalla mallin, joka vastaisi niiden kulumaa ajan kuluessa, saataisiin niiden RUL:ia arvioitua. Fyysisen koneen ja mittausten rinnalla toimiva digitaalinen kaksonen simuloisi vastaavaa käyttäytymistä ja

vertaisi tuloksia fyysisestä maailmasta saadun datan kanssa. Mallia voidaan ajan kuluessa parantaa, joka edelleen tarkoittaa RUL:in laskentaa ja tekee koneen mekaanisen puolen kunnossapidosta tehokkaampaa.

Akun ikääntyessä digitaalista kaksosta ja sen simuloinnissa käytettäviä malleja päivitetään. Siinä voidaan hyödyntää datapohjaisia malleja ja akun ikääntymisen mallia, käyttämään historiallista dataa ja reaaliaikaista dataa. Näiden tietojen avulla digitaalinen kaksosen määrittää sen ikääntymisen tilan ja arvioi akun maksimikapasiteettia. (Wang et al. 2021b) Li et al. (2020) kehittämän pilvipohjaisen ratkaisun avulla dataa luodaan akkujärjestelmässä, jonka jälkeen se viedään esineiden internetin kautta pilvipalvelimeen. Siellä data analysoidaan ja muutetaan visuaaliseen muotoon (Li et al. 2020). Tämä ratkaisu kuitenkin vaatii internet yhteyden, joka aiheuttaa maanalaisessa kaivosympäristössä haasteita.

Wangin et al. (2021b) mainitsema tulevaisuuden ennustamisen epävarmuus pitää ainakin osittain paikkaansa LHD:n toiminnassa. Kaivoksen ilmanlaatuun voi tapahtua suuria muutoksia, joko pölyn muodossa tai maan alta vapautuvien kaasujen seurauksena. Myös lämpötila ja kosteus vaihtelee. LHD:n toiminta kuitenkin tapahtuu sykleissä louhintapaikalta maa-aineksen jatkokuljetuspisteelle. Nämä syklit ovat osittain ennustettavissa, muuttuvana tekijänä on muun muassa kauhan täytön onnistuminen. Kone voi saada kauhan riittävän täyteen joko ensimmäisellä yrityksellä, mutta se voi vaatia myös useita yrityksiä. Reitti pisteiden välillä on kuitenkin joka kerta sama, pois lukien kaivostyön etenemisestä johtuva reitin piteneminen. Tätä reitin ennustettavuutta voidaan hyödyntää reitin tukkiutumisen havaitsemiseen tai mahdollisen vian löytämiseen. Jos fyysisen koneen toimet poikkeavat reilusti digitaalisen kaksosen ennustuksesta, voidaan olettaa, että jokin on vialla. Poikkeusten havaitsemisesta kerrotaan seuraavassa aliluvussa.

Elektroniikan käyttöiän arvioimista varten digitaaliselle kaksoselle asetettaisiin historialliseen dataan perustuva algoritmi, joka simuloi piirin elinkaarta. Tätä verrattaisiin fyysiseltä järjestelmältä saatavaan tietoon, jonka muutosnopeutta verrataan simulaatioon. Tämän datan perusteella simulaatiota korjataan, jos tarkasteltavan suureen muutosnopeuksissa on eroa.

5.2 Poikkeusten havaitsemisessa

Tavanomaiset tavat poikkeusten havaitsemiseen on prosessien olemassa olevaan dataan perustuvia. Olemassa olevia tietojärjestelmiä tälle datalle ovat esimerkiksi rakennuksissa käytettävät Asset Management System (AMS), Space Management System (SMS) ja Building Management System (BMS). (Lu et al. 2020)

Yllä olevat järjestelmät vaativat kuitenkin paljon työtä datan käsittelemiseen. Poikkeaman ilmetessä pitää dataa käsitellä useasta järjestelmästä ja tarvittaessa lisätä dataa. Tämä on ihmisen tekemä toimenpide, joka altistaa tämän prosessin erilaisille virheille. Esimerkiksi data saatetaan vahingossa tallentaa kahdesti. Digitaalisen kaksosen kaltaisella älykkäillä järjestelmillä on mahdollisuus lieventää tai jopa ratkaista näitä ongelmia. Sen sijaan, että tietoja eriteltäisiin erilaisista tietolähteistä, digitaalinen kaksonen automaattisesti löytää oleellisen tiedon ja analysoi sitä. Tämän jälkeen se saa vahvistettua poikkeuman syyn. (Lu et al. 2020)

