



TEKNILLINEN TIEDEKUNTA

Virtuaalianturit tislauksessa

Veli-Pekka Tokola

PROSESSITEKNIikka

Kandidaatin tutkielma

Huhtikuu 2022

TIIVISTELMÄ

Virtuaalianturit tislauksessa

Veli-Pekka Tokola

Oulun yliopisto, Prosessitekniikan tutkinto-ohjelma

Kandidaatin tutkielma 2022, 26 s.

Työn ohjaajat yliopistolla: TkT Tero Vuolio, TkT Ari Isokangas, DI Outi Ruusunen ja DI Antti Koistinen

Tämä työ käsitteli virtuaaliantureita tislusprosessissa. Työn tavoitteena oli tarkastella tislusprosessia yleisesti teollisuuden näkökulmasta, sekä tutustua tarkemmin virtuaaliantureihin. Virtuaaliantureista tavoitteena oli selvittää yleisesti erilaisia tyyppisiä, niiden käyttötarkoituksia ja tulkintaa. Virtuaaliantureihin syvennyttiin tarkemmin tutkimalla erilaisia matemaattisia mallirakenteita ja niiden toimintaperiaatteita kirjallisuudessa esitetyissä simuloituissa panostislauksissa. Mallien toimivuutta arvioitiin esitettyjen tulosten perusteella, minkä lisäksi käsiteltiin mallien toimivuuteen vaikuttavia tekijöitä. Tarkastellut virtuaalianturiratkaisut perustuivat pääkomponenttianalyysipohjaiseen herkkyysanalyysiin, osittaisen pienimmän neliösumman regressioon ja tukivektoriregressioon. Virtuaaliantureilla arvioitiin lopputuotteen koostumusta lämpötilamittausten perusteella. Virtuaaliantureiden toimivuuteen vaikuttivat lämpötila-antureiden sijainnit, määrä ja mittausten tarkkuus.

Asiasanat: Tislus, Virtuaalianturi, PCA-herkkyysanalyysi, PLS, SVR

ALKUSANAT

Tämä kandidaatintyö on kirjallisuuskatsaus virtuaaliantureista tislausprosessissa. Työn tarkoituksena oli tutustua yleisesti virtuaaliantureihin, sekä esitellä niiden sovelluskohteita tislausprosesseissa. Alkuperäinen työn aihe olisi ollut tislausprosessin digitaalinen avustaja, mutta aiheen laajuuden vuoksi päätettiin keskittyä pelkästään virtuaalisiin antureihin.

Haluan kiittää työn ohjaajia hyvästä ohjauksesta ja selkeistä neuvoista, sekä erityisesti kärsivällisyydestä työn pitkittyessä. Haluan osoittaa myös kiitokset ystävääni Arttu Pesolaa kohtaan henkisestä tuesta vaikeina hetkinä. Työn ohjaajina toimi Tero Vuolio, Ari Isokangas, Outi Ruusunen ja Antti Koistinen.

Oulu 10.3.2022

Veli-Pekka Tokola

SISÄLLYSLUETTELO

TIIVISTELMÄ

ALKUSANAT

SISÄLLYSLUETTELO

| | |
|---|----|
| 1 Johdanto | 4 |
| 2 Tislausprosessi | 5 |
| 2.1 Tislausprosessin yleinen toteutus | 5 |
| 2.2 Tislauskolonnyypit..... | 7 |
| 2.2.1 Pohjakolonne | 7 |
| 2.2.2 Vigreux -kolonne..... | 8 |
| 2.2.3 Täytekappalekolonne..... | 8 |
| 2.2.4 Spinning band -kolonne..... | 8 |
| 3 Virtuaalianturi | 9 |
| 3.1 Mallinnusmenetelmät..... | 9 |
| 3.1.1 Fysikaaliseen malliin pohjautuva virtuaalianturi..... | 10 |
| 3.1.2 Datapohjainen virtuaalianturi | 10 |
| 3.1.3 Hybridi virtuaalianturi | 11 |
| 3.2 Virtuaalianturin mallin valinta | 11 |
| 3.3 Virtuaalianturin käytössä huomioitavat asiat | 12 |
| 4 virtuaalianturit tislauksessa | 14 |
| 4.1 Simuloitu panostislausprosessi..... | 14 |
| 4.2 PCA-pohjaisen herkkyysanalyysin perusteella muodostettu malli panostislaukselle | 15 |
| 4.2.1 Mallin muodostus | 15 |
| 4.2.2 Suorituskyky ja käytettävyys..... | 17 |
| 4.3 PLS-regression perusteella muodostettu malli panostislaukselle | 17 |
| 4.3.1 Mallin muodostus | 17 |
| 4.3.2 Suorituskyky ja käytettävyys..... | 19 |
| 4.4 Tukivektori-regression perusteella muodostettu malli panostislaukselle | 20 |
| 4.4.1 SVR-mallin muodostus..... | 21 |
| 4.4.2 Suorituskyky ja käytettävyys..... | 21 |
| 5 Yhteenveto | 23 |

LÄHDELUETTELO

1 JOHDANTO

Tämä kandidaatintutkielma on kirjallisuuskatsaus virtuaaliantureista (eng. soft sensor) ja niiden käytöstä tislusprosessissa. Työssä tutustutaan tislusprosessiin yleisesti ja esitellään virtuaaliantureiden mahdollisia sovelluskohteita. Virtuaaliantureiden rakentelussa prosessituntemus on anturityypistä riippuen oleellista, minkä vuoksi tässä työssä esitellään lyhyesti teollisuudessa käytettyjä tislusmenetelmiä ja kolonnityyppejä.

Tislaus on kemianteollisuudessa laajalti hyödynnetty erotusprosessi. Tislausta hyödyntäviä kemianteollisuuden aloja ovat muun muassa öljyn jalostus ja kemikaalien valmistus. Virtuaalianturit ovat oleellisia kyseisillä aloilla, kun tavoitteena on saavuttaa tislauksen tuotteille korkeita puhtausvaatimuksia ja pitää prosessi mahdollisimman energiatehokkaana.

Virtuaalianturi on pohjimmiltaan matemaattinen malli, jonka tavoitteena on yhdistää prosessista saatua mittaustietoa ja ennustaa niiden avulla tuntemattomia tai vaikeasti mitattavia prosessimuuttujia. Esimerkiksi tislauksen lopputuotteiden puhtauksia prosessin lämpötiloista. Käyttäjän näkökulmasta virtuaalianturi on tietokoneella toteutettu ohjelmisto, joka hyödyntää fyysisten antureiden keräämää prosessidataa. Virtuaaliantureiden toimintaa on vertailtu kirjallisuudessa esitettyjen simulointitulosten perusteella. Virtuaaliantureiden osalta tämän työn tavoitteena on tarkastella tislauksessa käytettyjen virtuaaliantureiden malleja ja syventyä tarkemmin niiden toimintaperiaatteisiin ja käyttöön panostislauksessa.

