



TAMPEREEN TEKNILLINEN YLIOPISTO

OSSI HEINONEN
VASTINPINTAMENETELMÄN SOVELTAMINEN
LUJUUSLASKENNASSA
Diplomityö

Tarkastajat: professori Arto Lehtovaara
yliopistonlehtori Sami Pajunen

Tarkastajat ja aihe hyväksytty
Automaatio-, kone- ja materiaalitekniikan tiede-
kuntaneuvoston kokouksessa 6. huhtikuuta 2011

TIIVISTELMÄ

TAMPEREEN TEKNILLINEN YLIOPISTO

Konetekniikan koulutusohjelma

HEINONEN, OSSI: Vastinpintamenetelmän soveltaminen lujuuslaskennassa

Diplomityö, 61 sivua

Huhtikuu 2011

Pääaine: Teknillinen mekaniikka

Tarkastajat: Professori Arto Lehtovaara, yliopistonlehtori Sami Pajunen

Avainsanat: Vastinpintamenetelmä, koesuunnittelu, regressioanalyysi, optimointi, lujuuslaskenta

Tämä työ on esitutkimus, jonka tavoitteena on selvittää, voisiko vastinpintamenetelmää soveltaa rahtilaivan lastiluukkujen tarjouslaskennassa tai lastiluukkujen varsinaisessa lujuuslaskentasuunnittelussa. Menetelmää tutkitaan soveltamalla Ansys-lujuuslaskentaohjelmiston vastinpintamenetelmään perustuvia optimointityökaluja lastiluukun lujuuslaskentaan.

Työ koostuu kolmesta osasta. Ensimmäisessä osassa käydään läpi vastinpintamenetelmän keskeinen teoria. Teorian tärkeimmät osa-alueet ovat kokeiden suunnittelu ja vastinpintojen muodostaminen regressioanalyysia hyödyntäen. Toisessa osassa esitetään Ansys-ohjelmiston vastinpinta- ja optimointityökalujen ominaisuuksia ja niiden käyttöä. Viimeisessä osassa esitetään lastiluukun mitoitusperusteet ja sovelletaan esitetyjä vastinpintatyökaluja todellisen lastiluukun lujuuslaskentaan.

Laskentaesimerkin tulosten perusteella vastinpintamenetelmä vaikuttaa varsin käyttökelpoiselta sovellettavaksi lastiluukkujen lujuuslaskentaan. Yksittäisen esimerkin pohjalta ei vielä voida tehdä täysin perusteellisia johtopäätöksiä siitä, voidaanko työkalua soveltaa luukun tyypistä, koosta ja kuormituksesta riippumatta. Kuitenkin tässä työssä esitettyjen tulosten valossa tutkimusta aiheesta kannattaa jatkaa.

ABSTRACT

TAMPERE UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

Master's Degree Programme in Mechanical Engineering

HEINONEN, OSSI: Applying Response Surface Methodology to Strength Analysis

Master of Science Thesis, 61 pages

April 2011

Major: Applied Mechanics

Examiners: Professor Arto Lehtovaara, Associate Professor Sami Pajunen

Keywords: Response Surface Methodology, Design of Experiments, Regression Analysis, Optimization, Strength Analysis

The purpose of this thesis is to find out if response surface methodology (RSM) can be successfully used in structural design of cargo handling equipment to produce an automated designing process for the tendering stage of a design project. This is done by applying the RSM based tools in Ansys to an actual piece of cargo handling equipment.

This thesis consists of three parts. The first part is about the theory of RSM. Main fields of RSM are design of experiments and forming response surfaces using regression analysis. The second part is about the RSM based tools found in Ansys and how to use them. The last part presents a case study where RSM based tools are applied to an actual piece of cargo handling equipment.

Based on the results presented in this thesis RSM seems to be suitable for being used in strength analysis. However, the methodology was applied only to one particular case and therefore thorough conclusions about the concept should not be made based on this thesis alone. Still, it is recommended for research on the subject to be continued.

ALKUSANAT

Tämä diplomityö on tehty Tampereen teknillisen yliopiston konstruktitekniikan laitoksella teknillisen mekaniikan pääaineeseen. Työn teettäjänä toimi Carcotec Oyj.