Poikkeumien analysointiin vaaditaan historiallista ja reaaliaikaista dataa. On myös oleellista, että havaitsemiseen käytetty algoritmi digitaalisessa kaksosessa pystyy kehittämään itseään ilman datavirran erillistä tallentamista. (Huang et al. 2021; Ahmad et al. 2017) Toisaalta jos datavirtaa tallennetaan, siitä tulee historiallista dataa myöhempää käyttöä varten.

Yksi poikkeumista LHD-koneiden toiminnassa on niiden moottorin ylikuumentuminen. Tämä johtuu vaihtelevista ja raskaista työolosuhteista. Ylikuumentumisen tapahtuessa koneen toiminta joudutaan pysäyttämään hetkeksi, että se saa jäähtyä. (Wodecki et al. 2018; Siddiqui et al. 2022) Ylikuumentumisen hallitseminen on kunnossapidon kannalta tärkeää, sillä se on ongelma moottorin lisäksi myös hydraulikassa. Ylikuumentuminen aiheuttaa nesteiden laadun huononemista, kumiosien ja tiivisteiden heikkenemistä sekä nopeuttaa osien kulumista. (Siddiqui et al. 2022)

Wodecki et al. (2018) kehitti tutkimuksessaan algoritmin, joka ennustaa moottorin tilan kehittymistä. Tämä algoritmi hyödyntää Anderson-Darling testiä. Tekstissä oli koneen tilalle määritelty kolme prosessia. Ensimmäisessä kone toimii huonossa teknisessä kunnossa ja moottori ylikuumenee merkittävästi. Toisessa koneen jäähdytysjärjestelmä lakkaa toimimasta, mutta konetta silti käytetään. Viimeinen prosessi on koneen korjaus ja sen jälkeinen toiminta hyvässä teknisessä kunnossa. (Wodecki et al. 2018)

Anderson-Darling testistä saatua matriisia yhdistetään prosesseihin seuraavalla tavalla. Prosessissa 1 on suurta varianssia ja tilastolliset arvot ovat suhteessa pieniä. Prosessille 2 varianssi on pieni ja arvot ovat prosessia 1 suurempia. Prosessissa 3 taas varianssi on jälleen suuri, mutta arvot ovat ensimmäiseen prosessiin nähden selvästi suurempia. (Wodecki et al. 2018)

Siddiqui et al. (2022) käytti tutkimuksessaan Weibullin jakaumaa lämmön nousun ja siitä aiheutuvien hajoamisten analysointiin. Tutkimuksen mukaan hydraulikan lämpötila al-

kaa nousemaan, kun järjestelmän tehokkuus laskee alle 60 %:n. Järjestelmän tehokkuuden tippuessa, alkaa myös sen luotettavuus laskemaan. Tämä johtaa suurempaan rikon todennäköisyyteen. (Siddiqui et al. 2022)

LHD-koneen ollessa toimintaympäristössä olisi hyödyllistä tietää, missä vaiheessa toimintasykliä se on. Tällöin voidaan havaita poikkeumia sen käyttäytymisessä, jos tiedetään mitä sen pitäisi sillä ajanhetkellä tehdä.

Koperska et al. (2020) kehitti algoritmin toimintasykliä havaitsemiseen. Tekstissä kerättiin dataa puolalaisesta kaivoksesta, jonka pohjalta algoritmi kehitettiin. Tämä on jaettavissa kolmeen osaan: datan valmisteluun, datan analysointiin ja varsinaiseen syklin havaitsemiseen. Tarkasteltava data algoritmissa on koneen hydrauliiikan paineet. Syklejä eroteltiin hyödyntämällä datan maksimi- ja minimipisteitä. Hydrauliiikalta saatavan datan perustella voidaan tulkita, onko kone menossa louhintapisteeltä kippauspisteelle vai toisinpäin. Kauha louhintapisteeltä kuljettaessa on täysi, joten tämä antaa suuremman arvon datassa, kuin tyhjä kauha. (Koperska et al. 2020)

