



Alisa Ala-Huikka

## Prosessiteollisuuden simulointi- ja optimointitekniikat

Optimaalista lisäarvoa teknologiasta -hanke A80151

Kevät 2024

## 1 Johdanto

Teollisuuden tuotantoprosessit ja niiden vaatimukset vaihtelevat toimialan mukaan. Jokaisella teollisuuden alalla on omat haasteensa ja niiden ratkaiseminen vaatii syvällistä ymmärrystä sekä oikeita työkaluja optimaalisen tuotannon varmistamiseksi. Prosessiteollisuudessa raaka-aineiden jalostus tapahtuu kemiallisten, fysikaalisten tai biokemiallisten prosessien avulla (Pont & Depacq, 2020, s. 2–3). Tuotanto on usein bulkkituotantoa, mutta se saattaa sisältää myös kappaletavaratuotannon tuotantovaiheita, kuten tuotteiden annostelua ja pakkausta. Toimialaan lukeutuvat esimerkiksi lääke-, paperi- ja kemianteollisuus sekä osa elintarviketeollisuuden aloista, kuten juoma- ja meijeriteollisuus. Prosessiteollisuudessa tehokkuuden ja optimoinnin merkitys korostuvat, sillä tuotantoprosessit ovat usein integroituja ja koostuvat monista erilaisista yksikköprosesseista. Siksi pienilläkin operointivirheillä tai parametrien muutoksilla saattaa olla vaikutuksia koko tuotantoketjuun.

Simulointi ja optimointi auttavat prosessiteollisuuden toimijoita erilaisten tuotantohaasteiden ratkaisemisessa, sillä ne mahdollistavat tuotantoprosessien mallintamisen ja analysoinnin ennen fyysistä toteutusta. Niiden avulla voidaan tunnistaa mahdolliset tuotannon pullonkaulat, parantaa resurssien käyttöä ja vähentää kustannuksia sekä minimoida ympäristövaikutuksia.

Tässä julkaisussa tarkastellaan, miten erilaisia simulointi- ja optimointiteknologioita voidaan hyödyntää prosessiteollisuudessa. Julkaisussa käsitellään ensin simulointi- ja optimointityökaluja yleisellä tasolla, jonka jälkeen esitellään työkalujen sovelluskohteita prosessiteollisuudessa case-esimerkkien avulla. Lopuksi tarkastellaan simuloinnin ja optimoinnin tulevaisuusnäkyymiä.

## 2 Simulointi- ja optimointityökalut

Prosessiteollisuudessa erilaiset simulointi- ja optimointityökalut ovat keskeisessä roolissa, kun pyritään ymmärtämään, suunnittelemaan ja kehittämään tuotantoprosesseja. Simuloinnin avulla voidaan esimerkiksi mallintaa ja analysoida prosesseja ennen niiden toteuttamista varsinaisessa tuotantoympäristössä. Optimointityökalut mahdollistavat tuotantoprosessin optimoinnin reaaliaikaisen datan tai historiadatan perusteella. Erilaisten data-analyysien ja laskentamallien avulla voidaan esimerkiksi paikallistaa nopeasti mahdolliset tuotantokatkosten aiheuttajat, laite- ja laatuongelmat sekä parantaa tuotannon resurssitehokkuutta.

**Simulointityökalut.** Prosessisimulointi on työkalu prosessien kehittämiseen, suunnitteluun ja optimointiin (Gmehling ym., 2019, s. 1). Työkalu esittää prosessin tietyt perustoiminnot matemaattisten mallien avulla. Prosessiteollisuuden simulointiohjelmistot perustuvat usein joko dynaamiseen tai staattiseen simulointiin (VTT, i.a.). Staattinen simulointi keskittyy prosessin tasapainotilaan, missä muuttujat eivät muutu ajan suhteen. Dynaaminen simulointi analysoi prosessin aikariippuvaa käyttäytymistä, kuten käynnistyksiä, pysäytyksiä ja häiriöitä. Staattisella simuloinnilla voidaan optimoida prosessien toimintaa, kun taas dynaaminen simulointi tarjoaa työkalut prosessien toiminnan ymmärtämiseen muuttuvissa olosuhteissa. Prosessiteollisuudessa simulointia voidaan hyödyntää eri tilanteissa, kuten tuotantolaitoksen suunnittelussa, päivittäisessä operoinnissa, prosessiongelmien tunnistamisessa sekä prosessin alas- ja ylösajossa (Verma, 2015, s. 8–9). Se mahdollistaa myös ympäristöriskien arvioinnin ja ilmastokestävämpien prosessien kehittämisen (mts. 11). Simuloinnin avulla voidaan parantaa myös työturvallisuutta kouluttamalla henkilöstöä tuotantoprosessin ja sen ongelmatilanteiden hallintaan.