Haluan kiittää työn ohjaajana toiminutta yliopistonlehtori Sami Pajusta kaikesta työn aikana saamastani tuesta ja ohjauksesta. Projektin vetäjänä toiminutta diplomi-insinööri Jouni Lehtistä ja kaikkia muitakin Cargotec Oyj:n puolelta projektiin osallistuneita henkilöitä haluan kiittää mielenkiintoisesta aiheesta ja kaikista työn edetessä saamistani neuvoista ja avusta, jotka osaltaan mahdollistivat tämän työn valmistumisen. Työn tarkastajana toiminutta professori Arto Lehtovaaraa haluan kiittää hänen kaikista työstäni tekemistään huomioista ja antamistaan kommentteista.

Haluan kiittää suuresti kaikkia henkilöitä, joiden seurassa olen saanut diplomityötäni tehdä, yliopistolla vallinneesta verrattomasta ilmapiiristä. Haluan kiittää myös kaikkia muita työhön tavalla tai toisella osallistuneita henkilöitä ja vielä erityisesti kaikkia minua työn tekemisen aikana tukeneita ystäviä ja läheisiä.

Tampereella 15. huhtikuuta 2011

Ossi Heinonen

SISÄLLYS

1	Johdanto.....	1
1.1	Lastiluukkujen myynti- ja suunnitteluprosessi	1
1.2	Nykyisen prosessin ongelmat.....	2
1.3	Prosessin kehityssuunta	2
1.4	Työn rajausta ja tavoite	3
2	Vastinpintamenetelmä	5
2.1	Regressioanalyysi.....	6
2.2	Kokeiden suunnittelu	9
2.3	Kerätyn datan skaalaus	11
2.4	Suunnittelun ortogonaalisuus ja kiertosymmetrisyys.....	11
2.5	Kahden tason koe	12
2.6	Toisen kertaluvun regressiomalli	12
2.7	CCD-kokeet	15
2.8	Optimaaliset CCD-kokeet.....	15
2.9	Regressiomallin datan muunnokset.....	17
3	Vastinpintamenetelmän käyttö Ansys Workbench -ohjelmassa.....	20
3.1	Kokeiden suunnittelu	20
3.1.1	Ensimmäisen ja toisen kertaluvun mallit	20
3.1.2	CCD-koemalli	21
3.2	Vastinpintojen luominen.....	23
3.3	Optimointi.....	29
3.3.1	Optimointiongelman asettelu	29
3.3.2	Optimointimenetelmät	30
4	Lastiluukun optimointi	32
4.1	Side-rolling-luukun mitoitusperusteet	32
4.2	Tutkittavan luukun mallinnus ja parametrisointi	38
4.3	Tehtävän vasteiden parametrisointi.....	41
4.4	Koepisteiden määrittely	44
4.5	Vastinpintojen luominen.....	46
4.6	Optimointi.....	46
4.7	Tulosten tarkennus	48
5	Päätelmät	57
	Lähteet.....	60

LYHENTEET JA MERKINNÄT

$\sum_{i=1}^k x_i$	summa termistä $i = 1$ termiin $i = k$
$\nabla \mathbf{x}$	vektorin \mathbf{x} gradientti
$\ \mathbf{x}\ $	vektorin \mathbf{x} pituus
$ x $	x :n itseisarvo
$\det(\mathbf{X})$	matriisin \mathbf{X} determinantti
$E(x)$	x :n odotusarvo
$\exp(x)$	Neperin luku e korotettuna potenssiin x
$\ln(x)$	x :n luonnollinen logaritmi
$\log(x)$	x :n kymmenkantainen logaritmi
$\min f$	minimoidaan kohdefunktiota f
$se(\hat{y})$	ennusteen estimoitu keskihajonta
$se(b_i)$	regressiotermien standardivirhe
$\text{sgn}(x)$	x :n etumerkki
$\text{tr}(\mathbf{X})$	matriisin \mathbf{X} jälki
$V(x)$	x :n varianssi
\mathbf{X}^{-1}	matriisin \mathbf{X} käänteismatriisi
α	levykyntän sivusuhte
α_p	luottamusparametri
β	regressiokerroin
γ	parametrivektori
ε	virhetermi
θ	korrelaatiokerroin
ϕ	Lagrangen funktio
$\kappa_x, \kappa_y, \kappa_\tau$	vertailuhoikkuusluvusta riippuvat kertoimet
λ	vakio, datan muunnoksissa käytetty muuttuja
λ_r	vertailuhoikkuusluku
λ_s	origon siirtoparametri
ξ	tarkastelupisteen vektori
σ^2	varianssi äärelliselle populaatiolle
σ_e	vertailujännitys
σ_{max}	suurin puristusjännitys
σ_{min}	pienin puristusjännitys tai suurin vetojännitys
σ_x	x -suuntainen normaalijännitys
σ_y	y -suuntainen normaalijännitys
τ	leikkausjännitys
φ	tarkka vastinfunktio
Ψ	jännityssuhde
$[i]$	kokeen i :s momentti