Tätä sykliä voitaisiin samaan aikaan simuloida digitaalisessa kaksosessa. Pelkkien hydrauliiikassa tapahtuvien muutosten lisäksi tarkkailtaisiin aikaväliä, kauanko koneen kauhan viimeisestä liikkeestä on. Kun koneen kauha ei tee mitään, voidaan olettaa, että se on jossain kahden lastauspisteen välillä. Tälle ajalle voitaisiin asettaa jokin maksimimäärä, jonka jälkeen on oletettavissa, että reitti on joko tukossa, tai koneen toiminnassa on jokin häiriö. Tätä edelleen yhdisteltäisiin muilta komponenteilta tulevan datan kanssa ja käyttää mahdollisen vian määrittämiseen.

Koska digitaalisella kaksosella voidaan simuloida tulevaisuutta, voidaan tehdä siihen malli, joka ennustaisi moottorin ja hydrauliiikan lämpötilan kehittymistä. Tällä voidaan synkronoidun tauottamisen lisäksi koneen toimintaa säätää digitaalisen version avulla siten, että lämpötila ei pääsisi nousemaan. Olosuhteet tosin vaikuttavat tähän sen verran, että lämpötilan nousua ei voida ehkä täysin estää. Digitaalinen kaksonen kuitenkin pyrki hidastamaan tätä mahdollisimman paljon, jotta kone voisi toimia yhtäjaksoisesti mahdollisimman kauan. Tavoitteena lisäksi olisi, että reitillä olisi sen verran koneita, millä tuotanto olisi maksimaalista.

5.3 Soveltaminen eri huoltostrategioihin

Digitaalisen kaksosen soveltaminen kunnossapidossa on yksi sen tutkituimmista osaluista. Tämä johtuu sen suurista mahdollisuuksista liiketoiminnan parantamiseen. (Errandonea et al. 2020; Savolainen & Urbani 2021) Kun LHD:ta huolletaan, se on pois

reitiltä eli se ei kuljeta ainesta louhintapaikalta. Tällä on suora vaikutus kaivoksen tuottavuuteen.

Errandonea et al. 2020 listasi tutkimuksessaan digitaalisen kaksosen soveltamiseen kunnossapidossa liittyviä tutkimuksia. Näistä suurin osa keskittyi ennustavaan kunnossapitoon. Suurinta kiinnostusta on siis ennustavan kunnossapidon kehittämiseen. Se perustuukin digitalisaation hyödyntämiseen, kun taas osan kuntoon perustuvassa kunnossapidossa luotetaan enemmän fyysiseen tarkasteluun anturien ollessa apuna tarkastelussa ja ohjaava kunnossapito on vain kehittyneempi versio ennustavasta kunnossapidosta. Reaktiivisessa kunnossapidossa digitaalisesta kaksosesta ei ole apua ja ehkäisevässä sille on hyvin rajallista käyttöä. (Errandonea et al. 2020)

Osan kuntoon perustuvassa strategiassa digitaalinen kaksonen on hyvä työkalu päätöksentekoon. Se toimii kommunikointivälineenä fyysisen ja virtuaalisen mallin välillä ja mahdollistaa hyvin syvälle ulottuvan tarkkailun simulointimalliensa avulla. (Errandonea et al. 2020)

Listalla eniten tutkitussa eli ennustavassa kunnossapidossa digitaalinen kaksonen on oleellinen. Se mahdollistaa ennustavien mallien käytön, jonka avulla järjestelmän nykyistä ja tulevaa tilaa arvioidaan. Tämä ennustus paranee, kun digitaaliseen kaksoseseen sisältyy lisää tietoa järjestelmän ominaisuuksista. (Errandonea et al. 2020) Lisäksi se voi luoda dataa, mitä ei anturien avulla pystytä mittaamaan (Aivaliotis et al. 2019). Mallien muodostamiseksi tarvitaan historiallista dataa, tämä voi olla oikeaa dataa tai keinotekoisesti luotua (Errandonea et al. 2020).

