



**TURUN
YLIOPISTO**
Kauppakorkeakoulu

Tekoälyn hyödyntäminen toimitusketjun riskienhallinnassa

Kandidaatin tutkielma

Laatija:

Rico-Aslak Lamminheimo

Ohjaaja:

KTT Harri Lorentz

28.4.2024

Turku

Turun yliopiston laatujärjestelmän mukaisesti tämän julkaisun alkuperäisyys on tarkastettu Turnitin OriginalityCheck -järjestelmällä.

Kandidatutkielma

Oppiaine: Toimitusketjujen Johtaminen

Tekijä: Rico Lamminheimo

Otsikko: Tekoälyn hyödyntäminen toimitusketjun riskienhallinnassa

Ohjaaja: KTT Harri Lorentz

Sivumäärä: 27 sivua

Päivämäärä: 28.4.2024

Tämä kandidaatintutkielma käsittelee tekoälyn hyödyntämistä toimitusketjun riskienhallinnassa. Tutkimuksen tavoitteena on selvittää, miten tekoäly voi auttaa tunnistamaan, arvioimaan ja hallitsemaan toimitusketjun riskejä, parantaa ennustettavuutta ja tehostaa reagointikykyä mahdollisissa häiriötilanteissa. Työssä tarkastellaan erilaisia tekoälyn sovelluksia, kuten koneoppimista ja syväoppimista, ja niiden soveltuvuutta eri osa-alueille toimitusketjun riskienhallinnassa.

Tutkielman tavoitteena on pohtia kirjallisuuskatsauksen avulla, miten tekoälyä hyödynnetään toimitusketjujen riskienhallinnassa. Yhdistän tekstissä toimitusketjujen riskienhallinnan, tekoälyn ja toimitusketjujen kirjallisuuden. Tutkielma keskittyy tekoälysovelluksien hyödyntämiseen ja mahdollisiin haasteisiin toimitusketjun riskienhallinnassa. Tutkimuskysymys on: Miten tekoälyä voidaan hyödyntää toimitusketjun riskienhallinnassa? Tutkimuskysymyksen avulla pyrin hahmottamaan tekoälyn tarvetta ja mahdollisia haasteita.

Tutkimukset osoittavat, että tekoäly voi parantaa riskien tunnistamista ja hallintaa toimitusketjussa. Tekoäly mahdollistaa myös jatkuvan oppimisen ja adaptiivisen päätöksenteon, mikä on tärkeää toimitusketjun dynaamisessa ja monimutkaisessa ympäristössä.

Avainsanat: Tekoäly, toimitusketjun riskienhallinta, toimitusketju, toimitusketjun riskit

SISÄLLYS

| | | |
|----------|---|-----------|
| 1 | Johdanto | 6 |
| | 1.1 Tutkimuskysymys ja tutkielman rakenne | 7 |
| 2 | Toimitusketju ja toimitusketjun riskienhallinta | 8 |
| | 2.1 Toimitusketju | 8 |
| | 2.1.1 Toimitusketjujen johtaminen | 8 |
| | 2.2 Toimitusketjun riskit | 9 |
| | 2.3 Toimitusketjun riskienhallinta ja menetelmät | 9 |
| 3 | Tekoäly | 13 |
| | 3.1 Tekoälyn määritelmä | 13 |
| | 3.2 Koneoppiminen | 13 |
| | 3.3 Syväoppiminen | 16 |
| 4 | Tekoälyn hyödyntäminen toimitusketjun riskienhallinnassa | 17 |
| | 4.1 Tekoälysovelluksien tarve SCRM:ssä | 18 |
| | 4.2 Tekoälyn täytäntöönpanon haasteet | 19 |
| 5 | Yhteenveto ja johtopäätökset | 21 |
| | Lähteet | 23 |

KUVIOT

Kuva 1 SCRM:n neljä alakohtaa Gurtun ja Johnyn (2021) mukailemana

11

1 Johdanto

Tekoäly on merkittävästi muuttanut sitä, miten eri teollisuudenalat lähestyvät prosessien optimointia, päätöksentekoa ja liiketoimintamallien innovointia. Erityisesti toimitusketjun hallinnassa tekoälyn hyödyntäminen on noussut keskeiseksi aiheeksi, tarjoten uusia mahdollisuuksia riskien hallintaan kompleksisissa ja dynaamisissa toimitusketjuissa. Tekoäly voi auttaa ennustamaan ja tunnistamaan riskejä toimitusketjuissa, mahdollistaen ennakoivan lähestymistavan riskienhallintaan. (Ivanov & Dolgui, 2020) Tämä on erityisen tärkeää nyky maailmassa, jossa toimitusketjujen häiriöiden potentiaalinen vaikutus on suurempi kuin koskaan. Tekoälyn tarjoamat työkalut, kuten koneoppiminen ja syväoppiminen, voivat parantaa toimitusketjun läpinäkyvyyttä ja resilienssiä, mikä on elintärkeää nopeasti muuttuvassa globaalissa taloudessa (Queiroz ym., 2019).

Koska tiedon merkitys SC (engl. Supply Chain, toimitusketju) alan menestykselle on kasvanut, SC alan ammattilaiset ovat tutkineet erilaisia tapoja hallita tietoa paremmin ja hyödyntää sitä parempien liiketoimintapäätösten tekemiseksi. Yksi näistä keinoista voi olla tekoäly, joka on ollut olemassa jo vuosikymmeniä, mutta jota ei ole täysin hyödynnetty SCM:n (engl. Supply Chain Management, Toimitusketjun hallinta) alalla. Lisäksi, tekoäly voi auttaa parantamaan päätöksentekoa analysoimalla eri skenaarioita ja niiden potentiaalisia vaikutuksia toimitusketjuun, mahdollistaen näin nopeat ja tietoon perustuvat reaktiot muuttuviin olosuhteisiin (Min, 2010).

Toimitusketjun riskienhallinta (engl. Supply Chain Risk Management, SCRM) käsittää monenlaisia strategioita, joilla pyritään tunnistamaan, arvioimaan, lieventämään ja seuraamaan odottamattomia tapahtumia tai olosuhteita, joilla voi olla useimmiten kielteisiä vaikutuksia mihin tahansa toimitusketjun osaan. SCRM-strategiat ovat usein riippuvaisia nopeasta ja mukautuvasta päätöksenteosta, joka perustuu mahdollisesti laajoihin ja moniulotteisiin tietolähteisiin. Nämä ominaisuudet tekevät SCRM:stä sopivan sovellusalueen tekoälytekniikoille. (Baryannis ym., 2019)

Tekoälyn tarjoamat mahdollisuudet toimitusketjun riskienhallinnassa ovat merkittäviä. Kun organisaatiot oppivat hyödyntämään näitä teknologioita tehokkaasti ja vastuullisesti, ne voivat parantaa kykyään ennustaa, tunnistaa ja hallita riskejä, mikä lopulta vahvistaa toimitusketjun riskin sietokykyä ja edistää liiketoiminnan kasvua.

1.1 Tutkimuskysymys ja tutkielman rakenne

Tämän tutkielman tarkoituksena on pohtia ja analysoida tekoälyn hyödyntämistä toimitusketjun riskienhallinnassa. Tutkielman tutkimuskysymys on “Miten tekoälyä voidaan hyödyntää toimitusketjun riskienhallinnassa?”. Kysymyksellä yritetään tutkia tekoälysovelluksien mahdollisuuksia ja haasteita toimitusketjun riskienhallinnassa. Työ on toteutettu kirjallisuuskatsauksena.