$\mathbf{0}_k$	k -nollavektori
$\mathbf{1}_k$	k -ykkösvektori
a	levykentän pidemmän sivun pituus
B	jännitysten suunnasta riippuva kerroin
b	levykentän lyhyemmän sivun pituus, regressiokertoimen estimaatti
\mathbf{D}	suunnittelumatriisi
e_1, e_2, e_3	κ -kertoimista riippuvat eksponentit
E_m	yhtälörajoitusehtoja rajoittavat arvot
F	Fisherin testisuure
f	vastinfunktion approksimaatio
F_l	levykentän reunan tuennasta riippuva kerroin
\mathbf{g}	estimaattivektori
\mathbf{H}	hattumatriisi
h_{ii}	hattumatriisin i :s lävistäjäalkio
\bar{h}	hattumatriisin lävistäjäalkioiden aritmeettinen keskiarvo
i, j, k, l, t	alaindeksit
K	binäärisen käytöksen aiheuttava funktio, lommahduskerroin
\mathbf{K}	muunnosmatriisi
\mathbf{L}	muunnosmatriisi
l_i, p_i, q_i	affinimuunnoksissa käytetyt termit
L_{LL}	laivan pituus
M	positiivinen kokonaisluku
n	CCD-kokeen keskusosa
N	koepisteiden lukumäärä
\mathbf{O}_k	$k \times k$ -nollamatriisi
p_w	lastiluukkuun kohdistuva sääkuorma
\mathbf{r}	residuaalivektori
$r(\mathbf{x}_i, \mathbf{x})$	korrelaatiofunktio
R^2	determinaatiokerroin
R_A^2	korjattu determinaatiokerroin
R_{eH}	materiaalin myötöraja
S	varmuusluku lommahduksen suhteen
s^2	varianssin σ^2 harhaton estimaatti
t	levyn paksuus
U_j, L_l	epäyhtälörajoitusehtoja rajoittavat arvot
v	regressiomallin vapausasteet
w_{ij}	painokerroin
\mathbf{X}	datamatriisi
x	faktori
$x_1 x_2$	faktoreiden x_1 ja x_2 yhteisvaikutus

x_i^L, x_i^U	faktorin x_i pienin ja suurin taso
x_{iC}^j	faktorin x_i tasoa j vastaava koodattu taso
X_r	kokeen resoluutio
\mathbf{X}^T	matriisin \mathbf{X} transpoosi
y	vaste
\hat{y}	vasteen ennuste
y_λ	datan muunnos
$Z(\mathbf{X})$	Krigingin funktion lokaali osuus
3D-CAD	kolmiulotteinen tietokoneavusteinen suunnittelu
CCD	<i>Central Composite Design</i> , eräs koesuunnittelun malli
MRR	suurin suhteellinen residuaali
RAE	suhteellinen keskivirhe
RME	suhteellinen maksimivirhe
RMSR	residuaalien neliöllinen keskiarvo
RRMSR	suhteellinen residuaalien neliöllinen keskiarvo
RSM	vastinpintamenetelmä
SSE	residuaalin neliösumma
SSR	regression neliösumma
SST	kokonaisneliösumma
VIF	<i>Variance Inflation Factor</i> , eräs optimaalisen koesuunnittelun kriteereistä

1 JOHDANTO

Cargotec Oyj on suomalainen lastin- ja kuormankäsittelyyn erikoistunut pörssiyritys, jonka keskeisiä asiakasryhmiä ovat laivanvarustamot, laivayhtiöt, satamaoperaattorit, telakat, jakelukeskukset, kuljetusyritykset, logistiikkayritykset, kuorma-autoilijat sekä eri maiden puolustusvoimat. Cargotec on lukuisien yritysfuusioiden kautta muodostunut tytäbrändeineen yhdeksi suurimmista yrityksistä alallaan. Yhtiö työllistää maailmanlaajuisesti noin 10 000 ihmistä ja sen liikevaihto vuonna 2010 oli 2,6 miljardia euroa.