**Optimointityökalut.** Optimointityökalut keskittyvät tuotantoprosessien tehostamiseen. Ne analysoivat simuloinnin ja varsinaisen tuotannon prosessiparametreja ja etsivät parhaita mahdollisia ratkaisuja tuotantoprosessin tehostamiseksi. Optimointiohjelmistot on suunniteltu erityisesti suurille teollisuusyrityksille, jotka pyrkivät tehostamaan tuotantoprosessin lisäksi koko tuotantoketjua ja sen eri osa-alueita (AspenTech, i.a). Useat optimointityökalut hyödyntävät data-analytiikkaa tunnistakseen tuotannon pullonkaulat, tehostakseen resurssien käyttöä ja parantaakseen tuotteiden laatua.

Näiden työkalujen yhdistäminen mahdollistaa tuotantoprosessien kattavan analysoimisen sekä tehokkaan tuotannon suunnittelun. Ne tuovat voivat tuoda kustannussäästöjä, vähentää tuotannon riskejä ja parantaa lopputuotteen laatua.

**Työkalun valinta.** Sopivan ohjelmiston valinnassa on otettava huomioon useita tekijöitä. Näihin tekijöihin kuuluu ohjelmiston saatavuus, käyttäjän tarpeet ja tavoitteet sekä kustannukset (Verma, 2015, s.20). Myös käyttäjien koulutus ja kokemus ovat merkittäviä tekijöitä, sillä jokaisella ohjelmistolla on omat syntaksinsa ja uuden ohjelmiston oppiminen vie aikaa. Käyttäjät saattavat usein suosia heille tuttuja ohjelmistoja, vaikka uudemmat vaihtoehdot tarjoaisivatkin parempia ratkaisuja. Tämän vuoksi on tärkeää valita alusta alkaen sopiva ohjelmisto, jota voidaan käyttää mahdollisimman pitkään. Myös ohjelmiston soveltuvuus on avainasemassa, mutta sen on oltava myös tarpeeksi joustava vastaamaan erilaisiin käyttötarpeisiin.

**Työkalujen haasteet ja rajoitukset.** Simulointi- ja optimointityökaluihin liittyy tiettyjä haasteita ja rajoituksia. Ohjelmistojen lisenssit voivat olla kalliita ja ne saattavat vaatia suuria alkuinvestointeja, mikä voi muodostaa haasteita etenkin pk-yrityksille. Lisäksi ohjelmistojen käyttöönotto ja jalkauttaminen henkilöstön käyttöön vaatii paljon resursseja. Yritykset voivat kuitenkin ostaa simulointi- ja optimointipalveluita ulkopuolisilta toimijoilta. Tämä mahdollistaa erikoisosaamisen ja teknologioiden hyödyntämisen ilman merkittäviä alkuinvestointeja. Työkalujen optimaalinen käyttö edellyttää myös laadukasta tietoa ja dataa tuotantoprosessista. Kriittisiä tietoja ovat esimerkiksi termofysikaaliset ominaisuudet, faasitasapainot, massansiirto ja kemialliset reaktiot, jotka tulisi esittää mahdollisimman tarkasti onnistuneen simuloinnin takaamiseksi (Gmehling ym., 2019, s. 1). Yleisimpiä virheitä prosessisimuloinnissa ovat huono ja puutteellinen data, sopimattomat simulointimallit ja -parametrit sekä puutteellinen herkkyysanalyysi, jotka voivat johtaa virheelliseen laitteistosuunnitteluun (mts. 2).

### 3 Simulointi- ja optimointityökalujen sovelluskohteet

Prosessiteollisuudessa simulointi- ja optimointityökaluja hyödynnetään esimerkiksi tuotantoprosessien turvallisuuden ja tehokkuuden parantamisessa sekä ympäristövaikutusten minimoimisessa. Elintarvike- ja lääketeollisuudessa korostuvat erityisesti myös tuotteen laatu ja tuoteturvallisuus. Työkalut soveltuvat moniin eri tuotannon haasteisiin ja tässä kappaleessa esitellään muutamia sovelluskohteita case-esimerkkien avulla.