Toisessa luvussa perehdytään toimitusketjun- ja toimitusketjun riskienhallinnan määritelmiin ja avataan toimitusketjujen johtamisen ja toimitusketjun riskien määritelmät. Kolmannessa luvussa perehdytään tekoölyyn ja syvennytään tarkemmin koneoppimiseen ja syväoppimiseen. Luvussa kolme rajataan myös tekoälyn osa-alueet, joita tullaan hyödyntämään tässä tutkielmassa. Neljännessä luvussa käsitellään tekoälyn hyödyntämistä toimitusketjun riskienhallinnassa ja hahmotellaan tekoäly sovelluksien hyödyntämistä tarpeiden ja haasteiden näkökulmasta.

2 Toimitusketju ja toimitusketjun riskienhallinta

2.1 Toimitusketju

La Londe ja Masters (1994) ehdottivat, että toimitusketju (engl. supply chain, SC) on joukko yrityksiä, jotka välittävät materiaaleja eteenpäin. Tavallisesti useat itsenäiset yritykset osallistuvat tuotteen valmistukseen ja sen saattamiseen loppukäyttäjän käsiin toimitusketjussa - raaka-aineiden ja komponenttien tuottajat, tuotteiden kokoonpanijat, tukkukauppiat, vähittäiskauppiat ja kuljetusyritykset ovat kaikki toimitusketjun jäseniä. (La Londe & Masters, 1994)

Toimitusketjulla tarkoitetaan yritysten yhteenliittymää, joka tuo tuotteet tai palvelut markkinoille. On huomattava, että nämä toimitusketjun käsitteet sisältävät loppukuluttajan osana toimitusketjua. (Mentzer ym., 2001) Toisen määritelmän mukaan SC on organisaatioiden verkosto, joka osallistuu tuotantoketjun ylävirran (engl. upstream) ja alavirran (engl. downstream) yhteyksien kautta erilaisiin prosesseihin ja toimintoihin, jotka tuottavat arvoa lopulliselle kuluttajalle toimitettavien tuotteiden ja palvelujen muodossa. (Christopher, 1992)

2.1.1 Toimitusketjujen johtaminen

SCM edellyttää, että perinteisesti erilliset materiaalitoiminnot raportoivat johtajalle, joka vastaa koko materiaaliprosessin koordinoinnista, ja edellyttää myös yhteisiä suhteita toimittajiin useilla tasoilla. SCM on konsepti, "jonka ensisijaisena tavoitteena on integroida ja hallita materiaalien hankintaa, virtausta ja valvontaa käyttäen kokonaisjärjestelmä näkökulmaa useiden toimintojen ja toimittajien eri tasojen välillä". (Mentzer ym., 2001) "Toimitusketjun johtamisen tavoitteena on synkronoida asiakkaan vaatimukset toimittajilta tulevien materiaalivirtojen kanssa, jotta saadaan aikaan tasapaino usein ristiriitaisiksi katsottujen tavoitteiden, kuten korkean asiakaspalvelun, alhaisen varastonhallinnan ja alhaisen yksikkökustannuksen, välillä" (Stevens, 1989). "SCM käsittelee materiaalien kokonaisvirtaa toimittajilta loppukäyttäjille..." (Jones & Riley, 1985).

Vaikka SCM:n määritelmät vaihtelevat eri kirjoittajien välillä, ne voidaan luokitella kolmeen luokkaan: johtamisfilosofia, johtamisfilosofian toteuttaminen ja joukko johtamisprosesseja. Vaihtoehtoiset määritelmät ja niiden edustamat luokat viittaavat

siihen, että termi "toimitusketjujen johtaminen" aiheuttaa sekaannusta ilmiön tutkimiseen osallistuville sekä niille, jotka pyrkivät ottamaan käyttöön toimitusketjujen johtamista koskevan lähestymistavan. (Mentzer ym., 2001)

2.2 Toimitusketjun riskit

Toimitusketju riskin (engl. supply chain risk) määritelmät kehittyvät. Yleisesti hyväksyttävä määritelmä auttaa tunnistamaan ja mittaamaan riskin mahdollisuuksia ja sen vaikutusta toimitusketjuihin. Tämä auttaa tehokkaimpien SCRM-strategioiden käyttöönotossa. Näin ollen vakiomääritelmät ovat elintärkeitä. (Sodhi ym., 2012)

Yleisimmät toimitusketjujen riskienhallinta kirjallisuuteen liittyvät termit ovat riski ja epävarmuus. Riski on epävarman tapahtuman tulos, joka voi keskeyttää toimitusketjujen toiminnot. Maailmanlaajuisten toimitusketjujen eduista huolimatta tutkijoiden on ratkaistava lukuisia merkittäviä ongelmia. Riskit ovat haavoittuvuuksia, joita olisi käsiteltävä ja jotka olisi korjattava hallinnoimalla toimitusketjun häiriönsietokykyä. (Ivanov, 2021)

Tutkijat käyttävät joitakin tärkeitä käsitteitä havainnollistamaan SC-riskejä, joko myönteisten tulosten tai negatiivisten vaikutusten perusteella. Haavoittuvuus ja häiriöt ovat esimerkkejä negatiivisista termeistä. Vastaavasti jotkut riskien myönteisiä seurauksia ovat joustavuus ja kestävyys. (Deiva Ganesh & Kalpana, 2022)

Todennäköisyys, että yksittäisten toimittajien toimintahäiriöistä tai toimitusmarkkinoilta tuleviin toimituksiin liittyy tapahtuma, jonka seuraukset johtavat siihen, että ostajayritys ei pysty vastaamaan asiakkaiden kysyntään tai että se aiheuttaa uhkia asiakkuudelle tai sen turvallisuudelle (Zsidisin, 2003). Yksilön käsitys mahdollisesta kokonaistappiosta, joka liittyy tietyn toimittajalta ostetun hyödykkeen toimituksen häiriöön (Ellis ym., 2010). Edellä mainitut tilanteet ovat esimerkkejä negatiivisista tilanteista.