Kuten ennustavassakin myös ohjaavassa kunnossapidossa digitaalinen kaksonen on oleellinen. Se ennustavien mallien lisäksi pyrkii optimoimaan huoltotapahtumien ajoitusta. Tähän optimointiin käytetään erillisiä malleja sekä tietoa huoltoon kuuluvista prosesseista. (Errandonea et al. 2020)

Digitaaliselle kaksoselle on tarjolla historiallista dataa koneiden kunnossapidosta. Ne ovat jäljitettävissä tietokannoista antureilta saatavan tiedon lisäksi. (Savolainen & Urbani 2021) Aivaliotis et al. (2019) tutkimuksessa dataa kerätään fyysiseltä koneelta läheisyysantureilla ja kameroilla. Tämän lisäksi virtuaaliset vastikkeet keräävät vastaavaa tietoa simulaatiossa. Nämä lähetetään datan analysoimiseen, josta edelleen tietokantoihin ja RUL:in laskentaan. RUL:illa määritetään tulevat huoltotoimenpiteet tärkeysjärjestyksessä. (Aivaliotis et al. 2019)

5.4 Haasteita

Digitaalinen kaksonen pitää saada riittävälle tarkkuudelle, sillä sen avulla määritetään komponenttien huoltoväli ja niiden tärkeys. Epätarkan digitaalisen kaksosen käyttö saattaa aiheuttaa huonoja tuloksia. (Errandonea et al. 2020)

Jotta esimerkiksi ohjaava kunnossapito toimisi paremmin, pitäisi huoltotapahtumat määrittellä tarkemmin (Barbosa et al. 2018, Errandonea et al. 2020 mukaan). Sen lisäksi on tärkeää, että datan saatavuutta saataisiin parannettua. Tarvetta korostaa tietoa hyödyntäessä useista lähteistä. Tätä varten vaaditaan massadata alustoja. Niiden avulla pyritäisiin optimoimaan datan saantia mallien parantamista varten. Joissakin tilanteissa data saattaa myös puuttua täysin. Tällaisissa tilanteissa sitä pitäisi saada jotenkin keinotekoisesti luotua, mikä vaikeuttaa digitaalisen kaksosen käyttöönottoa huomattavasti. Pelkkä data ei myöskään riitä, vaan sen pitää olla riittävän laadukasta. (Errandonea et al. 2020) Datasettejä rajoittaa epävarmuudet ja ristiriitainen tieto. Monissa tapauksissa analysoinnissa käytetään vain osittaisia malleja. Tämä tarkoittaa ihmisen mukaantulon tarvetta, jotta datassa esiintyvät hienovaraiset korrelaatiot voidaan havaita. Ihmisen tarve näissä havainnoissa johtaa siihen, että lopulliset päätökset pitää tehdä myös ihmisen toimesta. (Khan et al. 2020)

Akun kunnan tarkkailu digitaalisella kaksosella on myös haastavaa. Wang et al. (2021b) mukaan akkujen sisäisten parametrien muutosta on vaikea ennustaa. SOC:n ja SOH:n määrittäminen on vaikeaa niiden monimutkaisuuden vuoksi, tätä edelleen vaikeuttaa monimutkaiset koneet, joissa akkuja käytetään. Kaikkia akun elinkaaren aikana tapahtuvia muutoksia ei siis pystytä tarkasti kuvailemaan, mikä tekee RUL:in tarkasta määrittämisestä vaikeaa. (Wang et al. 2021b)

Errandonea et al. 2020 kertoo, että digitaalinen kaksonen tulisi ottaa käyttöön askeleina, jonka mukaan huoltostrategia kehittyisi. Eli autonomisen LHD:n huoltoa digitaalisen kaksosen avulla ei tulisi aloittaa ottamalla heti ohjaava huoltostrategia käyttöön. Alkuun voitaisiin ottaa osan kuntoon perustuva strategia ja kehittää digitaalinen kaksonen toimimaan sen kanssa. Tämän jälkeen voidaan aloittaa siirtymä kehittyneempää huoltostrategiaan.