Simulointi- ja optimointityökalut tarjoavat keinoja tuotantoautomaation säätöjen optimointiin, jolla voi olla vaikutuksia tuotteen laadussa sekä resurssi- ja energiatehokkuudessa. Meng ym. (2022) vertailivat automaattisesti virittyvää PID-säädintä ja perinteistä PID-säädintä meijeriteollisuuden haihdutusprosessin säädössä. He kehittivät Matlab/Simulink-ympäristössä matemaattisen mallin, johon lisättiin häiriöitä jäljittelemään todellisia tuotanto-olosuhteita. Simulaation tuloksista kävi ilmi, että automaattisesti säätävä PID-säädin pysyi perinteistä PID-säätöä paremmin asetusarvossa. Tämä osoitti, että automaattinen PID-säätö voi parantaa prosessin vakautta ja tuoteominaisuuksia haihdutusprosesseissa.

Dynaamista simulaatiota voidaan hyödyntää turvallisuusanalyysihin, joissa määritetään tuotannon riski- ja vaaratekijät (Kummer & Varga, 2019). Sen avulla voidaan tutkia prosessin toimintahäiriöiden tai ei-toivottujen tilanteiden seurauksia tuotantoprosessin toimintaan. Perinteiset riskianalyytit, kuten HAZOP, vievät paljon aikaa ja ovat välttämättömiä ennen tuotannon käynnistämistä. Simuloinnin avulla tätä aikaa voidaan lyhentää ja samalla vähentää inhimillisiä riskitekijöitä. Kummer ja Varga (2019) kehittivät alustan, jossa oli integroituna Aspen HYSYS ja MATLAB. He sovelsivat alustaa kumeenihydroperoksidin konsentraation säätelyyn alipainetislauskolonnissa toteuttaen erilaisia säätimen vikatilanteita. Vaikka nämä häiriöt eivät aiheuttaneet suuria paineen muutoksia, ne vaikuttivat tuotteen konsentraatioon. Tulokset osoittivat, että alusta soveltuu laajempien toimintahäiriöiden analysointiin ja sitä voidaan hyödyntää tuotannon riskien määrittämisessä.

Tuotantolaitteiden puhdistusprosessi kuluttaa usein paljon vettä ja energiaa, sillä se vaatii pitkiä pesuaikoja (APC, 16.9.2021). Virtauslaskennalla (CFD) voidaan optimoida tuotannon CIP-pesuja: sen avulla saadaan käsitys nesteiden virtauksista suljetuissa prosesseissa ja laitteissa. CFD ennustaa nesteiden virtauskuvioita ja seinämän leikkausjännityksiä, jotka ovat avainasemassa puhdistusprosessin tehokkuudessa. CFD-simulaatiot mahdollistavat

vaikeasti puhdistettavien alueiden sijainnin ennustamisen ja auttavat tunnistamaan virtausku-  
vioita, jotka joko parantavat tai heikentävät puhdistusta.

Pérez Sánchez ym. (2017) simuloivat styreenin tuotantoprosessia käyttäen CHEMCAD-simu-  
lointiohjelmistoa. Tutkimuksen tavoitteena oli optimoida styreenin tuotantoa minimoiden pro-  
sessin energiankulutus ja varmistaen samalla korkea tuotelaatu ja -määrä. Työssä tutkittiin  
separaattorin toimintalämpötilan ja -paineen vaikutusta etyylibentseenin ja styreenin määriin.  
Lämpötilan ja paineen säädöllä pyrittiin maksimoimaan styreenin saanto. Simuloinnin tulokset  
osoittivat, että separaattorin tulee toimia alhaisessa lämpötilassa ja suhteellisen korkeassa  
paineessa styreenin ja etyylibentseenin häviöiden vähentämiseksi. Tutkimuksessa tarkastel-  
tiin myös tislauksprosessin paineen vaikutusta styreenin ja etyylibentseenin saantoon. Tislaus-  
prosessi koostui kahdesta eri tislauskolonnista ja simuloinnin avulla selvitettiin, että styreenin  
ja etyylibentseenin saanto on parhain, kun ensimmäisen tislauskolonnin paine on lähellä il-  
manpainetta tai alipaineinen.