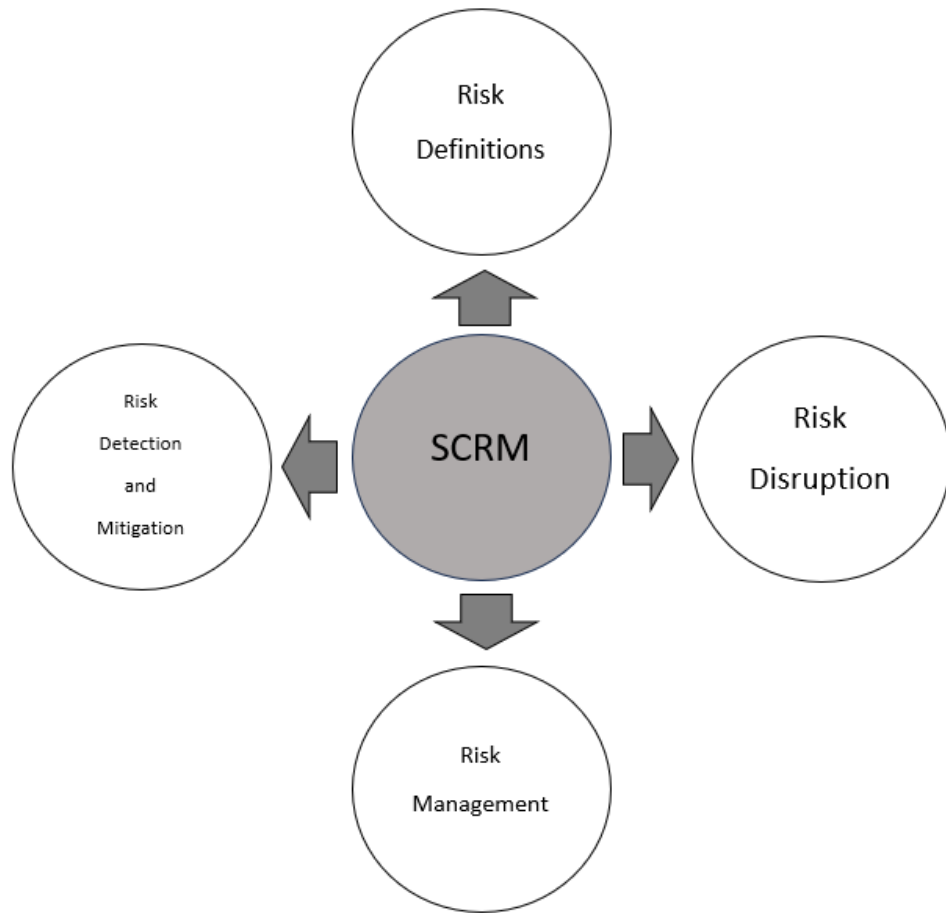
2.3 Toimitusketjun riskienhallinta ja menetelmät

SCRM on järjestelmällinen ja vaiheittainen lähestymistapa toimitusketjujen mahdollisten häiriöiden tunnistamiseen, arviointiin, luokitteluun, lieventämiseen ja seurantaan (Aqlan & Lam, 2016). SCRM on tärkeä ala, koska vaaratilanteella on kerrannaisvaikutuksia logistiikkaverkkoihin (Cigolini & Rossi, 2010). SCRM on organisaatioiden välinen yhteistyö, jossa käytetään kvantitatiivisia ja kvalitatiivisia

riskinhallintamenetelmiä sellaisten odottamattomien makro- ja mikrotason tapahtumien tai olosuhteiden tunnistamiseksi, arvioimiseksi, lieventämiseksi ja seuraamiseksi, jotka voivat vaikuttaa haitallisesti mihin tahansa toimitusketjun osaan (Ho ym., 2015).

SCRM voidaan jakaa kahteen laajaan lähestymistapaluokkaan. Ensimmäinen lähestymistapa on kokonaisvaltainen riskienhallinta strategia (Azad ym., 2013; Christopher & Peck, 2004; Craighead ym., 2007; de Matta, 2017; Tang, 2007; Xu ym., 2016; Gurtu & Johny, 2021), ja toinen on kohdennettu lähestymistapa tiettyyn häiriöön. Vaikka näistä menetelmistä saatiin valtavasti arvoa ja tietoa, häiriöitä aiheuttaneiden tapahtumien oletettiin olevan tahattomia. Riskinhallintastrategioiden puuttuminen häiriöiden syiden ymmärtämiseksi jättää teoreettisesta näkökulmasta aukon, joka altistaa yritykset ympäristössä väistämättömille riskeille. (Gurtu & Johny, 2021)

Kahden laajan lähestymistavan lisäksi riskienhallintaa on tarkasteltu neljän alakohdan avulla. Ensimmäisessä alaluvussa tarkastellaan aiempaa kirjallisuutta riskin eri määritelmien osalta. Toisessa alajaksossa käsitellään luonnonkatastrofien tai ihmisen hallitsemattomien tapahtumien aiheuttamia riskihäiriöitä toimitusketjujen hallinnassa. Riskihäiriöt voivat johtua toimitusketjun heikoista strategioista. Kolmannessa alaluvussa käsitellään riskinhallintamenetelmiä ja -strategioita. Neljännessä alaluvussa kuvataan riskien havaitsemista ja riskien lieventämistä toimitusketjuverkossa, jotta voidaan laatia varautumissuunnitelma ja arvioida toimittajia riskien vaikutusten vähentämiseksi ja toimitusketjun häiriönsietokyvyn saavuttamiseksi. (Gurtu & Johny, 2021)



Kuva 1 SCRM:n neljä alakohtaa Gurtun ja Johnyn (2021) mukailemana
Riskien määritelmät (engl. Risk Definitions): Käsitelty aikaisemmin luvussa 2.2
Toimitusketjun riskit.

Riskien aiheuttama häiriö (engl. Risk Disruption): Häiriöt (engl. disruptions) määrittävät SCM:n lujuuden yrityksessä (Hendricks & Singhal, 2005; 2003; Gurtu & Johny, 2021). Häiriötilanteita kuvataan siten, että "tornado iskee, pommi räjähtää, tavarantoimittaja lopettaa toimintansa tai ammattiliitto aloittaa korpilakon (engl. wildcat strike)" (Sheffi and Rice, 2005). Epävarma liiketoimintaympäristö aiheuttaa toimitusketjuriskejä. Epävarma liiketoimintaympäristö johtuu liiketoiminnan suhdannekäyttäytymisestä, kysynnän vaihtelusta tai katastrofista (Tang, 2007). Epävarmuutta voidaankin pitää riskinä, joka voi häiritä toimitusketjun suorituskykyä. Jotkut kirjoittajat ovat luokitelleet toimitusketjujen riskit operatiivisiin riskeihin, verkostoriskeihin ja ulkoisiin riskeihin. Epävarmuutta voidaankin pitää riskinä, joka voi häiritä toimitusketjun suorituskykyä. Jotkut kirjoittajat ovat luokitelleet toimitusketjujen riskit operatiivisiin riskeihin, verkostoriskeihin ja ulkoisiin riskeihin. (Handfield &

McCormack, 2007; Gurtu & Johny, 2021) Operatiiviset riskit johtuvat järjestelmästä johtuvasta strategisen uudelleensuunnittelun epäonnistumisesta. Esimerkiksi Moby Prince -niminen lautta törmäsi Agip-Abruzzo-nimiseen alukseen Välimerellä 10. huhtikuuta 1991, jolloin 140 ihmistä kuoli ja 25 000 tonnia öljyä menetettiin; Haven-öljytankkerin tulipalo aiheutti kuuden ihmisen hengen ja 50 000 tonnin öljyn menetyksen 11. huhtikuuta 1991. (Cigolini & Rossi, 2010; Gurtu & Johny, 2021) Verkostoriskit johdetaan toimittajaverkoston kerroksista otsikon, toimittajastrategioiden ja toimitusketjun toimittajaverkoston toimittajien välisten sopimusten perusteella. Viimeiseksi, ulkoiset riskit johtuvat organisaation ulkoisesta ympäristöstä, joka muodostaa merkittävän uhan nykyiselle liiketoimintaympäristölle. (Gurtu & Johny, 2021)

Riskien hallinta (engl. Risk Management, RM): RM on erillinen tieteenala, jossa yhdistyy tietoa monilta muilta liiketoiminnan aloilta. Se on tieteenala, jolla sovelletaan monenlaisia menetelmiä tiettyyn ongelmaan. RM on erittäin tärkeä ja olennainen osa mitä tahansa liiketoimintaa, ja projektinhallintalaitokset tunnustavat sen hyvin. (del Caño & de la Cruz, 2002) "Riskienhallinnalla tarkoitetaan strategioita, menetelmiä ja tukivälineitä riskien tunnistamiseksi ja hallitsemiseksi hyväksyttävälle tasolle" (Alhawari ym., 2012).