2 TISLAUSPROSESSI

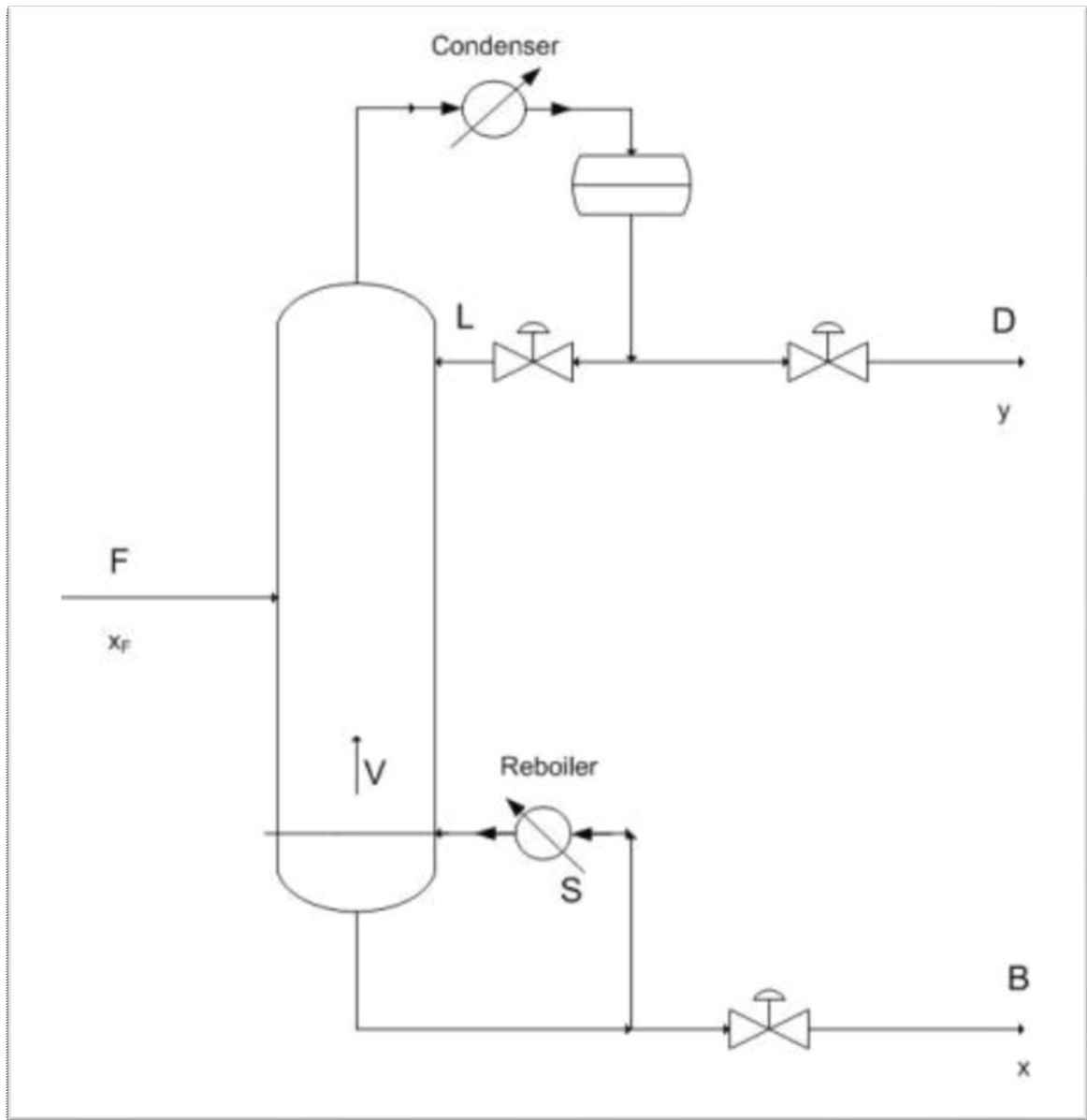
Tislaus on fysikaalinen erotusmenetelmä, jolla voidaan erotella useamman aineen seos kahdeksi tai useammaksi tuotteeksi. Tislauksessa ei tapahdu yleensä kemiallista reaktiota, mutta reaktiivinenkin tislaus on mahdollista. Eroteltava seos koostuu usein toisiinsa liuenneista nesteistä. Tislaus perustuu seoksen komponenttien erisuuruisiin höyrynpaineisiin eli suhteellisiin haihtuvuuksiin. Komponenttien haihtuvuuksien tulee poiketa toisistaan riittävästi, jotta niiden toisistaan erottuminen voi tapahtua. Tislauksessa pyritään haihduttamaan matalammassa lämpötilassa haihtuvaa komponenttia pois seoksesta. Yksinkertaisen tislauksen lopputuotteina saadaan tislehöyryä ja nestemäistä pohjatuotetta. Höyrymäinen tisle lauhdutetaan kuitenkin usein takaisin nesteeksi. Teollinen tislaus toteutetaan yleensä tislauskolonnissa. Tislauskolonne on erotuskolonne, jossa erotusprosessi tapahtuu. Tislauskolonne on yksinkertaisimmillaan sylinterimäinen pystysäiliö, johon tulee yksi syötevirta ja kaksi tuotevirtaa, tislehöyry ja pohjatuote. (Muurinen 2020)

2.1 Tislausprosessin yleinen toteutus

Teollisuudessa toteutettuun tislausprosessiin sisältyy paljon muutakin kuin tislaus yksikköoperaationa, kuten pohjatuotteen uudelleen kiehtus ja tisleen kierto. Teollisuudessa tislausprosessi toteutetaan usein jatkuvana prosessina. Jatkuvassa yksinkertaisessa tislausprosessissa on yleensä yksi syötevirta tislauskolonnein ja kaksi tuotevirtaa ulos. Kuvassa 1 havaitaan syötevirta F (eng. feed) ja kaksi tuotevirtaa, tisle D ja pohjatuote B (eng. distillate ja bottom product). Pohjatuotevirran yhteyteen toteutetaan yleensä höyrystin, jolla lämmitetään kolonnin alaosaa ja höyrytetään osa pohjatuotteesta kolonnein. Kuvassa 1. voidaan nähdä höyrystin (eng. reboiler) ja höyryn paluuvirta S (eng. steam). Tisletuotevirran yhteyteen taas toteutetaan usein lauhdutin, jolla höyrymäinen tisle lauhdutetaan takaisin nesteeksi. Osa lauhdutetusta tisleestä palautetaan takaisin kolonnein kolonnin yläosasta. Kuvassa 1 voidaan nähdä lauhdutin (eng. condenser) ja siitä lähtevä tisleen paluuvirta L (eng. liquid) prosessiin. Tisleen ja pohjatuotteen takaisinkierrolla saadaan kontrolloitua tarkasti prosessin lämpötilaa ja taataan tuotevirroille mahdollisimman suuri puhtaus. (Woolf 2021)

Jatkuvatoimisessa tislausprosessissa syötevirta toteutetaan yleensä kolonnin puoliväliin optimaalisen syötevirran lämpötilan turvaamiseksi. Kolonnin puolivälistä toteutetun

syötevirran takia lauhdutetun tisleen takaisinkierro on välttämätön, jotta nestettä saadaan virtaamaan jouhevasti ylhäältä asti alas. (Woolf 2021)



Kuva 1. Prosessikaavio tislauksesta (Woolf 2021 vapaa materiaalipankki).

Yleinen haaste tislauksessa on saavuttaa haluttu tuotteen puhtaus, kun tislattavan syötteen komponenttien haihtuvuudet ovat lähellä toisiaan. Yksinkertaisella tislauksella ei ole tällöin mahdollista saavuttaa haluttua puhtautta yhdellä kertaa, jolloin tislauksia joudutaan tekemään useita peräkkäin. (Nicholas 2021) Kolonissa suoritettulla

jakotislauksella on mahdollista saavuttaa puhtaampi lopputuote yhdellä kertaa, sillä kolonnin sisällä tapahtuu useamman tislauksen sarja. Jakotislaukskolonnissa on pintoja tai välipohjia, johon tislehöyry kondensoituu väliaikaisesti ja höyrystyy uudelleen. Tislattavan tuotteen puhtaus riippuu välipohjien määrästä, sillä seuraavalla välipohjalla tapahtuvan tislauksen syöte on jo kertaalleen tislattua syötettä. Yleisimmät tislaukskolonnityypit ovat täytekappale- tai pohjakolonneja. (Nicholas 2021)

Jakotislaukskolonnien erotustehokkuuden mittana käytetään kolonnin välipohjien määrää. Yhdessä välipohjassa tapahtuu yksi höyryn tiivistymis- ja uudelleen höyrystymissykli. Mitä enemmän välipohjia tislaukskolonnissa on, sitä tehokkaampi ja puhtaampi erotus saavutetaan. Kaikissa tislaukskolonneissa kuten täytekappalekolonneissa ei kuitenkaan ole selviä välipohjia, vaan erotustehokkuutta mitataan teoreettisten pohjien määrällä. Teoreettinen pohja tarkoittaa yhtä pintaa kolonnissa, jossa tiivistymis-höyrystymissykli tapahtuu. (Kister 1992)