Ei ole myöskään tiedossa kuinka paljon dataa pitää saada siirrettyä digitaalisen ja fyysisen järjestelmän välillä. Tällä voi olla vaikutus siihen, mitä tiedonsiirtomenetelmiä voidaan käyttää.

6. YHTEENVETO

Digitaalisesta kaksosesta tulee olemaan hyötyä LHD-koneiden automatisoituessa. Se vähentää riskiä hajoamisten tapahtumiseen koneen ollessa reitillä, kun se saadaan yhdistettyä sopivaan huoltostrategiaan ja analysointiin käytettävät mallit saavuttavat riittävän tarkkuuden. Tämä vähentää keskeytyksiä toiminnassa sekä ihmisten tarvetta mennä vaaralliseen ympäristöön, jossa nämä koneet toimivat. Lisäksi digitaalinen kaksonen mahdollistaa kehittyneempien huoltostrategioiden käyttöönoton. Näiden avulla huoltoon meneviä kustannuksia ja aikaa voidaan minimoida, mikä edelleen vaikuttaa positiivisesti tuottoon.

Digitaalisen kaksosen käyttöönotto tulee kuitenkin olemaan työläs ja kallis. Simulaatio täytyy ensin luoda ja koneeseen saada riittävään datankeruuseen tarvittavat välineet. Joidenkin osien kuntoa on vielä haastavaa mitata, kuten esimerkiksi akkujen. Tämä tarkoittaa, että digitaalista kaksosta ei vielä luotettavasti voida hyödyntää kattamaan koko konetta. Kaivosten infrastruktuuria täytyy myös kehittää, jotta se saadaan tukemaan datan kulkemista kaikkialta kaivoksesta.

Aiheita jatkotutkimukselle olisi käytännön sovellusten kehittäminen kaivosympäristöön joko simuloimalla kaivosympäristö ja kone tai tekemällä prototyypin ja vaadittavan infrastruktuurin johonkin kaivokseen. Näiden avulla pitäisi saada muun muassa verkolta vaadittava tiedonsiirtokyky selville. Tämän lisäksi saataisiin selville käyttöönoton kustannukset ja komponentit, mitä koneessa pitäisi olla.

LÄHTEET

- [1] Ahmad, S. *et al.* (2017) 'Unsupervised real-time anomaly detection for streaming data', *Neurocomputing (Amsterdam)*, 262, pp. 134–147. doi: 10.1016/j.neucom.2017.04.070.
- [2] Aivaliotis, P., Georgoulas, K. and Chryssolouris, G. (2019) 'The use of Digital Twin for predictive maintenance in manufacturing', *International journal of computer integrated manufacturing*, 32(11), pp. 1067–1080. doi: 10.1080/0951192X.2019.1686173.
- [3] Al-Mohamad, A., Hoblos, G. and Puig, V. (2020) 'A hybrid system-level prognostics approach with online RUL forecasting for electronics-rich systems with unknown degradation behaviors', *Microelectronics and reliability*, 111, p. 113676. doi: 10.1016/j.microrel.2020.113676.
- [4] Chehri, A., Fortier, P. and Tardif, P. M. (2012) 'Characterization of the Ultra-Wideband Channel in Confined Environments with Diffracting Rough Surfaces', *Wireless personal communications*, 62(4), pp. 859–877. doi: 10.1007/s11277-010-0097-2.
- [5] Chen, Y. *et al.* (2018) 'Indoor visual positioning aided by CNN-based image retrieval: Training-free, 3D modeling-free', *Sensors (Basel, Switzerland)*, 18(8), p. 2692. doi: 10.3390/s18082692.
- [6] Clark, T. *et al.* (2022) 'Engineering Digital Twin-Enabled Systems', *IEEE software*, 39(2), pp. 16–19. doi: 10.1109/MS.2021.3136325.
- [7] Consilvio, A. *et al.* (2019) 'Prescriptive Maintenance of Railway Infrastructure: From Data Analytics to Decision Support', in *2019 6th International Conference on Models and Technologies for Intelligent Transportation Systems (MT-ITS)*. IEEE, pp. 1–10. doi: 10.1109/MTITS.2019.8883331.
- [8] Dadhich, S., Bodin, U. and Andersson, U. (2016a) 'Key challenges in automation of earth-moving machines', *Automation in construction*, 68, pp. 212–222. doi: 10.1016/j.autcon.2016.05.009.
- [9] Dadhich, S., Bodin, U., Sandin, F. and Andersson, U. (2016b) 'Machine learning approach to automatic bucket loading', in *2016 24th Mediterranean Conference on Control and Automation (MED)*. [Online]. 2016 IEEE. pp. 1260–1265.
- [10] Dindarloo, S. (2016) 'Reliability Forecasting of a Load-Haul-Dump Machine: A Comparative Study of ARIMA and Neural Networks', *Quality and reliability engineering international*, 32(4), pp. 1545–1552. doi: 10.1002/qre.1844.
- [11] Errandonea, I., Beltrán, S. and Arrizabalaga, S. (2020) 'Digital Twin for maintenance: A literature review', *Computers in industry*, 123, p. 103316. doi: 10.1016/j.compind.2020.103316.
- [12] Guo, K. *et al.* (2016) 'Ultra-Wideband-Based Localization for Quadcopter Navigation', *Unmanned systems (Singapore)*, 4(1), pp. 23–34. doi: 10.1142/S2301385016400033.