Riskien havaitsemis- ja lieventämisstrategiat (engl. Risk Detection and Mitigation Strategies): "Riskien havaitseminen on kriittinen osa riskinhallintastrategioita. Kun ymmärretään, miten riskit voidaan parhaiten havaita ja ennakoida, voidaan sekä ennaltaehkäisy- että toipumisstrategiat ottaa käyttöön ennen häiriön syntymistä. Jokaisessa eri luokittelussa on erilaisia riskejä, jotka on havaittava, jotta voidaan laatia asianmukaisia riskinhallintastrategioita" (DuHadway ym., 2019).

3 Tekoäly

3.1 Tekoälyn määritelmä

Tekoälyn (engl. artificial intelligence, AI) alalla on sen 1950-luvulla tapahtuneen esiintymisen jälkeen ollut vuoroin voimakkaan kasvun ja vuoroin huomattavan taantumien kausia. Viime vuosina muun muassa lisääntyvä laskentateho (engl. computational power) ja Big Datan saatavuus ovat lisänneet kiinnostusta alaa kohtaan. Koska tekoälytutkimus kehittyy jatkuvasti, myös sen määritelmä, mitä pidetään tekoälynä, kehittyy jatkuvasti. (Baryannis ym., 2019) Nopeasti etenevässä maailmassa kohti digitaalista tulevaisuutta tekoälyllä on tärkeä rooli yhtenä merkittävimmistä teknologioista (Kumar ym., 2021; Deiva Ganesh & Kalpana, 2022).

Tekoäly on yleisnimitys tekoälytieteelle. Se käyttää tietokoneita simuloimaan ihmisen älykäästä käyttäytymistä ja kouluttaa tietokoneita oppimaan ihmisen käyttäytymistä, kuten oppimista, arvostelukykyä ja päätöksentekoa. Tekoäly on tietohanke, joka ottaa tiedon kohteekseen, hankkii tietoa, analysoi ja tutkii tiedon ilmaisu tyylejä ja käyttää näitä lähestymistapoja saavuttaakseen ihmisen älyllisen toiminnan. (Zhang & Lu, 2021)

3.2 Koneoppiminen

Koneoppiminen (engl. machine learning, ML) on määritelty seuraavasti. ML:n perusajatuksena on algoritmin käyttö, joka parantaa suorituskyykyään oppimalla datasta (Nilsson, 1982). ML on yksi tehokkaista tekniikoista laajan tekoäly tutkimuksen alueella. Viimeaikaiset tutkimukset todistavat ML:n potentiaalin älykkäiden ennakoivien lähestymistapojen kehittämiseen useissa sovelluksissa. Näillä lähestymistavoilla voidaan käsitellä moniulotteisia ja suuria tietomääriä, jotka ovat peräisin eri tietolähteistä, kuten sosiaalisesta mediasta tai verkkouutislustoista. Näin ollen ML voi tarjota potentiaalisia menetelmiä SCRM-sovelluksia varten. (Deiva Ganesh & Kalpana, 2022)

Tehtävien oppimismenetelmän mukaan koneoppiminen voidaan jakaa useisiin eri luokkiin (Luger & Stubblefield, 1993; Min, 2010):

1. Käsite oppiminen (engl. concept learning), jonka tarkoituksena on induktiivisen oppimisprosessin jälkeen tunnistaa tai rakentaa oikein tulevien päätöksentekoprosessien kannalta merkityksellisiä käsitteitä.

2. Päättöspuuoppiminen (engl. decision tree learning), jonka tavoitteena on luokitella kaikki kohteet testaamalla niiden tiettyjen ominaisuuksien arvoja ja rakentamalla sitten päätöspuu.
3. Perseptroni oppiminen (engl. perceptron learning), jolla pyritään hankkimaan hyödyllistä tietoa, vähentämään virheitä ja ratkaisemaan päätöksentekoongelmia käyttämällä yhtä verkkokerrosta, jota kutsutaan "perseptroniksi".
4. Bayesilainen oppiminen (engl. Bayesian learning), jossa tietokone koulutetaan oppimaan todennäköisyysfunktioiden representaatioita.
5. Vahvistusoppiminen (engl. reinforcement learning), jossa tietokonetta koulutetaan suorittamaan korkeatasoisia suorituksia antamalla jatkuvaa palautetta palkkioiden muodossa.

Riippumatta oppimistehtävien eroista koneoppimistekniikat pyrkivät usein jäljittelemään luontoa sen tiedon ja kokemuksen perusteella, jota ihmiskunta on kerännyt olemassaolonsa aikana. Joidenkin koneoppimistekniikoiden taustalla ovat ihmisen aivotoimintaa koskevat neurologiset tutkimukset, joidenkin taustalla taas ovat ihmisen evoluutiota ohjaavat prosessit, joidenkin taustalla on matemaattinen teoria ihmisen tiedonhankinnasta ja päättelystä ja joidenkin taustalla on sosiologinen teoria ihmisen yhteistyökäyttäytymisestä. Erityisesti koneoppiminen voi olla hyödyllinen väline, kun halutaan ymmärtää SC-kumppaneiden yhteistyökäyttäytymisen taustalla olevia motiiveja kriittisen tiedon jakamisessa ja parantaa tapoja vahvistaa SC-kumppaneiden kumppanuutta organisatorisen oppimisprosessin avulla. (Min, 2010)

Koneoppiminen voidaan jakaa tietojen merkitsemisen luonteen mukaan ohjattuun-, ohjaamattomaan- ja puoli-ohjattuun oppimiseen. Ohjattua oppimista käytetään tuntemattoman kartoituksen arvioimiseen tunnetuista näytteistä, joissa lähtö on merkitty. Ohjaamattomassa oppimisessä oppimisjärjestelmälle annetaan vain tulonäytteet (esim. klusterointi ja todennäköisyysfunktion estimointi). Puoli-ohjattu oppiminen on sekä ohjatun että ohjaamattoman oppimisen yhdistelmä, jossa osa datasta on osittain merkitty ja merkittyä osaa käytetään merkitsemättömän osan päättelyyn. (El Naqa & Murphy, 2015)

Ohjatussa oppimisessä (engl. Supervised learning) jokainen harjoitusnäyte syötetiedoista yhdistetään sen tunnettuun luokitusmerkintään. Sen avulla oppija pystyy käsittelemään samankaltaisuuksia ja eroja, kun luokiteltavilla objekteilla on monia