Teollisuudessa jakotislausta hyödynnetään esimerkiksi öljynjalostuksessa hiilivetyjen erotuksessa raakaöljystä pohjakolonnilla. Öljynjalostuksessa tislaukskolonnin välipohjissa on useampi tuotevirta. Hiilivetyjä tislattaessa tislaukskolonnissa tietyn välipohjan tuotevirtojen komponenteilla on keskenään sama kiehumispiste ja molekyylipaino. Öljynjalostuksen välipohjien tuotevirtoja ovat esimerkiksi diesel, bensiini ja kerosiini. (Nicholas 2021)

2.2 Tislaukskolonnityypit

Tislaukskolonnin valinnassa on otettava huomioon vaaditut olosuhteet, kustannukset, haluttu puhtaus ja tehokkuus. Tyypillisiä teollisuudessa käytettyjä tislaukskolonneja ovat vigreoux -kolonni, täytekappalekolonni, pohjakolonni ja spinning band -kolonni. (Labsociety 2021)

2.2.1 Pohjakolonni

Pohjakolonnin toimintaperiaate perustuu välipohjiin, joihin nestemäinen syöte kerääntyy. Välipohjien reunoilla on pieni seinämä, ja kun välipohja täyttyy nesteestä, niin neste valuu seinämän yli alemmalle välipohjalle. Höyrystynyt syöte taas pääsee etenemään välipohjien läpi venttiileistä ylöspäin. Pohjakolonnilla on mahdollista saavuttaa hyvä erotusteho ja pieni painehäviö, mutta ne ovat aika kalliita. (Labsociety 2021)

2.2.2 Vigreux -kolonni

Vigreux -kolonni on rakenteeltaan suora putki, joka sisältää säännöllisiä syvennyksiä. Syvennysten tarkoituksena on hidastaa höyryvirtausta ja näin ollen parantaa nesteen ja höyryn vaihtuvuutta. Vigreux -kolonnin erotusteho ei ole järin suuri, mutta sen etuna on alhainen painehäviö ja edullinen hinta. Alhaisen painehäviön vuoksi vigreux -kolonni sopii hyvin matalapaineiseen erotusprosessiin. (Labsociety 2021)

2.2.3 Täytekappalekolonni

Täytekappalekolonneita on kahta eri tyyppiä, satunnaisesti pakattuja ja valmiita kennoja. Satunnaisesti pakatussa täytekappalekolonnissa tyhjään kolonniin kaadetaan täytemateriaali. Täytemateriaalin pinta-ala on suuri niiden tilavuuteen nähden ja ne voivat olla esimerkiksi pallon tai rinkulan muotoisia. Täytekappaleiden materiaalina käytetään usein muovia, metallia tai keraamia. Satunnaisesti pakattu kolonni on suhteellisen edullinen toteuttaa ja sillä voidaan saavuttaa korkea erotustehokkuus. Valmiilla kennolla täytetty tislaukskolonni on usein parempi, mutta myös kalliimpi vaihtoehto kuin satunnaisesti pakattu kolonni. Täytekennon voidaan suunnitella erikseen tiettyyn prosessiin ja sillä voidaan saavuttaa korkeampi tehokkuus ja matalampi painehäviö kuin satunnaisesti pakatussa kolonnissa. Valmiiksi pakattuja täytekappalekolonneja käytetään usein suuremman mittakaavan prosesseissa. (Labsociety 2021)

2.2.4 Spinning band -kolonni

Spinning band -kolonni toimii kolonnin sisällä nopeasti pyörivällä kierteisellä nauhalla. Pyörivän nauhan ansiosta spinning band -kolonnissa voidaan saavuttaa noin 200 teoreettista välipohjaa normaalissa ilmanpaineessa. Lisäksi painehäviöt ovat tässä kolonnissa olemattomat. Spinning band -kolonni pääsee oikeuksiinsa erittäin tarkkoissa erotuksissa, joissa erotettavien komponenttien haihtuvuudet ovat erittäin lähellä toisiaan. Spinning band -kolonnin heikkoutena on sen kallis hinta. (Labsociety 2021; Fractional distillation 2021)

3 VIRTUAALIAANTURI

Virtuaalianturi on tyypillisesti matemaattinen malli sellaiselle suurelle, jota ei voi suoraan mitata, tai sen mittaaminen on hankalaa, aikaa vievää tai kustannustehotonta. Virtuaalianturissa mitattavien prosessisuureiden avulla pyritään tuottamaan riittävästi informaatiota, jotta saadaan muodostettua tuntemattomasta suuresta luotettava estimaatti. Virtuaalianturit voidaan jakaa kahteen alaluokkaan, fysikaalisiin malleihin perustuviin- ja datapohjaisiin. (Kadlec et al. 2008)

Virtuaalianturia voidaan hyödyntää erittäin laajasti, mutta sen alkuperäinen ja eniten käytetty sovellusalue on prosessimuuttujien käyttäytymisen ennustaminen, jokavoidaan toteuttaa joko offline tai online laskennalla. Prosessimuuttujien luotettava mittaaminen ja näistä saatava ennuste on tärkeää prosessin tehokkaan ohjauksen kannalta. Näiden tärkeys korostuu etenkin korkean laatuvaatimuksen prosesseissa, kuten tislusprosessissa. Virtuaaliantureiden toinen tärkeä sovellusalue on prosessin valvonta, poikkeustilojen havaitseminen ja niiden tunnistaminen. (Kadlec et al. 2008)

3.1 Mallinnusmenetelmät

Tislusprosessia voidaan mallintaa dynaamisella- tai tasapainotilan mallilla. Dynaamisessa mallissa tarkastellaan prosessin muutoksia ajan funktiona. Tasapainotilan mallissa taas tarkastellaan haluttua prosessisuuretta vakiotilassa, joka usein oletetaan kemialliseksi tasapainotilaksi. (Woolf 2021)

Prosessin dynamiikan tuntemus on tärkeää esimerkiksi säätöstrategian suunnittelussa ja valinnassa. Dynaamisella mallinnuksella voidaan esimerkiksi tarkastella prosessin tuotevirran koostumuksen aikariippuvaa vaihtelua syöttömuutosten seurauksena tai pitemmän aikavälin ennustetta kolonnin likaantumisesta. (Woolf 2021)

Tasapainotilan mallin ennusteita tislusprosessin käyttäytymisestä voidaan visualisoida esimerkiksi McCabe-Thiele-kaaviolla. Se on tehokas visualisointikeino, kun halutaan tarkastella prosessin komponenttien koostumuksia tietyissä pisteissä, mutta siitä ei nähdä esimerkiksi häiriöiden vaikutuksia prosessiin, sillä tarkastelussa käytetyt laskentamallit perustuvat monelta osin ideaaliseen systeemiin. McCabe-Thiele-kaaviosta voidaan nähdä

esimerkiksi höyryn ja nesteen vaihtelu monipohjaisen kolonnin eri kohdissa. (Woolf 2021)

3.1.1 Fysikaaliseen malliin pohjautuva virtuaalianturi

Fysikaaliseen malliin perustuvia virtuaaliantureita kutsutaan white box –malleiksi ja ne perustuvat yleensä FPM-mallinnustekniikkaan (eng. First Principle Model). FPM-mallinnus perustuu yhtälöihin, jotka kuvaavat prosessin fysikaalisia ja kemiallisia periaatteita. Tällaisia yhtälöitä ovat esimerkiksi dynaamiset tai staattiset aine- ja energiataseet. White box nimitys tulee siitä, että mallipohjaisilla virtuaaliantureilla oletetaan olevan valmiiksi riittävä ilmiöpohjainen tieto prosessista. Määritelmällisesti white box –mallit eivät sisällä mittausaineistosta estimoitavia malliparametreja. (Sjöberg et al. 1995)