Cargotec koostuu yrityksenä kolmesta liiketoiminta-alueesta. Hiab ja Kalmar ovat keskittyneet ajoneuvojen kuormankäsittelyssä sekä konttien ja raskaan lastin käsittelyssä tarvittaviin ratkaisuihin. MacGregor puolestaan tuottaa ratkaisuja laivojen lastinkäsittelyn ja offshore-teollisuuden tarpeisiin. Suomessa yhtiön meriteollisuuteen keskittynyt toiminta sijaitsee Kaarinassa, jossa toimii lastiluukkujen suunnitteluun ja tuotekehitykseen keskittynyt osasto (Cargotec, 2011).

Kaarinan konttori työllistää noin 90 henkilöä, jotka toimivat muun muassa *Sales*-osastolla myyntityön johtamisen, teknisen konsultoinnin ja tarjous suunnittelun parissa, *Contracts*-osastolla projektijohtamisen ja -suunnittelun sekä oston ja logistiikan toimissa, *Procurement*-osastolla teräsrakenteiden partnerivalmistuksen johtamisen ja ostojen parissa sekä *Research and Development* -osastolla tuotekehityksessä.

1.1 Lastiluukkujen myynti- ja suunnitteluprosessi

Lastiluukkuprojektin toteuttaminen voidaan jakaa kolmeen päävaiheeseen, jotka ovat myynti, tarjouslaskenta ja varsinainen suunnittelutyö. Myynnin roolina on hankkia asiakas, jolle lastiluukut myydään. Myyntityö on hajautettu maailmanlaajuisesti ja tehdään yleensä asiakkaan luona. Myynti selvittää muun muassa laivan koon, laivan lastausaukkojen määrän sekä aukkojen dimensiot ja antaa tiedot eteenpäin tarjouslaskennalle. Tarjouslaskentavaiheen tehtävänä on selvittää, mitkä ovat yrityksen sisäiset kustannukset laivan tai laivojen valmiille lastiluukuille, jonka jälkeen myynti tekee näiden tietojen perusteella asiakkaalle tarjouksen lastiluukkuprojektista. Lastiluukkujen kustannuksista suurin osuus tulee luukkujen materiaalikustannuksista, joten yksi tärkeimmistä tarjouslaskentavaiheen tehtävistä on arvioida luukkujen teräspainot. Tämän lisäksi kustannuksia tulee muun muassa luukkuun kuuluvista valmiskomponenteista ja luukun valmistuksesta. Valmiskomponenteilla tarkoitetaan esimerkiksi luukun tuennassa ja lastausaukon päältä luukkuun pois siirrettäessä käytettyjä valmiita komponentteja.

Jos asiakas hyväksyy tarjouksen, on seuraavana vaiheena luukkujen varsinainen suunnittelu. Suunnittelu voidaan jakaa luukun pääsuunnitteluun ja lujuuslaskentaan. Pääsuunnittelussa määritellään luukun rakenne yleisellä tasolla. Pääsuunnittelutyöhön

kuuluu muun muassa luukun kannatinpalkkien ja tuentapisteiden lukumäärien ja paikkojen määrittäminen sekä luukun detaljisuunnittelu esimerkiksi luukun valmiskomponenttien osalta. Lujuuslaskennan tehtävänä on toteuttaa pääsuunnittelusta saatu yleistasolla suunniteltu luukku siten, että se täyttää luukulle asetetut määräykset ja asetukset. Lujuuslaskennassa mitoitetaan luukun pöytäraja, jolloin luukun teräspaino on tiedossa lujuuslaskennan valmistuttua.