vaihtelevia ominaisuuksia omien luokkiensa sisällä, mutta niillä on silti perusominaisuuksia, jotka tunnistavat ne. Tärkeintä on, että onnistunut oppija pystyy tunnistamaan luokitusmerkinnän, jota se ei ole koskaan ennen nähnyt: esimerkiksi tehtävä, jossa oppijan täytyy tunnistaa omenat appelsiineista. Jokainen omena ja appelsiini on ainutlaatuinen, mutta pystymme silti erottamaan ne toisistaan. Sen sijaan, että koneelle koodattaisiin monia tarkkoja esityksiä omenoista ja appelsiineista, se voidaan ohjelmoida oppimaan erottamaan ne toisistaan toistuvalla kokemuksella todellisista omenoista ja appelsiineista. (El Naqa & Murphy, 2015) ”Ohjattu oppiminen edellyttää koulutustietokokonaisuutta, joka sisältää esimerkkejä syötettä varten sekä merkittäviä vastauksia tai tavoitearvoja tulosta varten. Esimerkkinä voisi olla markkina-alustalle kuukauden kuluessa tilattujen aktiivisten käyttäjien määrän ennustaminen tulosteena (jota pidetään tavoitemuuttujana tai y-muuttujana) erilaisten tulo-ominaisuuksien, kuten myytyjen tuotteiden tai positiivisten käyttäjäarvostelujen määrän, perusteella (joita kutsutaan usein tulo-ominaisuuksiksi tai x-muuttujiksi). Koulutusjoukon tulo- ja lähtötietopareja käytetään sitten ML-mallin avointen parametrien kalibrointiin. Kun malli on onnistuneesti koulutettu, sitä voidaan käyttää ennustamaan kohdemuuttujaa y, kun otetaan huomioon tulo-ominaisuuksien x uudet tai näkemättömät datapisteet. Valvotun oppimisen tyyppin osalta voidaan edelleen erottaa toisistaan regressio-ongelmat, joissa ennustetaan numeerinen arvo (esim. käyttäjien lukumäärä), ja luokitusongelmat, joissa ennustustulos on kategorinen luokkahenkilöys, kuten "katsojia" tai "ostajia". (Janiesch ym., 2021)

Ohjaamattomassa oppimisessä (engl. Unsupervised Learning) esimerkkinä voidaan käyttää tikan heittoa häränsilmään. Laitteella (tai ihmisellä) on useita erilaisia vapauden asteita mekaniikassa, joka ohjaa tikan kulkua. Sen sijaan, että oppija yrittäisi ohjelmoida kinematiikan tarkasti etukäteen, hän harjoittelee tikan heittämistä. Jokaisen kokeilun aikana kinemaattisia vapauden asteita säädetään niin, että tikka pääsee yhä lähemmäs ja lähemmäs napakymppiä. Tämä on siinä mielessä ohjaamatonta, että harjoittelu ei yhdistä tiettyä kinemaattista syöttökonfiguraatiota tiettyyn lopputulokseen. Algoritmi löytää oman tiensä harjoituksen syöttötiedoista. Ihannetapauksessa koulutettu tikanheitäjä pystyy mukauttamaan opittua kinematiikkaa esimerkiksi kohteen asennon muuttuessa. (El Naqa & Murphy, 2015) ”Ohjaamaton oppiminen tapahtuu silloin, kun oppimisjärjestelmän on tarkoitus havaita kuvioita ilman ennalta olemassa olevia merkintöjä tai määrittelyjä. Harjoitusaineisto koostuu siis vain muuttujista x, ja

tavoitteena on löytää kiinnostavaa rakenteellista tietoa, kuten elementtien ryhmiä, joilla on yhteisiä ominaisuuksia (ns. klusterointi), tai datan representaatioita, jotka heijastetaan korkealotteisesta avaruudesta matalampaan (ns. dimensioiden vähentäminen). Eräs merkittävä esimerkki valvomattomasta oppimisesta sähköisillä markkinoilla on klusterointi-tekniikoiden soveltaminen asiakkaiden tai markkinoiden ryhmittelyyn segmentteihin kohderyhmäkohtaisempaa viestintää varten”. (Janiesch ym., 2021)

Puoliohjatussa oppimisessa (engl. Semi-supervised Learning) osa datasta on merkitty ja osa on merkitsemätöntä. Tällaisessa skenaariossa merkittyä osaa voidaan käyttää apuna merkitsemättömän osan oppimisessa. Tällainen skenaario soveltuu useimpiin luonnossa esiintyviin prosesseihin, ja se jäljittelee tarkemmin sitä, miten ihmiset kehittävät taitojaan. (El Naqa & Murphy, 2015)

3.3 Syväoppiminen

”DL viittaa menetelmiin, jotka perustuvat syviin neuroverkkoihin (engl. neural networks). DL-menetelmät poistavat tarpeen ominaisuuksien suunnitteluun yrittämällä oppia optimaalinen joukko ominaisuuksia datasta. Neuroverkot suunniteltiin alun perin simuloimaan ihmisaivojen hermotoimintaa.” (Muthukrishnan ym., 2020)

Syväoppiminen on koneoppimisen käsite, joka perustuu keinotekoisii neuroverkkoihin. Monissa sovelluksissa syväoppimismallit päihittävät pinnalliset koneoppimismallit ja perinteiset data-analyysimenetelmät. (Janiesch ym., 2021) Syväoppimisen avulla laskentamallit, jotka koostuvat useista prosessointikerroksista, voivat oppia tietojen representaatioita useilla abstraktiotasoilla. Syväoppiminen havaitsee suurten tietokokonaisuuksien monimutkaisen rakenteen käyttämällä backpropagation-algoritmia, joka osoittaa, miten koneen pitäisi muuttaa sisäisiä parametrejaan, joita käytetään kunkin kerroksen esityksen laskemiseen edellisen kerroksen esityksestä. Syvät konvoluutioverkot ovat tuoneet läpimurtoja kuvien, videoiden, puheen ja äänen käsittelyssä, kun taas rekursiiviset verkot ovat valaisseet peräkkäistä dataa, kuten tekstiä ja puhetta. (LeCun ym., 2015)

4 Teköällyn hyödyntäminen toimitusketjun riskienhallinnassa

SCRM on nopeasti kasvava tutkimusala, joka käsittelee riskien tai ennennäkemättömien tapahtumien tunnistamisen, arvioinnin, lieventämisen ja seurannan. Tutkijoiden keskuudessa on keskitytty merkittävästi sellaisten riskien tunnistamiseen, lieventämiseen ja hallintaan, jotka koskevat toimitusketjua (engl. supply chain, SC). Vaikka SCRM-tutkimus on ollut olemassa jo pitkään, silti teollisuudenaloilla on vaikeuksia SC-riskien hallinnassa. Myös SC johtajat ovat alkaneet keskittyä päätöksentekoon, joka perustuu lukuisiin tietolähteisiin, jotta epävarmuustekijöitä voitaisiin ennustaa tarkemmin ja saavuttaa proaktiivinen ja ennakoiva älykäs riskienhallintamekanismi. Nämä tekijät tekevät tekoälystä ja koneoppimisesta (ML) sopivat tekniikat SCRM-alalle. Näiden tekniikoiden soveltaminen SCRM:ssä on vasta kehittyvässä vaiheessa. (Deiva Ganesh & Kalpana, 2022)

Nykyisessä tietoon pohjautuvassa maailmassa perinteiset tekniikat eivät ole sopivimpia keinoja toimitusketjujen riskien seurantaan. Tutkijoiden tulisi harkita dataan keskittyvää menetelmää, jolla saadaan reaaliaikaista tietoa, ja hyödyntää sitä tietoa toimitusketjujen riskienhallinta prosesseissa. (Aboutorab ym., 2021) Toimitusketjujen riskienhallinta alaa ei ole tutkittu vielä riittävästi, koska siitä puuttuu kokonaisvaltaisia lähestymistapoja, kuten päästä päähän -näkyvyys (engl. end-to-end visibility) ja reaaliaikainen havainnointi. Tutkimusten mukaan kasvava kiinnostus epävarmojen tapahtumien tarkkaa ennustamista kohtaan käyttäen apuna tekoällyn alaan kuuluvia tekniikoita on kasvanut. Tutkimusten mukaan tekoäly on tuonut mukanaan uudenlaisen ajattelutavan, jolla parannetaan toimitusketjun päätöksentekoa automatisoidun teknologioiden avulla, jotka voivat hyödyntää tietoa ja dataa. (Deiva Ganesh & Kalpana, 2022)