Fysikaaliseen malliin perustuvien virtuaaliantureiden haittapuolena on se, että niiden kehittäminen vaatii paljon tarkkaa prosessiasiantuntemusta, mutta myös se, että usein prosessista saatavilla oleva tieto on puutteellista tai epätarkkaa. Fysikaaliseen malliin pohjautuvien virtuaalianturien epätarkkuutta lisää se, että malli kuvaa usein prosessin yksinkertaistettua mekanismia, mikä ei usein monilta osin vastaa reaalielämän tilannetta. Reaaliaikaisen käytön vaatimuksena on oltava myös suhteellisen lyhyt laskenta-aika, mikä rajoittaa yksityiskohtaisen kuvauksen monimutkaisuutta. Mekanistisissa malleissa pyritään usein hakemaan malli, jonka vastaavuus reaalielämään on riittävä huomioiden mallien varsinaisen käyttötarkoituksen. Tällaisia virtuaaliantureita käytetäänkin pääasiassa prosessisuunnittelussa ja tukena prosessivalvonnassa. Mallipohjaiset virtuaalianturit ovat hyviä kuvaamaan yksinkertaisia ja vakaita tasapainotilan prosesseja. (Kadlec et al. 2008; Oberkampf & Trucano 2002)

3.1.2 Datapohjainen virtuaalianturi

Datapohjaista virtuaalianturia puolestaan kutsutaan black box -malleiksi koska malliin ei sisällytetä kausaalisia, prosessia kuvaavia mekanistisia yhtälöitä, vaan malli esittää prosessin sisään- ja ulostulosuureiden välisen suhteen tiivistetyssä funktiomuodossa. Datapohjainen virtuaalianturi perustuu pohjimmiltaan datan keräykseen prosessista ja kerätyn datan käsittelyyn. Datapohjainen virtuaalianturi voi olla parempi malli kuvaamaan todellisia prosessiolosuhteita ja häiriötilanteita, kuin fysikaaliseen malliin pohjautuva virtuaalianturi, koska kaikki sen käyttämä data on peräisin todellisesta

prosessista, minkä lisäksi mallin vastaavuus prosessiin pyritään saamaan mahdollisimman hyväksi malliparametrien estimoinnilla. Toisaalta datapohjaisen mallin estimoinnissa päädytään usein estimoimaan kohinaa, sekä sisällyttämään malliin turhaa informaatiota, joka aikaansaa epästabiilin mallin käyttäytymisen. Kohinan selittämistä kutsutaan kirjallisuudessa usein datapohjaisten mallien tapauksessa termillä ylioppiminen. (Hastie et al. 2008) Yleisiä mallintamistekniikoita, joita datapohjaisissa virtuaaliantureissa hyödynnetään ovat keinotekoinen neuroverkko ja pääkomponenttianalyysin ja regressiomallin yhdistelmä. (Kadlec et al. 2008; Hastie et al. 2008)

3.1.3 Hybridi virtuaalianturi

Fysikaalisesta- ja datapohjaisesta virtuaalianturista voidaan tehdä myös yhdistelmä, eli eräänlainen hybridianturi. Tällaista hybridimallia kutsutaan grey box –malliksi. Grey box –malleista on olemassa kolme ryhmää, rinnakkais-, sarja- ja yhdistelmämalli. Rinnakkaisessa hybridianturissa käytetään datapohjaista mallinnusta fysikaalisen mallinnuksen rinnalla kompensoimaan fysikaalisen mallinnuksen virheitä, tai vaihtoehtoisesti ennustamaan tiettyä fysikaalisessa kokonaismallissa käytettävää malliparametria, jonka kuvaaminen fysikaalisella mallilla on vaikeaa tai epätarkkaa. Rinnakkaisessa hybridianturissa datapohjainen- ja fysikaalinen mallinnus tapahtuu ensin toisistaan riippumatta ja sen jälkeen niiden tulokset kerätään yhteen. Sarjaan kytketyssä hybridianturissa taas eri mallinnukset tapahtuvat peräkkäin käyttämällä ensimmäisen mallinnuksen tuloksia toisen mallinnuksen tulosuureina. Yhdistetty hybridianturi toteutetaan yhdistämällä rinnakkainen- ja sarjaan kytketty grey box -malli. Yhdistetyssä hybridianturissa saadaan kompensoitua sarjaan kytketyn anturin ennustevirhettä ulommalla datapohjaisella mallinnuksella. (Ahmad et al. 2020)

3.2 Virtuaalianturin mallin valinta

Oikeanlaisen mallin valitseminen virtuaalianturille on ratkaisevan tärkeää sen suorituskyvyn kannalta. Voidaan ajatella, että valittu malli on ikään kuin virtuaalianturin moottori, jolloin mallin suorituskyky ennustetarkkuuden mielessä osaltaan määrittää virtuaalianturin käytettävyyden. Virtuaalianturin malli valitaan yleensä aina tapauskohtaisesti. Mallin valintaan vaikuttaa monesti kehittäjän henkilökohtaiset mieltymykset, sillä usein kehittäjät keskittyvät voimakkaasti vain yhteen tai muutama-

mallityyppiin, joista heillä on eniten kokemusta. Tästä voi olla mahdollisesti haittaa virtuaalianturin suorituskyvyn kannalta. Yksi yleinen tekniikka on valita ensin mahdollisimman yksinkertainen mallirakenne, esimerkiksi lineaarinen regressiomalli, ja sen jälkeen lisätä mallin monimutkaisuutta asteittain lisäämällä muuttujien määrää tai kasvattamalla kertalukuja. Mallin monimutkaisuutta lisätään niin kauan, että merkittävää suorituskyvyn paranemista ei voida enää havaita. (Kadlec et al. 2008)

Yleisesti ottaen dynaaminen malli on soveltuvampi prosessinohjaukseen kuin tasapainotilan malli, sillä siitä voidaan tarkastella kolonnin toiminta myös ylösajo-, alasajo- ja häiriötilanteissa. Paras malli on kuitenkin aina tapauskohtainen, mutta eräs käytännöllinen periaate on valita kaikkein yksinkertaisin malli, jonka suorituskyky sovelluksessa on riittävä. Tätä valintafilosofiaa kutsutaan Occamin partaveitsekseksi. (Rasmussen & Ghahramani 2001) Yleensä tavoitteena on tehdä sellainen malli, jolla saavutetaan riittävä tarkkuus mahdollisimman yksinkertaisella mallirakenteella. (Woolf 2021)

3.3 Virtuaalianturin käytössä huomioitavat asiat

Virtuaalianturin hyödyntämiseen liittyy paljon tekijöitä, jotka täytyy ottaa huomioon. Yksi tärkeimmistä asioista on kerätyn datan tulkitseminen ja sen laatu. Usein kerätyssä datassa havaitaan poikkeamia, jotka johtuvat joko poikkeamasta itse prosessissa tai anturiviasta. Anturivian erottaminen prosessihäiriöstä voi tuottaa joskus ongelmia. Tyypillisesti anturivika voidaan kuitenkin paikantaa suhteellisen helposti esimerkiksi, jos datan poikkeamat ovat entuudestaan tuttuja tai jos datassa näkyvät muutokset eivät aiheuta muutoksia prosessissa. Anturivirheen tapauksessa suoritetaan yleensä uudelleenkalibrointi paikalliseen anturiin tai tehdään tarvittavat muutokset virtuaalianturiin. (Kadlec et al. 2008)

Kerätyn datan tulkinnassa on otettava myös huomioon datan rakenne ja lineaarisuus. Tyypillisesti teollisuudessa toteutettu anturijärjestely aiheuttaa kerättyyn dataan osittaista redundanssia, eli sama informaatio kerätään moneen kertaan. Tällaista dataa kutsutaan tietorikkaaksi, mutta informaatioköyhäksi. Teollisuudessa kerätyn datan hyödyntämisen päätavoite on prosessin vakaa hallinta ja ylimääräinen data voi vaikeuttaa sitä.