Yllä esitetyt case-esimerkit havainnollistavat, että prosessiteollisuuden simulointi- ja optimoin-  
tityökalut tarjoavat monipuolisia ratkaisuja tuotantoprosessien eri haasteisiin. Työkalut sovel-  
tavat niin rutiinitehtävien suorittamiseen kuin monimutkaisempien tuotanto-ongelmien selvit-  
tämiseen (Gil Chaves ym., 2016, s.8). Simulointi- ja optimointityökaluja voidaan soveltaa eri-  
tyisesti energiatehokkuuden parantamiseen, tuotannon käyttökustannusten ja jätteiden vä-  
hentämiseen, sekä saannon ja prosessin tehokkuuden ja hallittavuuden parantamiseen.

## 4 Simuloinnin ja optimoinnin tulevaisuusnäkymät

Teollisuudessa simuloinnin ja optimoinnin rooli kasvaa teknologian nopean kehityksen myötä ja se tarjoaa uusia tapoja näiden menetelmien soveltamiseen. Tulevaisuudessa simulointimallit tulevat olemaan yhä tarkempia, mahdollistaen prosessien ennustamisen reaaliaikaisesti myös haastavissa tilanteissa. Teollisuus 4.0 -teknologiat ovat jo muokanneet simulointi- ja optimointitekniikoita ja ne tulevat jatkossa yleistymään entisestään.

**Digitaalinen kaksonen.** Digitaaliset kaksoset ovat fyysisen laitteen, yksikköprosessin, tuotantoprosessin tai koko tehtaan virtuaalisia kopioita. Digitaaliset kaksoset hyödyntävät Teollisuus 4.0 -teknologioita, kuten IoT-teknologiaa, Big Data -analytiikkaa, tekoälyä ja pilviteknologioita. Digitaalisessa kaksosessa fyysisen laitteen ja virtuaalisen mallin välinen tiedonkulku on integroituna molempiin suuntiin: virtuaalinen malli on synkronoitu fyysisen laitteen kanssa ja simuloinnin tulokset voidaan toteuttaa suoraan fyysisen laitteen optimoimiseksi (Barbieri ym., 2021). Digitaalinen kaksonen yhdistää siis reaaliaikaista tuotantodataa ja suunnitteluvaiheessa luotuja simulaatiomalleja, tarjoten oikeaan tuotantodataan perustuvia ennusteita (Rosen ym., 2015). Bottani ym. (2020) kehittivät pastörintijärjestelmän digitaalisen kaksosen, joka jäljitteli todellisen pastörintin olosuhteita. Mallin tavoitteena oli ennustaa mahdollisia poikkeamia tehtaan toiminnassa, ja siten ennaltaehkäistä työntekijöiden turvallisuuteen liittyviä ongelmia. Tämä saavutettiin vertaamalla simuloitua mallia todellisiin tehtaan signaaleihin. Pastörintijärjestelmän digitaalinen kaksonen koostui kolmesta pääosasta: simulointityökalusta, poikkeamien ennustustyökalusta ja pilvipalvelimesta.

Digitaalista kaksosta voidaan hyödyntää myös virtuaalisessa käyttöönotossa. Virtuaalista käyttöönottoa hyödynnetään ohjausjärjestelmän suunnitteluun, asentamiseen tai testaamiseen ennen varsinaista käyttöönottoa (Turnbull, 2022). Fyysisen ja virtuaalisen käyttöönoton erona on, että todellinen käyttöönotto sisältää testauksen suoraan todellisella ohjausjärjestelmällä, todellisella PLC:llä ja muilla tarvittavilla laitteilla, kuten antureilla ja toimilaitteilla. Virtuaalisessa käyttöönotossa taas käytetään järjestelmän komponenttien virtuaalisia kopioita, ja siinä on useita konfigurointivaihtoehtoja. Käyttöönotto on tärkeä ja aikaa vievä vaihe. Virtuaalisella käyttöönotolla voidaan lyhentää fyysisen käyttöönoton aikaa, kun ohjauslogiikkaa voidaan testata ja todentaa ennen varsinaista käyttöönottoa (Schamp ym., 2018). Se voi auttaa myös laadun parantamisessa, kunnonvalvonnassa ja virtuaalisessa kouluttamisessa.