Tekoäly johtaa nopeampaan ja tarkempaan ongelmanratkaisuun ja tarjoaa entistä enemmän merkittävän määrän syötteitä, kuin perinteiset lähestymistavat. Kuitenkin vain viimeaikaiset teknologiset edistysaskeleet ovat osoittaneet, että tekoälyllä on laajoja sovelluksia lukuisilla aloilla, myös toimitusketjujen johtamisessa. (Lynn ym., 2019) Tekoäly on kasvavan merkityksensä ohella yrityksissä saamassa yhä enemmän painoarvoa ja laajemmalle levinnyt, ja nykyisin sitä tutkitaan entistä kokonaisvaltaisemmasta näkökulmasta. Myös AI- ja ML-tekniikat tulevat vaikuttamaan merkittävästi riskienhallintaprosesseihin ennakoivan analytiikan avulla. (Wang ym.,

2016) Täten, kehittyneestä ja ennakoivasta data-analytiikasta on tullut merkittävä osa SCRM-päätöksentekoa. Kun tämä otetaan huomioon, on entistä merkityksellisempää hyödyntää AI-sovelluksia toimitusketjujen riskienhallinnassa, kuten ML ja DL. Näillä tekniikoilla voidaan poimia arvokkaita oivalluksia verkossa olevista tekstimuodoista ja sosiaalisesta mediasta ja tunnistaa riskit liittyen toimitusketjuun. (Deiva Ganesh & Kalpana, 2022) SCRM:n muutos, joka tukee tekoälytekniikoiden tehoa, voi auttaa organisaatioita ylläpitämään ja säilyttämään jatkuvaa kehitystä epävarmojen tapahtumien keskellä. SCM ja sen osa-alueet ovat kriittisimpiä aloja, jotka hyötyvät tekoälysovelluksista. (Canhoto & Clear, 2020)

4.1 Tekoälysovelluksien tarve SCRM:ssä

Maaailmanlaajuisten kriisien vuoksi ennakoivien riskien lieventämisen strategioiden tarve toimitusketjujen riskienhallinnassa on saanut tutkijoiden ja toimitusketjujen johtajien huomion. Ennakoiva riskienhallinta alkaa arvioimalla mahdollisia riskejä ja havaitsemalla riskitekijät, jotka liittyvät niiden perimmäisiin syihin. Lisäksi siinä arvioidaan organisaatiolle aiheutuvien kielteisten vaikutusten ja kokonaistappioiden todennäköisyys. Koska riski on dynaaminen ja epävarma tapahtuma, tulisi harkita jatkuvaa seuranta ja arviointia. (Tummala & Schoenherr, 2011) ”AI:n ja ML:n tekniikoiden mahdollisuudet voivat muuttaa perinteisiä lähestymistapoja SCRM-tavoitteiden, kuten tarkan päätöksenteon, SC:n häiriönsietokyvyn parantamisen, ketteryyden, monimutkaisten järjestelmien mallintamisen ja näkyvyyden, saavuttamiseksi” (Deiva Ganesh & Kalpana, 2022).

Tekoälytutkimuksen laajalla alalla on viime vuosina nähty nopeaa kasvua koneoppimiseen liittyvässä tutkimuksessa. Neuroverkkoja eli koneoppimisen muotoa, on tehokasta hyödyntää tuotantotappioiden riskien arviointiin. Neuroverkoille syötetään erityisiä skenaarioita, joissa on tuotantoaikoja, -määriä ja -kapasiteettia (syötteet (engl. input)) sekä vastaavat kustannusarviot (tuotokset (engl. output)). Näiden harjoitustietojen perusteella neuroverkot oppivat korreloimaan syötteen ja tuotoksen, jolloin ne pystyvät laskemaan kustannusarvioita eri skenaarioille. (Baryannis ym., 2019)

Riskien uhatessa on olennaisen tärkeää kehittää nopeampia ja tarkempia riskien ennustamis- malleja. Tutkijat ovat alkaneet tutkia tekoäly malleja, jotka yhdistävät erilaisia teknologioita. Tämän tarkoituksena on kompensoida yksittäisen menetelmän puutteita. Esimerkiksi, vaikka matemaattiset optimointitekniikat ovat hyviä riskien

vähentämisessä, ne eivät kykene päätöksentekoon tai oppimiseen. Tämän vuoksi on tärkeää kehittää tekoälyn avulla integroituja menetelmiä, jotka parantavat ennustamisen ja oppimisen kykyä, ylittäen perinteisten menetelmien rajat. Lisäksi keskittymällä riskien lieventämiseen ja integroimalla prosesseja kuten riskien tunnistaminen, arviointi ja seuranta, voidaan luoda kattava riskienhallintaprosessi. Erityisen tärkeää tämä on, koska katastrofitilanteissa häiriöiden vaikutukset voivat olla valtavat ja varhaisvaroitusjärjestelmät ovat usein puutteellisia. Tässä kontekstissa tekoäly tarjoaa ratkaisuja, kuten yhdistämällä nykyisten optimointitekniikoiden ja tekoälyn SC:n riskinsietokyvyn parantamiseksi tai kehittämällä riskien ennustamis- ja oppimismalleja kehittyneen data-analytiikan avulla nykyisten käytäntöjen muuttamiseksi. Tekoälyllä voi myös mahdollistaa automaattisen ja tarkan päätöksentekoprosessin keskeyttömän toimitusketju virran saavuttamiseksi hyödyntäen tekoälyyn perustuvia ennustus- ja oppimismalleja äkillisten häiriöiden varalta. (Deiva Ganesh & Kalpana, 2022)

4.2 Tekoälyn täytäntöönpanon haasteet

Hallinnon haasteet: Sopivan infrastruktuurin kehittäminen tekoälypohjaisille älyverkoille, verkkoyhteyksille ja seurannalle on haastavaa. Yleensä tekoälyjärjestelmät vaativat enemmän kehittyneitä lähestymistapoja, jotka parantavat ihmisen ja tietokoneen vuorovaikutusta ja helpottavat tiedonkulkua. Näin ollen infrastruktuurin, ammattitaitoisen työvoiman ja tieto algoritmien puuttuminen haittaa AI-tekniikoiden täytäntöönpanoa useimmissa organisaatioissa. (Tizhoosh & Pantanowitz, 2018)

Taloudelliset haasteet: Pienien- ja keskisuurten yritysten on vaikea hyödyntää tekoälysovelluksia kalliin hinnan vuoksi (Sun & Medaglia, 2019).