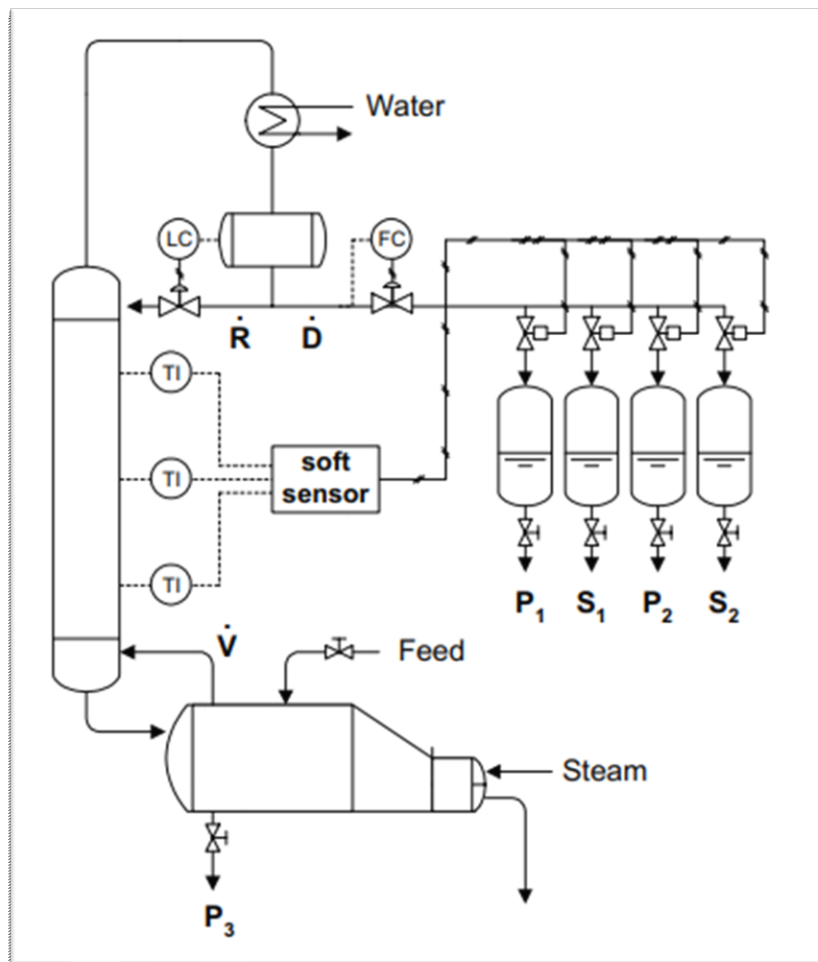
Virtuaalianturin osalta tämä tarkoittaa, että ylimääräiset muuttujat lisäävät mallin monimutkaisuutta ja voivat heikentää sen suorituskykyä. Kerätyn datan päällekkäisyysongelmaan on kaksi lähestymistapaa. Ensimmäinen tapa on muuntaa tulomuuttuja uudeksi dataksi, jossa ei esiinny päällekkäisyyttä. Tämä tapa on teollisuudessa enemmän käytetty. Toinen tapa on valita tulomuuttujista vähemmän lineaarinen osajoukko. (Kadlec et al. 2008)

Tavallisesti teollisuudessa kerätyn datan käsittelystä huolehtii prosessitietojen hallintajärjestelmä PIMS (Process information management system). PIMS huolehtii eri näytetaajuudella toimivien anturien datan synkronoinnin ja valitsee kiinnostavan datan asetettujen kynnsarvojen puitteissa. Datan kynnsarvojen säädöllä voidaan vaikuttaa merkittävästi kerätyn datan laatuun. Liian matalat kynnsarvot aiheuttavat tarpeettoman suuren näytteiden lukumäärän, kun taas liian korkeilla kynnsarvoilla tärkeää tietoa voi jäädä puuttumaan. (Kadlec et al. 2008)

4 VIRTUAALIANTURIT TISLAUKSESSA

4.1 Simuloitu panostislausprosessi

Eräessä simuloidussa panostislausuksessa erotettiin atseotrooppinen kolmikomponentti 20 välipohjan tislaukskolonnissa. Atseotrooppisessa seoksessa nesteen ja höyryn koostumukset ovat samoja, joten se voidaan tislata muuttumattomana. Tislauksen kaavio on havainnollistettu kuvassa 2, jossa voidaan nähdä panostislausprosessin eri osat, syötevirta, tuotevirrat, sekä tiedonkulku lämpötilamittauksista pääkomponenttianalyysiin (eng. Principal Component Analysis, PCA) perustuvalla virtuaalianturilla (eng. soft sensor) ja virtuaaliantureilta tuotevirran talteenottoon.



Kuva 2. PCA-pohjainen herkkyysanalyysi panostislausuksessa (julkaistu Zamproga et al. 2002 luvalla).

Prosessin tavoitteena on ottaa talteen jokainen syötteen komponentti tietyllä vähimmäispuhtaudeella. Tislauskolonni toimii jatkuvalla palautusjäähdytyksellä ja tisleet poistetaan heti, kun niiden koostumukset täyttävät halutut laatuvaatimukset. Kuten kuvasta 2 voidaan nähdä, tuotteet P1 ja P2, sekä välituotteet S1 ja S2 kerätään peräkkäin omiin säiliöihin. Raskas pohjatuote P3 otetaan talteen kattilasta tislausprosessin jälkeen. Prosessissa käytetty virtuaalianturi arvioi tisleitten ja pohjatuotteen mooliosuudet lämpötilamittausten perusteella. Tuotteiden mooliosuuksien tunteminen mahdollistaa prosessin hallinnan. Kyseistä simuloitua panostislausprosessia käytetään esimerkkinä PCA-pohjaisen herkkyysanalyysin ja osittaisen pienimmän neliösumman regression eli PLS-regression perusteella muodostetuissa malleissa. (Zamproгна et al. 2004)

4.2 PCA-pohjaisen herkkyysanalyysin perusteella muodostettu malli panostislaukselle

PCA-pohjainen (eng. principal component analysis) herkkyysanalyysi on menetelmä, jolla voidaan valita virtuaalianturille sopivia sekundäärisiä prosessimuuttujia. Tässä lähestymistavassa on tarkoituksena määrittää herkkyysvahvistusmatriisi, joka mittaa sekundääristen prosessimuuttujien hetkellistä herkkyyttä. Sekundäärimuuttujien hetkellistä herkkyyttä taas arvioidaan primaarimuuttujien avulla. Herkkyysvahvistusmatriisista voidaan poimia herkimät prosessimuuttujat PCA-herkkyysanalyysin ominaisuuksia hyödyntämällä ja käyttää niitä regressiomallin syöttömuuttujina. Menetelmää on kokeiltu toteuttamalla virtuaalianturi, joka hyödyntää simuloitun panostislausprosessin lämpötilan mittauksia ja regressiomallia. Virtuaalianturin tarkoitus on arvioida simuloitun panostislausprosessin tuotekoostumusta. Simuloitu panostislaus on itsessään malli varsinaiselle tislausprosessille. Tällaista mallin mallinnusta kutsutaan surrogaattimalliksi. (Zamproгна et al. 2004)

4.2.1 Mallin muodostus

Kaavassa (1) on esitetty herkkyysmatriisi K , jossa T_j on j :n sekundäärinen muuttuja, x_i on i :n primäärimuuttuja, n on käytettävissä olevien sekundäärimuuttujien lukumäärä ja m on arvioitavien primaarimuuttujien lukumäärä. Tätä herkkyysmatriisia K voitaisiin hyödyntää myös jatkuvatoimisessa tislausprosessissa, koska se on ajan suhteen muuttumaton.

$$K = \begin{bmatrix} \frac{\partial T_1}{\partial x_1} & \dots & \frac{\partial T_1}{\partial x_i} & \dots & \frac{\partial T_1}{\partial x_m} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ \frac{\partial T_j}{\partial x_1} & \dots & \frac{\partial T_j}{\partial x_i} & \dots & \frac{\partial T_j}{\partial x_m} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ \frac{\partial T_n}{\partial x_1} & \dots & \frac{\partial T_n}{\partial x_i} & \dots & \frac{\partial T_n}{\partial x_m} \end{bmatrix}^T \quad (1)$$