- [13] Gustafson, A., Schunnesson, H. and Kumar, U. (2015) 'Reliability Analysis and Comparison Between Automatic and Manual Load Haul Dump Machines', *Quality and reliability engineering international*, 31(3), pp. 523–531. doi: 10.1002/qre.1610.
- [14] Huang, H. *et al.* (2021) 'Digital Twin-driven online anomaly detection for an automation system based on edge intelligence', *Journal of manufacturing systems*, 59, pp. 138–150. doi: 10.1016/j.jmsy.2021.02.010.
- [15] Karmozdi, A., Hashemi, M. and Salarieh, H. (2018) 'Design and practical implementation of kinematic constraints in Inertial Navigation System-Doppler Velocity Log (INS-DVL)-based navigation', *Navigation (Washington)*, 65(4), pp. 629–642. doi: 10.1002/navi.271.
- [16] Khan, S. *et al.* (2020) 'On the requirements of digital twin-driven autonomous maintenance', *Annual reviews in control*, 50, pp. 13–28. doi: 10.1016/j.arcontrol.2020.08.003.
- [17] Koperska, W., Skoczylas, A. and Stefaniak, P. (2020) 'A Simple Method of the Haulage Cycles Detection for LHD Machine', in *Advances in Computational Collective Intelligence*. Cham: Springer International Publishing (Communications in Computer and Information Science), pp. 326–337. doi: 10.1007/978-3-030-63119-2_27.
- [18] Leffman, J. (2022). Sandvik LH 514 på en parkering i Ystad 23 februari 2022. Saataavissa: https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Sandvik_LH_514_-_Ystad-2022.jpg [noudettu 10.12.2022]. Foto: Jonn Leffmann, CC BY 3.0 <<https://creativecommons.org/licenses/by/3.0/>>, via Wikimedia Commons
- [19] Li, W. *et al.* (2020) 'Digital twin for battery systems: Cloud battery management system with online state-of-charge and state-of-health estimation', *Journal of energy storage*, 30, p. 101557. doi: 10.1016/j.est.2020.101557.
- [20] Lu, Q. *et al.* (2020) 'Digital twin-enabled anomaly detection for built asset monitoring in operation and maintenance', *Automation in construction*, 118, p. 103277. doi: 10.1016/j.autcon.2020.103277.
- [21] McKinnon, C. and Marshall, J. A. (2014) 'Automatic Identification of Large Fragments in a Pile of Broken Rock Using a Time-of-Flight Camera', *IEEE transactions on automation science and engineering*, 11(3), pp. 935–942. doi: 10.1109/TASE.2014.2308011.
- [22] Moghadam, F. K. and Nejad, A. R. (2022) 'Online condition monitoring of floating wind turbines drivetrain by means of digital twin', *Mechanical systems and signal processing*, 162, p. 108087. doi: 10.1016/j.ymssp.2021.108087.
- [23] do Nascimento, P. P. L. L. *et al.* (2018) 'An integrated dead reckoning with cooperative positioning solution to assist GPS NLOS using vehicular communications', *Sensors (Basel, Switzerland)*, 18(9), p. 2895. doi: 10.3390/s18092895.
- [24] Özgür-Ünlüakın, D. *et al.* (2019) 'A DBN based reactive maintenance model for a complex system in thermal power plants', *Reliability engineering & system safety*, 190, p. 106505. doi: 10.1016/j.ress.2019.106505.