Teknologiset haasteet: Tietojenkäsittelyvaatimukset kasvavat, samalla kun käsiteltävän tiedon määrä kasvaa. AI:n, ML:n ja DL:n lähestymistavat edellyttävät huippuluokan prosessoreita, jotka tarjoavat korkean laskentanopeuden. Näin ollen kehittyneisiin rakenteisiin ja arkkitehtuuriin liittyvien haasteiden ratkaiseminen on olennaista onnistuneelle toteutukselle. (Tizhoosh & Pantanowitz, 2018)

Tietohaasteet: Tekoälysovelluksia voi haitata nykyinen tietorakenteiden ja -standardien asema. Tarvitaan uusia ja tehokkaita tekniikoita, joilla voidaan käsitellä, tarkastaa ja

tallentaa suuria määriä dataa. On vaikea saada aikaan menestyksestä tekoälykehystä, kun järjestelmässä ei ole riittävästi standardoitua tietoa. (Sun & Medaglia, 2019)

Etiikka ja turvallisuushaasteet: Toisin kuin ihmiset, tekoälyn hallinnoimat järjestelmät eivät pysty hahmottamaan tilanteiden monimutkaisuutta tai tekemään johtopäätöksiä siitä, mikä toiminta olisi kulloinkin sopivin. Koska nämä ohjelmat eivät kykene ymmärtämään prosessoimiaan tietoja kunnolla, ne ovat herkkiä odottamattomille virheille. Tämä rajoitus lisää haavoittuvuutta kyberhyökkäyksille ja muille kyberturvallisuusriskille, mikä voi vaikuttaa laajalti niiden käyttöalueisiin. (Mitchell, 2019)

Oikeudelliset haasteet: Epätarkat algoritmit, virheet (engl. error) ja tekijänoikeus kiistat johtavat oikeudellisiin haasteisiin (Sun & Medaglia, 2019).

5 Yhteenveto ja johtopäätökset

Tekoäly on auttanut hahmottamaan tapoja, joilla eri toimialat kehittävät prosessien tehokkuutta, tekevät päätöksiä ja uudistavat liiketoimintamallejaan. Erityisesti toimitusketjun hallinnan alueella tekoälyn käyttö on noussut tärkeäksi teemaksi, sillä se avaa uusia keinoja hallita riskejä monimutkaisissa toimitusketjujen prosesseissa. Tekoälyn avulla voidaan ennustaa ja tunnistaa toimitusketjun riskejä, mikä mahdollistaa ennakoivan otteen riskien hallinnassa. (Ivanov & Dolgui, 2020)

Minin (2010) mukaan tekoäly voi tehostaa päätöksentekoprosesseja analysoimalla erilaisia skenaarioita ja arvioimalla niiden mahdollisia vaikutuksia toimitusketjuun, mikä mahdollistaa nopeat ja tietopohjaiset toimenpiteet muuttuvissa tilanteissa. Tämä on suotavaa, sillä tiedon rooli toimitusketjujen menestymisessä on yhä kasvamassa.

Mahdollisten riskien sattuessa tekoäly tarjoaa nopeampia ja tarkempia riskien ennustamismalleja. Siksi on keskeistä kehittää tekoälyn tukemia menetelmiä, jotka vahvistavat sekä ennustamisen että oppimisen kykyjä ja ylittävät perinteisten menetelmien rajoitteet. Painottamalla riskien minimointia ja yhdistämällä prosesseja, kuten riskien tunnistaminen, arviointi ja seuranta, voidaan luoda kokonaisvaltainen riskienhallintaprosessi. Tekoäly mahdollistaa myös automatisoidun ja tarkan päätöksenteon, joka ylläpitää sujuvaa toimitusketjua ja reagoi nopeasti äkillisiin häiriöihin, käyttäen tekoälypohjaisia ennustavia ja oppivia malleja. (Deiva Ganesh & Kalpana, 2022)

Vaikka tekoälysovelluksien implementoinnissa on haasteensa tekoäly voi mullistaa tulevaisuuden SCRM-käytännöt myönteiseen suuntaan (Deiva Ganesh & Kalpana, 2022)

Lähteet

- Aboutorab, H., Hussain, O. K., Saberi, M., Hussain, F. K., & Chang, E. (2021). A survey on the suitability of risk identification techniques in the current networked environment. *Journal of Network and Computer Applications*, *178*, 102984. <https://doi.org/10.1016/j.jnca.2021.102984>
- Alhawari, S., Karadsheh, L., Nehari Talet, A., & Mansour, E. (2012). Knowledge-Based Risk Management framework for Information Technology project. *International Journal of Information Management*, *32*(1), 50–65. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2011.07.002>
- Aqlan, F., & Lam, S. S. (2016). Supply chain optimization under risk and uncertainty: A case study for high-end server manufacturing. *Computers & Industrial Engineering*, *93*, 78–87. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2015.12.025>
- Azad, N., Saharidis, G. K. D., Davoudpour, H., Malekly, H., & Yektamaram, S. A. (2013). Strategies for protecting supply chain networks against facility and transportation disruptions: An improved Benders decomposition approach. *Annals of Operations Research*, *210*(1), 125–163. <https://doi.org/10.1007/s10479-012-1146-x>
- Baryannis, G., Validi, S., Dani, S., & Antoniou, G. (2019). Supply chain risk management and artificial intelligence: State of the art and future research directions. *International Journal of Production Research*, *57*(7), 2179–2202. <https://doi.org/10.1080/00207543.2018.1530476>
- Canhoto, A. I., & Clear, F. (2020). Artificial intelligence and machine learning as business tools: A framework for diagnosing value destruction potential. *Business Horizons*, *63*(2), 183–193. <https://doi.org/10.1016/j.bushor.2019.11.003>
- Christopher, M. (1992). *Logistics and Supply Chain Management: Strategies for Reducing Costs and Improving Services*. Financial Times.
- Christopher, M., & Peck, H. (2004). Building the Resilient Supply Chain. *The International Journal of Logistics Management*, *15*(2), 1–14. <https://doi.org/10.1108/09574090410700275>
- Cigolini, R., & Rossi, T. (2010). Managing operational risks along the oil supply chain. *Production Planning & Control*, *21*(5), 452–467. <https://doi.org/10.1080/09537280903453695>

- Craighead, C. W., Blackhurst, J., Rungtusanatham, M. J., & Handfield, R. B. (2007). The Severity of Supply Chain Disruptions: Design Characteristics and Mitigation Capabilities. *Decision Sciences*, 38(1), 131–156.
<https://doi.org/10.1111/j.1540-5915.2007.00151.x>
- de Matta, R. (2017). Contingency planning during the formation of a supply chain. *Annals of Operations Research*, 257(1), 45–75. <https://doi.org/10.1007/s10479-015-2085-0>
- Deiva Ganesh, A., & Kalpana, P. (2022). Future of artificial intelligence and its influence on supply chain risk management – A systematic review. *Computers & Industrial Engineering*, 169, 108206.
<https://doi.org/10.1016/j.cie.2022.108206>
- del Caño, A., & de la Cruz, M. P. (2002). Integrated Methodology for Project Risk Management. *Journal of Construction Engineering and Management*, 128(6), 473–485. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)0733-9364\(2002\)128:6\(473\)](https://doi.org/10.1061/(ASCE)0733-9364(2002)128:6(473))
- DuHadway, S., Carnovale, S., & Hazen, B. (2019). Understanding risk management for intentional supply chain disruptions: Risk detection, risk mitigation, and risk recovery. *Annals of Operations Research*, 283(1), 179–198.
<https://doi.org/10.1007/s10479-017-2452-0>
- El Naqa, I., & Murphy, M. J. (2015). What Is Machine Learning? Teoksessa I. El Naqa, R. Li, & M. J. Murphy (Toim.), *Machine Learning in Radiation Oncology: Theory and Applications* (ss. 3–11). Springer International Publishing.
https://doi.org/10.1007/978-3-319-18305-3_1
- Ellis, S. C., Henry, R. M., & Shockley, J. (2010). Buyer perceptions of supply disruption risk: A behavioral view and empirical assessment. *Journal of Operations Management*, 28(1), 34–46.
<https://doi.org/10.1016/j.jom.2009.07.002>
- Gurtu, A., & Johny, J. (2021). Supply Chain Risk Management: Literature Review. *Risks*, 9(1), Article 1. <https://doi.org/10.3390/risks9010016>
- Handfield, R., & McCormack, K. P. (Toim.). (2007). *Supply Chain Risk Management: Minimizing Disruptions in Global Sourcing*. Auerbach Publications.
<https://doi.org/10.1201/9781420013306>
- Hendricks, K. B., & Singhal, V. R. (2003). The effect of supply chain glitches on shareholder wealth. *Journal of Operations Management*, 21(5), 501–522.
<https://doi.org/10.1016/j.jom.2003.02.003>