PCA-pohjaisessa herkkyysanalyysissä herkkyysmatriisi K on jaettu kahteen matriisiin (2), jossa (3) on pistematriisi ja (4) on ortonormaali latausmatriisi (Zamproga et al. 2004);

$$K(t) = TP^T \quad (2)$$

$$T(m \times s) \quad (3)$$

$$P(n \times s) \quad (4)$$

PCA-hajotelmassa herkkyysmatriisin alkuperäiset tiedot tiivistetään yhdeksi pääkomponentiksi ($s = 1$), jolloin latausmatriisista P tulee vektori. Vektori P edustaa suuntaa, joka on herkin primaarisille muuttujille. Vektori P :n j arvoista taas voidaan tulkita sekundäärimuuttujien herkkyuden suunta. Virtuaalianturin syötearvoina on järkevin käyttää sekundäärimuuttujia, jotka ovat herkimpiä primaarimuuttujille. Näitä syötearvoja ovat pääkomponentin suurimmat arvot. (Zamproga et al. 2004)

Tässä panostislausprosessissa herkkyysvahvistusmatriisi lasketaan jokaisella näytteenottokerralle erikseen ja PCA-pohjainen herkkyysanalyysi tunnistaa herkimmän sekundäärimuuttujan nykyisellä näytteenottohetkellä. Optimaalinen konfiguraatio virtuaalianturin syötearvoille saadaan määritettyä laskemalla kumulatiivinen PC-indeksi yhtälöllä (5):

$$CUMPC_j = \sum_{t=1}^{Ns} p_j(t), \quad (5)$$

missä p_j edustaa ajankohtana t saatua pääkomponentin arvoa j :n sekundäärimuuttujalle ja Ns osoittaa näytteiden kokonaismäärän. Niitä sekundäärimuuttujien sarjoja, joilla on suurimmat CUMPC-arvot, pidetään optimaalisina virtuaalianturin syötearvoina. (Zamproga et al. 2004)

4.2.2 Suorituskyky ja käytettävyys

Koostumusestimaattorin kalibroimiseksi ja validoimiseksi vaadittu data saadaan muodostamalla epälineaarinen malli tislauskolonnista. Prosessin aikana suoritetaan näytteenotto 18 sekunnin välein ja jokaisella näytteenottokerralla lasketaan uusi herkkyysmatriisi. PCA-herkkyysanalyysillä saadaan tunnistettua informatiivisin lämpötilamittaus useamman mittauksen sarjasta. (Zamproгна et al. 2004)

Simuloinnin tarkoituksena oli osin selvittää lämpötila-antureiden optimaalinen määrä ja niille järkevimmät paikat tislauskolonnissa. Lämpötila-antureiden optimaalisimmat paikat selvitettiin laskemalla informatiivisimmat toissijaiset prosessimuuttujat kumulatiivisella PC-indeksillä. Yhtälöstä saatiin selvitettyä, että optimaalisimmat lämpötila-antureiden paikat olisivat kattilassa ja kolonnin välipohjilla 1, 18, 19 ja 20 (numerointi alhaalta ylöspäin). Useamman simulaation jälkeen voitiin päätellä, että viisi on optimaalinen lukumäärä lämpötilamittauksille. Simulaation tulokset osoittavat, että kyseinen lähestymistapa on tehokas tapa informatiivisimpien sekundäärimuuttujien valinnassa ja sillä saadaan toteutettua toimiva virtuaalianturi, jolla on hyvä estimointikyky. Kyseinen menetelmä olisi helposti toteutettavissa myös muissa panosprosesseissa ja hajautettujen parametrien prosesseissa. (Zamproгна et al. 2004)

4.3 PLS-regression perusteella muodostettu malli panostislaukselle

Osittainen pienimmän neliösumman regressio eli PLS (Partial Least Squares) on monivaiheinen menetelmä, joka muuntaa suuria korreloituneita mittauksia pienempiin korreloimattomien muuttujien ryhmiin minimaalisella informaation menetyksellä. PLS-tekniikassa tulomatriisi X koostuu yleensä helposti mitattavista prosessimuuttujista, kun taas lähtömatriisi Y koostuu vaikeasti mitattavista laatumuuttujista. Tulomatriisin X dimensiot ovat $(m_x \times n_x)$, jossa m on näytteiden lukumäärä ja n on muuttujien lukumäärä. Samoin lähtömatriisi Y dimensiot ovat $(m_y \times n_y)$. (Zamproгна et al. 2002)

4.3.1 Mallin muodostus

PLS regressiossa yhtäloitten (6) ja (7) alkuperäiset matriisi X ja Y hajotetaan samanaikaisesti, jotta löydetään syötteestä (6) piilevät muuttujat, samaan aikaan voidaan ennustaa ulostulotila (7):

$$X = TP^T + E \quad (6)$$

$$Y = UQ^T + F \quad (7)$$

Piilevät muuttujat saadaan k-sarakkeesta kahdesta pistematriisistä (8) ja (9):

$$T(m_x \times K) \quad (8)$$

$$U(m_y \times k) \quad (9)$$

PLS-muunnos (10) toteutetaan liittämällä jokainen i :n piilevän pistevektorin muuttujat toisiinsa sisäisen lineaarisen suhteen kautta $u_i = b_i t_i + h_i$, jossa b on jäännösvektori h :n minimoimalla määritetty normi:

$$u_i = b_i t_i + h_i . \quad (10)$$

Latausmatriisit (11) ja (12) edustavat alkuperäisten matriisien X ja Y projektioita:

$$P(n_x \times k) \quad (11)$$

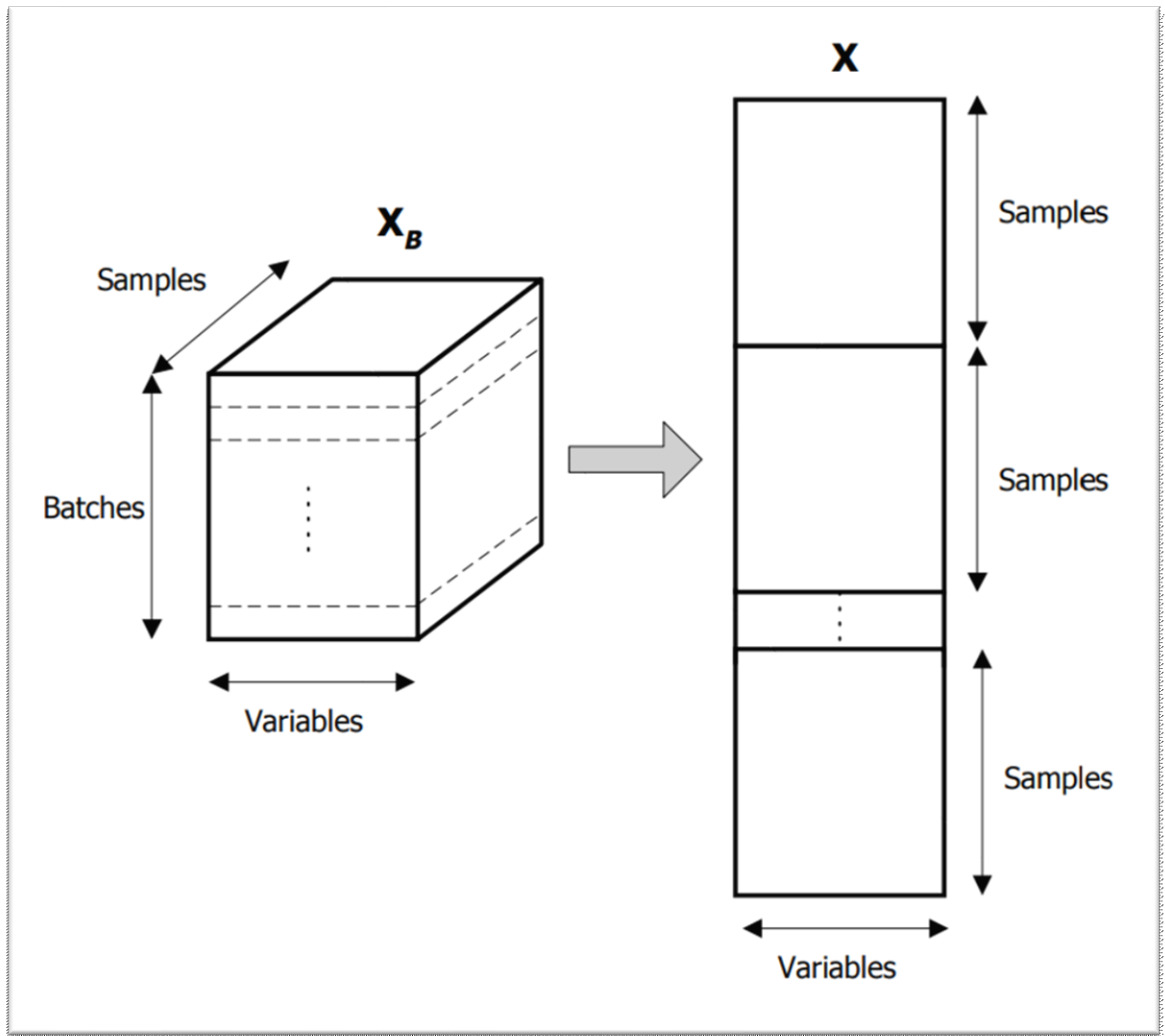
$$Q(m_y \times k) \quad (12)$$

Matriisit (13) ja (14) ovat alkuperäisten matriisien jäännösmatriiseja, mutta ne voidaan jättää pois PLS-muunnoksesta (Zamproga et al. 2002):

$$E(m_x \times n_x) \quad (13)$$

$$F(m_y \times n_y) \quad (14)$$

Tavallisesti PLS-mallinnuksessa on oletuksena, että tiedot annetaan kaksiulotteisessa matriisissa. Kuitenkin panosprosesseissa datamatriisit järjestetään tyypillisesti kolmiulotteisten taulukoiden muodossa, jossa erien ajot ovat riveinä, mittausmuuttuja sarakkeina ja aika kolmannessa ulottuvuudessa. Kuvassa 3 on havainnollistettu kolmiulotteisen datamallin X_b muuttaminen kaksiulotteiseksi malliksi X . (Zamproga et al. 2002)



Kuva 3. Kolmiulotteisen datamallin X_B muuttaminen kaksiulotteiseksi malliksi X (julkaistu Zamproga et al. 2002 luvalla).

4.3.2 Suorituskyky ja käytettävyys

Prosessin tavoitteena on saada kaikki tuotteet täyttämään haluttu puhtausvaatimus, jonka alaraja on 0,95 mooliosuus kyseisen tuotteen hallitsevalle komponentille. Lämpötilamittaukset saadaan neljältä eri anturilta, jotka on sijoitettu kolonnin välipohjille 5, 10, 15 ja 20 (numerointi alhaalta ylöspäin). Näitä lämpötilamittauksia käytetään arvioimaan tislevirran koostumusta. Pohjatuotteen koostumus arvioidaan käyttämällä PLS-pohjaista virtuaalianturia. PLS-muunnokseen tarvittava informaatio saatiin suorittamalla kolonnille toistuva epälineaarinen deterministinen malli erilaisille käyttöolosuhteille. Tämä lähestymistapa luo erittäin informatiivisen tietokannan prosessista helposti ja taloudellisesti. (Zamproga et al. 2002)

Simulaatiossa suoritettiin useita tisluseriä vaihtelemalla syötteen koostumusta ja kiehumis- ja palautusjäähdytysnopeutta. Jokaisessa simuloidussa tisluserässä käytettiin 36 sekunnin näytteenottojaksoa. Lämpötilamittaukset järjestettiin sarakevektoreiksi tulomatriisiin X. Samoin tisle- ja pohjatuotevirtojen tiedot sijoitettiin lähtömatriisiin Y sarakevektoreiksi. Simuloidut aineistot jaettiin kahteen eri ryhmään, koska toiset tisluserät kestivät kauemmin kuin toiset, ja näin ollen matriiseissa X ja Y oli eri määrä näytteitä. Toisen ryhmän näytteitä käytettiin laskemaan monimuuttujaparametrien regressiomalli ja toisen ryhmän tietoja käytettiin PLS:n tarkkuuden testaamiseen. Tulon ja lähtömatriisien kalibrointidata sarjat muutettiin Kuvassa 4 esitetyn menetelmän mukaisesti kolmiulotteisesta kaksiulotteiseksi. (Zamprognä et al. 2002)

PLS-pohjaisia malleja kehitettiin erätisläusprosessia varten tisleitten ja pohjatuotteen koostumusten arvioimiseksi lämpötilamittauksista. Tarkoituksena oli myös parhaan syötteen koostumuksen löytäminen ja viivästettyjen tulomittausten vaikutusten arviointi. Kokeessa toteutettiin PLS-malli prosessin jokaiseen toimintavaiheeseen ja malleja käytettiin peräkkäin arvioimaan tuotteiden koostumusta koko panosprosessin ajan. Tulokseksi saatiin, että moninkertainen PLS-regressio tarjoaa tarkemman kuvauksen prosessista tuotteiden koostumusten arvioinnin osalta kuin perinteinen PLS. (Zamprognä et al. 2002)

4.4 Tukivektori-regression perusteella muodostettu malli panostislaukselle

Vladimir Vapnik kehitti 90-luvun lopulla tukivektorikoneen SVM (eng. support vector machine) selvittämään regressio-ongelmia. SVM on johdettu tilastollisesta oppimisteoriasta. Sen rakenne on kaksikerroksinen verkko, jonka syötteenä käytetään osajoukkoa syötedatan ytimeistä. SVM:n ulostulo on ytimien ja painotusten lineaarinen funktio. Painotukset ja rakenne saadaan samanaikaisesti rajoittamalla minimointia tietyille mallintamisvirheen tarkkuustasolle. Rajoitetussa minimoinnissa poistetaan ytimet, jotka vastaavat virhearvojen sisällä olevia datapisteitä. Tukiverkon regressio SVR (eng. support vector regression) muodostuu säilytetyistä ytimistä. Datapisteitä, jotka liittyvät säilytettyihin ytimiin kutsutaan tukivektoreiksi. Mitä pienempi tukivektoreiden osuus on, sitä vähemmän laskettavaa jää arvioimaan tuntemattoman objektin ratkaisua. (Jain et al. 2007)

4.4.1 SVR-mallin muodostus

SVM:t toteuttavat rakenteellisten riskien minimoinnin SRM-periaatetta (eng. structural risk minimization) perinteisten neuroverkkomallien empiirisen virheen minimoinnin sijaan. SRM:n tärkein käsite on yleistämisvirheen ylärajan minimoinnin soveltaminen harjoitusvirheen minimoinnin sijaan. Tähän perustuen SVM:t saavuttavat optimaalisen verkkorakenteen. Lisäksi SVM:t vastaavat neliöllistä optimointitehtävää niin, että SVM-ratkaisut ovat aina ainutlaatuisia ja optimaalisia. SVR:n perusajatus on syöttötiedon x kartoittaminen korkeamman ulottuvuuden ominaisuustilan F epälineaarisen funktion $f(x)$ kautta. Siten lineaarinen regressio-ongelma saadaan ratkaistua tässä ominaisuustilassa. Regression likiarvo osoittaa ongelman arvioida funktio tietyn tietojoukon perusteella. SVM-menetelmässä regressiofunktio voidaan arvioida funktiolla (15), jossa ϕ on syöttötiedon x ominaisuuksia ja w ja b ovat kertoimia, (Jain et al. 2007)

$$f(x_i) = \sum_{i=1}^l w_i \phi(x_i) + b . \quad (15)$$

4.4.2 Suorituskyky ja käytettävyys

Erään simuloitun panostislauksen tavoitteena oli erottaa kolmikomponenttiseoksen komponentit n-heptaani, sykloheksaani ja tolueeni toisistaan. Tislattavan syötteen koostumus on 40 % sykloheksaania, 40 % n-heptaania ja 20 % tolueenia. Tislauskolonnissa on uudelleenhöyrystin, 17 välipohjaa, lauhdutin ja neljä talteenottosäiliötä. Tislausprosessi voidaan jakaa viiteen osaan. Ensimmäisessä osassa poistetaan kevyin tisle sykloheksaani. Toisessa osassa poistetaan välituote n-heptaani. Kolmannessa osassa puhdistetaan raskas tolueeni uudelleenhöyrystimessä. Neljännessä osassa kerätään sykloheksaani ja n-heptaani kahteen päätislesäiliöön. Viimeisessä osassa saadaan otettua talteen tolueeni höyrystimen pohjalta. Tisleitten puhtausvaatimukset ovat sykloheksaanille 89,6 mol-%, n-heptaanille 86,3 mol% ja tolueenille 99 mol-%. Tislattavan panoksen koko on 2930 moolia. Yhden välipohjan kapasiteetti on 7,5 moolia, lauhduttimen kapasiteetti 44 moolia ja höyrystimen teho 2,75 kmol/h. (Jain et al. 2007)