- [25] Pecht, M. and Kang, M. (2018) *Prognostics and health management of electronics : fundamentals, machine learning, and internet of things*. Second edition. Edited by M. Pecht and M. Kang. Hoboken, New Jersey: John Wiley & Sons. doi: 10.1002/9781119515326.
- [26] Savolainen, J. and Urbani, M. (2021) 'Maintenance optimization for a multi-unit system with digital twin simulation', *Journal of intelligent manufacturing*, 32(7), pp. 1953–1973. doi: 10.1007/s10845-021-01740-z.
- [27] Shin, J.-H. and Jun, H.-B. (2015) 'On condition based maintenance policy', *Journal of computational design and engineering*, 2(2), pp. 119–127. doi: 10.1016/j.jcde.2014.12.006.
- [28] Si, X.-S. *et al.* (2011) 'Remaining useful life estimation – A review on the statistical data driven approaches', *European journal of operational research*, 213(1), pp. 1–14. doi: 10.1016/j.ejor.2010.11.018.
- [29] Siddiqui, Mohd. A. H. *et al.* (2022) 'Real-Time Comprehensive Energy Analysis of the LHD 811MK-V Machine with Mathematical Model Validation and Empirical Study of Overheating: An Experimental Approach', *Arabian journal for science and engineering (2011)*, 47(7), pp. 9043–9059. doi: 10.1007/s13369-021-06439-0.
- [30] Tal, A., Klein, I. and Katz, R. (2017) 'Inertial navigation system/doppler velocity log (INS/DVL) fusion with partial dvl measurements', *Sensors (Basel, Switzerland)*, 17(2), pp. 415–415. doi: 10.3390/s17020415.
- [31] Tao, F. *et al.* (2019) 'Digital Twin in Industry: State-of-the-Art', *IEEE transactions on industrial informatics*, 15(4), pp. 2405–2415. doi: 10.1109/TII.2018.2873186.
- [32] VanDerHorn, E. and Mahadevan, S. (2021) 'Digital Twin: Generalization, characterization and implementation', *DECISION SUPPORT SYSTEMS*, 145, p. 113524. doi: 10.1016/j.dss.2021.113524.
- [33] Wang, K.-J., Lee, Y.-H. and Angelica, S. (2021a) 'Digital twin design for real-time monitoring - a case study of die cutting machine', *International journal of production research*, 59(21), pp. 6471–6485. doi: 10.1080/00207543.2020.1817999.
- [34] Wang, W. *et al.* (2021b) 'Application of Digital Twin in Smart Battery Management Systems', *Chinese journal of mechanical engineering*. English ed., 34(1), pp. 1–19. doi: 10.1186/s10033-021-00577-0.
- [35] Wodecki, J. *et al.* (2018) 'Technical condition change detection using Anderson-Darling statistic approach for LHD machines - engine overheating problem', *International journal of mining, reclamation and environment*, 32(6), pp. 392–400. doi: 10.1080/17480930.2017.1388336.
- [36] Xiao, W., Liu, M. and Chen, X. (2022) 'Research Status and Development Trend of Underground Intelligent Load-Haul-Dump Vehicle—A Comprehensive Review', *Applied sciences*, 12(18), p. 9290. doi: 10.3390/app12189290.
- [37] Xu, D. *et al.* (2018) 'RUL prediction of electronic controller based on multiscale characteristic analysis', *Mechanical systems and signal processing*, 113, pp. 253–270. doi: 10.1016/j.ymssp.2017.11.036.

- [38] Yang, L. *et al.* (2016) 'Survey of Robot 3D Path Planning Algorithms', *Journal of control science and engineering*, 2016, pp. 1–22. doi: 10.1155/2016/7426913.