- Hendricks, K. B., & Singhal, V. R. (2005). An Empirical Analysis of the Effect of Supply Chain Disruptions on Long-Run Stock Price Performance and Equity Risk of the Firm. *Production and Operations Management*, 14(1), 35–52. <https://doi.org/10.1111/j.1937-5956.2005.tb00008.x>
- Ho, W., Zheng, T., Yildiz, H., & Talluri, S. (2015). Supply chain risk management: A literature review. *International Journal of Production Research*, 53(16), 5031–5069. <https://doi.org/10.1080/00207543.2015.1030467>
- Ivanov, D. (2021). *Introduction to Supply Chain Resilience: Management, Modelling, Technology*. Springer Nature.
- Ivanov, D., & Dolgui, A. (2020). Viability of intertwined supply networks: Extending the supply chain resilience angles towards survivability. A position paper motivated by COVID-19 outbreak. *International Journal of Production Research*, 58(10), 2904–2915. <https://doi.org/10.1080/00207543.2020.1750727>
- Janiesch, C., Zschech, P., & Heinrich, K. (2021). Machine learning and deep learning. *Electronic Markets*, 31(3), 685–695. <https://doi.org/10.1007/s12525-021-00475-2>
- Jones, T. C., & Riley, D. W. (1985). Using Inventory for Competitive Advantage through Supply Chain Management. *International Journal of Physical Distribution & Materials Management*, 15(5), 16–26. <https://doi.org/10.1108/eb014615>
- Kumar, V., Ramachandran, D., & Kumar, B. (2021). Influence of new-age technologies on marketing: A research agenda. *Journal of Business Research*, 125, 864–877. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2020.01.007>
- La Londe, B. J., & Masters, J. M. (1994). Emerging Logistics Strategies: Blueprints for the Next Century. *International Journal of Physical Distribution & Logistics Management*, 24(7), 35–47. <https://doi.org/10.1108/09600039410070975>
- LeCun, Y., Bengio, Y., & Hinton, G. (2015). Deep learning. *Nature*, 521(7553), 436–444. <https://doi.org/10.1038/nature14539>
- Luger, G. F., & Stubblefield, W. A. (1993). *Artificial intelligence: Structures and strategies for complex problem solving* (2nd ed). Benjamin/Cummings Pub. Co. <http://www.gbv.de/dms/bowker/toc/9780805347807.pdf>
- Lynn, T., Mooney, J. G., Rosati, P., & Cummins, M. (Toim.). (2019). *Disrupting Finance: FinTech and Strategy in the 21st Century*. Springer International Publishing. <https://doi.org/10.1007/978-3-030-02330-0>

- Mentzer, J. T., DeWitt, W., Keebler, J. S., Min, S., Nix, N. W., Smith, C. D., & Zacharia, Z. G. (2001). Defining Supply Chain Management. *Journal of Business Logistics*, 22(2), 1–25. <https://doi.org/10.1002/j.2158-1592.2001.tb00001.x>
- Min, H. (2010). Artificial intelligence in supply chain management: Theory and applications. *International Journal of Logistics Research and Applications*, 13(1), 13–39. <https://doi.org/10.1080/13675560902736537>
- Mitchell, M. (2019). Artificial Intelligence Hits the Barrier of Meaning. *Information*, 10(2), Article 2. <https://doi.org/10.3390/info10020051>
- Muthukrishnan, N., Maleki, F., & Ovens, K. (2020). *Machine Learning and Other Artificial Intelligence Applications, An Issue of Neuroimaging Clinics of North America, E-Book: Machine Learning and Other Artificial Intelligence Applications, An Issue of Neuroimaging Clinics of North America, E-Book*. Elsevier Health Sciences.
- Nilsson, N. J. (1982). *Principles of Artificial Intelligence*. Springer Science & Business Media.
- Queiroz, M. M., Telles, R., & Bonilla, S. H. (2019). Blockchain and supply chain management integration: A systematic review of the literature. *Supply Chain Management: An International Journal*, 25(2), 241–254. <https://doi.org/10.1108/SCM-03-2018-0143>
- A Supply Chain View of the Resilient Enterprise. *MIT Sloan Management Review*. (2005) <https://sloanreview.mit.edu/article/a-supply-chain-view-of-the-resilient-enterprise/>
- Sodhi, M. S., Son, B.-G., & Tang, C. S. (2012). Researchers' Perspectives on Supply Chain Risk Management. *Production and Operations Management*, 21(1), 1–13. <https://doi.org/10.1111/j.1937-5956.2011.01251.x>
- Stevens, G. C. (1989). Integrating the Supply Chain. *International Journal of Physical Distribution & Materials Management*, 19(8), 3–8. <https://doi.org/10.1108/EUM00000000000329>
- Sun, T. Q., & Medaglia, R. (2019). Mapping the challenges of Artificial Intelligence in the public sector: Evidence from public healthcare. *Government Information Quarterly*, 36(2), 368–383. <https://doi.org/10.1016/j.giq.2018.09.008>

- Tang, C. S. (2007). Robust strategies for mitigating supply chain disruptions. *International Journal of Logistics Research and Applications*, 9(1), 33–45. <https://doi.org/10.1080/13675560500405584>
- Tizhoosh, H. R., & Pantanowitz, L. (2018). Artificial Intelligence and Digital Pathology: Challenges and Opportunities. *Journal of Pathology Informatics*, 9(1), 38. https://doi.org/10.4103/jpi.jpi_53_18
- Tummala, R., & Schoenherr, T. (2011). Assessing and managing risks using the Supply Chain Risk Management Process (SCRMP). *Supply Chain Management: An International Journal*, 16(6), 474–483. <https://doi.org/10.1108/13598541111171165>
- Wang, G., Gunasekaran, A., Ngai, E. W. T., & Papadopoulos, T. (2016). Big data analytics in logistics and supply chain management: Certain investigations for research and applications. *International Journal of Production Economics*, 176, 98–110. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2016.03.014>
- Xu, J., Zhuang, J., & Liu, Z. (2016). Modeling and mitigating the effects of supply chain disruption in a defender–attacker game. *Annals of Operations Research*, 236(1), 255–270. <https://doi.org/10.1007/s10479-015-1810-z>
- Zhang, C., & Lu, Y. (2021). Study on artificial intelligence: The state of the art and future prospects. *Journal of Industrial Information Integration*, 23, 100224. <https://doi.org/10.1016/j.jii.2021.100224>
- Zsidisin, G. A. (2003). A grounded definition of supply risk. *Journal of Purchasing and Supply Management*, 9(5), 217–224. <https://doi.org/10.1016/j.pursup.2003.07.002>