**Tekoäly.** Tekoälyn käyttö tulee yleistymään tulevaisuudessa ja sen käyttö näkyy myös prosessiteollisuudessa eri tavoin. Sitä voidaan hyödyntää esimerkiksi tuotantodatan käsittelyyn, ennakoivaan prosessimallinnukseen, prosessin optimointiin, vikojen ja poikkeamien tunnistamiseen sekä tuotantoprosessin säätöön (Thon ym., 2021). GlaxoSmithKline (GSK) hyödynsi tekoälyä hammastahnan valmistusprosessin optimoinnissa (The Mathworks, i.a). Yrityksellä oli käytössään suuri määrä aikaisemmin hyödyntämätöntä prosessidataa hammastahnan tuotantoeristä ja datan hyödyntämiseksi GSK kehitti yhteistyössä MathWorksin kanssa syväoppimiseen perustuvan työkalun. Työkalulla he pystyivät automaattisesti puhdistamaan, segmentoimaan ja analysoimaan kerättyä dataa. Datat visualisointi ja vertailu toteutettiin helppokäyttöisen ja käyttäjäystävällisen pilvipohjaisen verkkosovelluksen kautta. Työkalun avulla GSK pystyi parantamaan ymmärrystään valmistusprosesseistaan, suunnittelemaan kokeita prosessien kehittämiseksi ja tekemään johtopäätöksiä prosessidatasta (Sochon, B, 2019). Syväoppimisen ja Big Data -analytiikan hyödyntäminen mahdollisti GSK:lle prosessidatan käsittelyn nopeuttamisen, virheiden vähentämisen ja valmistusprosessien tehokkuuden parantamisen.

**Geneettinen algoritmi.** Geneettistä algoritmia voidaan soveltaa monenlaisiin optimointiongelmiin ja se perustuu luonnon evoluutiomekanismeihin (Kramer, O, 2017). Niu ym. (2020) kehittivät jäteveden puhdistusprosessin laadun ennustamiseen mallin, joka hyödynsi sekä geneettistä algoritmia (GA) että neuroverkkoihin perustuvaa DBN-syväuskomusverkkoa. Tutkimuksessa mallinnettiin kahta jäteveden laatua kuvaavaa indikaattoria, joita olivat COD (kemiallinen hapenkulutus) ja SS (suspendoitunut kiintoainek). Mallin suorituskykyä arvioitiin vertaamalla ennustettuja tuloksia todellisiin arvoihin. Geneettisen algoritmin ja syväuskomusverkon yhdistelmä (GA-DBN) osoitti parhaan ennustuskyvyn COD:lle ja SS:lle verrattuna muihin testattuihin malleihin. Mallilla pystyttiin löytämään optimaaliset parametrit sekä vähentämään ennustusvirheitä nopeasti ja tarkasti. Tutkimuksen tulokset osoittivat, että GA-DBN-malli on tehokas ja kätevä menetelmä monimutkaisten ja epälineaaristen prosessien mallintamisessa. Sen todettiin tarjoavan paremman ennustuskyvyn ja soveltuvuuden kuin aikaisemmin hyödynnetyt mallit.

**Suurteholaskenta (HPC).** Monimutkaisten ja suurten järjestelmien simulointi ja optimointi saattaa vaatia suurta prosessointitehoa. Suurteholaskenta (HPC) mahdollistaa monimutkaisten ja laskennallisesti intensiivisten mallinnus- ja simulointitehtävien suorittamisen (Spataro ym., 2017). HPC-tietokonejärjestelmille, eli supertietokoneille, on ominaista niiden nopea prosessointiteho, tehokkaat verkkoyhteydet ja suuri muistikapasiteetti (Nvidia,



i.a.). Suurteholaskennan avulla voidaan ratkaista monimutkaisia ongelmia nopeammin kuin perinteisillä tietokoneilla. Prosessiteollisuudessa sen sovellusalueita ovat muun muassa molekyyliidynamiikan simulointi, virtauslaskenta, laskennallinen kemia, rakennemekaniikka ja -tekniikka, materiaalitiede ja -tekniikka, sekä koneoppiminen ja datan analysointi (mt.).

Tulevaisuuden teknologioihin mukautuminen edellyttää yrityksiltä muuntautumiskykyä. Teknologioiden optimaalinen käyttö vaatii saatavilla olevaa reaaliaikaista tuotantodataa, henkilöstön kouluttamista sekä sidosryhmien osallistamista ja sitouttamista (Genest & Gamache, 2020). Yrityksen on myös oltava taloudellisesti kykenevä suorittamaan digitaalisen muutoksen eri vaiheet. Digitaalinen muutos vaatii näin ollen kokonaisvaltaista strategiaa, joka yhdistää teknologian, osaamisen ja taloudelliset resurssit.