Nykyisin teräspainojen laskenta tarjouslaskentavaiheessa toteutetaan vertaamalla laskettavana olevan projektin luukkujen dimensioita aiemmin toteutuneisiin taulukoituksiin luukkuihin ja tutkimalla taulukoitujen luukkujen toteutuneita teräspainoja. Tällä menetelmällä saadaan teräspaino 1...3 % tarkkuudella toteutuneeseen teräspainoon nähden. Pääsuunnittelutyö tehdään 3D-CAD-ohjelmistolla käyttäen niin sanottua parametrissa master-mallia, jota muokkaamalla voidaan suunnitella lastausaukon dimensioihin sopiva luukku. Pääsuunnittelun tuottamasta luukkumallista voidaan muodostaa lujuuslaskentaan soveltuva malli riisumalla mallista lujuusopillisesti merkityksettömät yksityiskohdat. Esimerkiksi luukun tuentajärjestelyä yksinkertaistetaan lujuuslaskentamallia varten. Lujuuslaskennassa suunnitellun luukun tiedot päivitetään pääsuunnittelumalliin, jonka jälkeen luukusta voidaan tuottaa tarvittavat dokumentit. Kun dokumentointi on suoritettu, täytyy luukulle vielä saada luokituslaitoksen hyväksyntä. (Väistö, et al., 2010)

1.2 Nykyisen prosessin ongelmat

Nykyinen toimintamalli sisältää paljon manuaalista työtä, jolloin projektin lopputulos riippuu suuresti siihen osallistuneista henkilöistä. Toisin sanoen eri suunnittelijat voivat päätyä samassa projektissa teräspainoltaan erilaiseen lopputulokseen. Tämä puolestaan hankaloittaa tarjouslaskennassa toteutuneiden projektien pohjalta tehtäviä laskelmia. Lisäksi saman luukkutyypin projektit ovat yleensä keskenään varsin samankaltaisia, jolloin manuaalisesti toistettavan työn automatisointi tuntuu houkuttelevalta. Projektin eri vaiheissa tehdyt työvaiheet voisivat myös hyödyttää toisiaan paremmin. Esimerkiksi tarjouslaskennassa tehdyt laskelmat luukun teräspainosta eivät hyödytä varsinaista suunnittelutyötä, vaan osittain samaan päämäärään eli luukun teräspainon selvittämiseen tähtäävää työtä tehdään tarjouslaskennassa ja varsinaisessa suunnittelutyössä täysin erillisesti. (Väistö, et al., 2010)

1.3 Prosessin kehityssuunta

Prosessin tehostamiseksi on suunnitteilla konfiguraattori, jossa kaikissa työvaiheissa kerätyt tiedot ja tehty työ päivitetäisiin samaan järjestelmään. Tällöin eri työvaiheissa voitaisiin tehokkaasti hyödyntää muiden työvaiheiden tuloksia. Esimerkiksi myynnin laivasta keräämät tiedot päivitetäisiin konfiguraattoriin, mutta pääpaino konfiguraattorissa olisi tarjousvaiheen ja suunnitteluvaiheen työn kytkemisessä paremmin toisiinsa. Tarjousvaiheessa voitaisiin esimerkiksi suunnitella luukulle karkea malli, joka riittäisi

teräspainon selvittämiseen halutulla tarkkuudella. Tätä mallia tarkennettaisiin sitten pääsuunnittelu- ja lujuuslaskentavaiheissa. Karkean lujuuslaskentamallin käyttäminen tarjouslaskentavaiheessa mahdollistaisi myös esimerkiksi luukun tukivoimien ratkaisemisen ja tukien paikkojen määrittämisen, jolloin asiakkaalle voitaisiin jo tarjouslaskentavaiheessa välittää tämän kaltaisia laivan rakenteiden kannalta hyvinkin arvokkaita tietoja.

Tarjous lastiluukkujen suunnittelusta on kuitenkin jätettävä nopealla aikataululla ja koska tarjous koskee yleensä koko laivaa tai jopa useita laivoja, on tarjouksessa huomioitava jopa kymmenen tai useammankin erilaisen lastiluukun kustannukset. Niinpä perusteelliseen lujuuslaskentaan ei tarjousvaiheessa ole aikaa ja tarvetta olisi jonkinlaiselle automatisoidulle, likimääräisen teräspainon tuottavalle laskentaprozeduurille. Yksi vaihtoehto nopeaan teräspainon selvittämiseen on muodostaa lujuuslaskentakirjasto, joka sisältää erikokoisille lastiluukuille etukäteen suoritettut lujuuslaskentatulokset. Tällainen kirjasto on kuitenkin hyvin työläs perustaa, sillä tarvittavien laskentatapausten määrän on luukkutyypistä riippuen arvioitu olevan noin 200...600 tapausta. Lisäksi kirjastosta ei todennäköisesti löydy täsmälleen tilauksen mukaista valmista luukua, ja on arvioitu, että varmalta puolelta lähimmän tapauksen käyttäminen tuottaa systemaattisesti 1...3 % liian suuria teräspainoja. Laaja, valmiiksi lasketuista tapauksista koostuva kirjasto on myös erittäin työläs päivittää, mikäli nykyään lastiluukuissa käytettäviin rakenteisiin tulisi merkittäviä uudistuksia. Niinpä kirjaston voi pahimmassa tapauksessa nähdä jopa jarruttavan tuotekehitystä.