Tislauskoikeessa tukivektori-regressio perustuu kolonnin lämpötilaerojen mittaukseen ja niistä saatujen lopputuotteiden puhtauksiin. Lämpötilamittaukset mitattiin kolmella eri anturilla, jotka on sijoitettu välipohjille 0, 9 ja 17 (numerointi alhaalta ylöspäin).

Tislausprosessi simuloitiin 11 kertaa vaihtelemalla alkuperäistä syöttökoostumusta, lauhdutuksen suhdetta ja kiehumisnopeutta. Jokaisessa tisluserässä käytettiin 15 minuutin näytteenottojaksoa. (Jain et al. 2007)

Tukivektori-regressio perustuu epälineaariseen mallinnusparadigmaan, jonka ainutlaatuisia piirteitä on sen sisältämä neliöllinen optimointitehtävä. Tämän takia SVR-toteutuksessa vältetään tarkka heuristiikka, joka liittyy globaalin minimin paikantamiseen. Tislauskokeen tuloksiksi saatiin, että estimaattori kuvaa prosessia melko tarkasti vaihtelevan lauhdutussuhteen suhteen. Kokeessa havaittiin myös, että pienet virheet lämpötilamittauksissa johtivat vääriin lopputuotteiden koostumusarviointeihin. (Jain et al. 2007)

5 YHTEENVETO

Tämän työn tavoitteena oli tarkastella virtuaalianturien toimintaa ja niiden käyttöä tislauksprosessissa. Työssä tarkasteltiin yleisesti tislauksprosessia ja tutustuttiin virtuaaliantureiden mahdollisiin sovelluskohteisiin. Prosessituntemus on virtuaaliantureiden toteuttamisessa oleellista, joten työssä haluttiin myös esitellä lyhyesti teollisuudessa käytettyjä yleisimpiä tislauksmenetelmiä ja kolonnityyppejä.

Virtuaaliantureiden sovelluskohteista tarkemmiksi tarkastelun kohteiksi valikoitui PCA-herkkyysanalyysi, PLS- ja SVR-pohjaiset virtuaalianturit ja niiden toiminta tislauksessa. PCA-herkkyysanalyysi ja PLS-sovellustapausten tarkastelussa käytettiin samaa panostislauksimulaatiota ja SVR-sovellustapausten simulaatiokin oli hyvin samankaltainen. Kaikissa prosesseissa oli tavoitteena erottaa kolmikomponenttiseos simuloidussa panostislauksessa ja tutkia lopputuotteiden puhtauksia prosessin lämpötilamittauksista. PCA-herkkyysanalyysi sovellustapauksessa selvitettiin lisäksi lämpötila-antureiden optimaalinen määrä ja sijainnit tislaukskolonnissa.

Todellisen prosessin sijaan työssä esitetyt sovellustapaukset olivat surrogaattimalleja, eli ne perustuivat valmiisiin simulaatiomallien pohjalta kerättyyn keinotekoiseen aineistoon. Simuloitu prosessi antaa aikarajattoman ja taloudellisen mahdollisuuden tutkia eri variaatioita prosessista. Kaikissa panostislauksprosessien tarkasteluissa käytettiin systemaattista koesuunnittelua ja tavoitteena oli löytää optimaalinen ajotapa tislauksprosessille. Tislauksprosesseista ajettiin useita simulaatioita vaihtelemalla syötteen koostumuksia ja kiehumisen- ja palautusjäähdytyksen nopeutta. Suorittamalla useita simulaatioita prosessista saadaan säädettyä tehokkain ja taloudellisin ajotapa prosessille.

Virtuaalianturien toimivuuteen vaikuttivat prosessissa useat muuttujat. Oikeiden prosessiparametrien löytämisen lisäksi virtuaalianturin toimintaan tapauksissa vaikutti keskeisesti lämpötilamittausten sijainnit. Virtuaalianturi kehitetään ja räätälöidään usein tapauskohtaisesti tiettyyn prosessiin. Virtuaalianturityyppien teoreettinen toimintaperiaate poikkesi toisistaan huomattavasti, mutta mikä tahansa näistä antureista olisi toteutettavissa kolmikomponenttisen seoksen panostislauksprosessissa.

LÄHDELUETTELO

Ahmad, I; Ayub, A; Kano, M; Cheema, I. 2020. Gray-box Soft Sensors in Process Industry: Current Practice, and Future Prospects in Era of Big Data. Processes. 3-5 s.

Fractional distillation, 2021. Verkkodokumentti. Saatavissa: <https://www.fractional-distillation.com/spinning-band-distillation.html> [viitattu 21.3.2021]

Hastie, T; Tibshirani, R; Friedman, J. 2008. The Elements of Statistical Learning: Data Mining, Inference, and Prediction. Springer Science & Business Media. 9-16 s.

Jain, P; Rahman, I; Kulkarni, B.D. 2007. Development of a Soft Sensor for a Batch Distillation Column Using Support Vector Regression Techniques. Chemical Engineering Research & Design. 283-287 s.

Kadlec, P; Gabrys, B; Strandt, S. 2008 Data-driven Soft Sensors in the Process Industry, Computers and Chemical Engineering. 2-22 s.

Kister, H. 1992. Distillation design. 20 s.

Lab Society, 2021. Verkkodokumentti. Saatavissa: <https://labsociety.com/fractional-distillation/> [viitattu 21.3.2021]

Muurinen, E. 2020. Erotusprosessit luentomoniste [viitattu 18.3.2021]

Nichols, L. 2021. Verkkodokumentti. Saatavissa: <https://chem.libretexts.org/@go/page/95718> [viitattu 19.3.2021]

Nichols, L. 2021. Verkkodokumentti. Saatavissa: <https://chem.libretexts.org/@go/page/95720> [viitattu 19.3.2021]

Rasmussen, C. E. & Ghahramani, Z. (2001). Occam's razor. In Advances in Neural Information Processing Systems. Cambridge, MA, USA: MIT Press. 294–300 s.

Sjöberg, J; Zhang, Q; Benveniste, A; Deylon, B; Glorennec, P; Hjalmarsson, H; Juditsky, A. 1995. Nonlinear black-box modeling in system identification: A unified overview. 1-4 s.

Sulzer, 2021. Verkkodokumentti. Saatavissa: <https://www.sulzer.com/en/shared/about-us/predict-distillation-tray-efficiency-white-paper-4-2018> [viitattu 21.3.2021]

Woolf, P. 2021. Verkkodokumentti. Saatavissa: <https://eng.libretexts.org/@go/page/22395> [viitattu 22.3.2021]

Zamprogna, E; Barolo, M; Seborg, D. 2002. Development of a soft sensor for a batch distillation column using linear and nonlinear PLS regression techniques. 431-436 s.

Zamprogna, E; Barolo, M; Seborg, D. 2004. Optimal selection of soft sensor inputs for batch distillation columns using principal component analysis, Journal of Process Control 39-51 s.