## LÄHTEET

- APC. (16.9.2021). *How CFD can Optimize Process Equipment Cleaning*. <https://aprocess.com/blog/harnessing-the-power-of-cfd-to-optimize-process-equipment-cleaning-protocols>
- Aspen Tech. (i.a). *Process Optimization Software*. <https://www.aspentech.com/en/apm-resources/process-optimization-software>
- Genest, M. C., & Gamache, S. (2020). Prerequisites for the Implementation of Industry 4.0 in Manufacturing SMEs. *Procedia Manufacturing*, 51, 1215–1220. <https://doi.org/10.1016/j.promfg.2020.10.170>
- Gil Chaves, I. D., Guevara López, J. R., García Zapata, J. L., Leguizamón Robayo, A., & Rodríguez Niño, G. (2016). *Process Analysis and Simulation in Chemical Engineering*. Springer International Publishing. <https://doi.org/10.1007/978-3-319-14812-0>
- Gmehling, J., Kleiber, M., Kolbe, B., & Rarey, J. (2019.). *Chemical Thermodynamics for Process Simulation (2nd Completely Revised and Enlarged Edition)*. John Wiley & Sons.
- Kramer, O. (2017). *Genetic algorithm essentials*. Springer International Publishing AG. <https://doi.org/10.1007/978-3-319-52156-5>
- Niu, G., Yi, X., Chen, C., Li, X., Han, D., Yan, B., Huang, M., & Ying, G. (2020). A novel effluent quality predicting model based on genetic-deep belief network algorithm for cleaner production in a full-scale paper-making wastewater treatment. *Journal of Cleaner Production*, 265, 121787. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2020.121787>
- Nvidia. (i.a). *What is HPC?* <https://www.nvidia.com/en-us/glossary/high-performance-computing/>
- MathWorks. i.a. *GSK Uses Historical Data to Improve Manufacturing Processes and Make Better Products*. [https://se.mathworks.com/company/user\\_stories/case-studies/interrogation-of-historical-process-data-at-glaxosmithkline.html](https://se.mathworks.com/company/user_stories/case-studies/interrogation-of-historical-process-data-at-glaxosmithkline.html)
- Pont, J.-P. D., & Debacq, M. (2020.). *Process Industries 1—Sustainability, Managerial and Scientific Fundamentals*. John Wiley & Sons.
- Pérez Sánchez, A., Sánchez, E., & Segura Silva, R. (2017). *Simulation of the styrene production process via catalytic dehydrogenation of ethylbenzene using CHEMCAD® process simulator*. 21, 15–31. <https://doi.org/10.14483/22487638.11499>
- Rosen, R., von Wichert, G., Lo, G., & Bettenhausen, K. D. (2015). About The Importance of Autonomy and Digital Twins for the Future of Manufacturing. *IFAC-PapersOnLine*, 48(3), 567–572. <https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2015.06.141>

- Sochon, B. 2019. *Brushin off Old Data*. GSK Consumer Healthcare. <https://se.mathworks.com/content/dam/mathworks/mathworks-dot-com/images/events/matlabexpo/uk/2019/brushing-off-old-data-gleaning-insights-from-manufacturing-process-data.pdf>
- Spataro, W., Trunfio, G. A., & Sirakoulis, G. C. (2017). High performance computing in modelling and simulation. *The International Journal of High Performance Computing Applications*, 31(2), 117–118. <https://doi.org/10.1177/1094342015584473>
- Schamp, M., Hoedt, S., Claeys, A., Aghezzaf, E. H., & Cottyn, J. (2018). Impact of a virtual twin on commissioning time and quality. *IFAC-PapersOnLine*, 51(11), 1047–1052. <https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2018.08.469>
- Thon, C., Finke, B., Kwade, A., & Schilde, C. (2021). Artificial Intelligence in Process Engineering. *Advanced Intelligent Systems*, 3(6), 2000261. <https://doi.org/10.1002/aisy.202000261>
- Turnbull, C. (30.12.2022). *What is Virtual Commissioning?* Virtual Commissioning. <https://virtualcommissioning.com/what-is-virtual-commissioning/>
- Verma, A. K. (2015). *Process modelling and simulation in chemical, biochemical and environmental engineering*. Taylor & Francis. <https://doi.org/10.1201/b17595>
- VTT. 6.2.2015. *Process modelling and simulation: How to improve speed and flexibility in R&D and factory optimization*. [https://www.vttresearch.com/sites/default/files/2023-11/WHITEPAPER\\_CARO\\_Process\\_modelling\\_and\\_simulation\\_guide\\_2021.pdf](https://www.vttresearch.com/sites/default/files/2023-11/WHITEPAPER_CARO_Process_modelling_and_simulation_guide_2021.pdf)