Tässä työssä pyritään selvittämään, olisiko automatisoidun laskentaprozeduurin kehittäminen mahdollista niin, ettei laskentatapauksia tarvitsisi laskea etukäteen varastoon, vaan tilauksen tultua saataisiin kohtalaisessa ajassa likimääräinen tieto luukun teräspainosta käyttäen luukun todellisia dimensioita ja todellista kuormitusta.

1.4 Työn rajaus ja tavoite

Automaattisen lujuuslaskennan toteuttamista varten lähtökohdaksi valittiin valmiiden optimointialgoritmien soveltaminen lujuuslaskentaan. Optimointialgoritmeihin tutustuminen ja niistä sopivan ohjelmointi yleisesti lastiluukkujen lujuuslaskentaan sovellettavaksi ohjelmaksi koettiin liian laajaksi ongelmaksi, joten työn rajausta tarkennettiin vielä ja tutkittiin ainoastaan valmiiden ohjelmistojen käyttöä. Valmisohjelmista tutkittavaksi valittiin elementtimenetelmään perustuva Ansys ja sen Workbench-ympäristön sisältämä vastinpintamenetelmään perustuva Design Exploration -työkalu.

Työn tavoitteena on siis selvittää, voisiko automaattisen lujuuslaskennan toteuttaminen olla mahdollista Ansys-ohjelman vastinpintamenetelmään perustuvia työkaluja soveltamalla. Tarkoituksena ei ollut tuottaa mitään valmista työkalua tai menetelmää, vaan tehdä esitutkimus aiheesta, jonka pohjalta tehtäisiin johtopäätöksiä menetelmän käyttökelpoisuudesta ja siitä, kannattaako menetelmän tutkimusta aiheesta jatkaa.

Työssä käydään läpi vastinpintamenetelmän keskeinen teoreettinen sisältö. Tämän jälkeen esitellään Ansys-ohjelman vastinpinta- ja optimointityökalujen sisältö pää-

piirteittäin painottaen teoriaa työkalujen ja menetelmien takana. Lopuksi käydään vielä läpi esimerkki, jossa ohjelman vastinpinta- ja optimointityökaluja sovelletaan todelliseen, hieman yksinkertaistettuun lastiluokkuun. Työkalun soveltamisessa siis rajoitetaan yhteen, tietyn tyyppiseen ja kokoiseen lastiluokkuun, johon kohdistuu vain yksi kuormitustapaus.

2 VASTINPINTAMENETELMÄ

Vastinpintamenetelmän (Response Surface Method, RSM) kehittäjiksi tunnustetaan yleisesti G.E.P. Box ja K.B. Wilson, jotka tutkivat kemiallisen prosessiin osallistuvien tekijöiden vaikutusta reaktion saantiin (Khuri, 2006). Box ja Wilson kirjoittivat tutkimuksestaan artikkelin *On the Experimental Attainment of Optimum Condition*, joka julkaistiin vuonna 1951 *Journal of the Royal Statistical Society, Series B* -lehdessä. Menetelmän juuret voidaan kuitenkin johtaa 1930-luvulle, jolloin sitä käyttivät muun muassa J. Wishart ja C. P. Winsor (Khuri, et al., 1987).

Tavoitteena vastinpintamenetelmässä on löytää kuvaus tuntemattoman suureen y käyttäytymiselle tunnettujen suureiden $x_1, x_2, x_3, \dots, x_k$ funktiona (Myers, et al., 2009). Toisin sanoen tavoitteena on löytää sellainen funktio φ , että suure y voidaan esittää muuttujien x_1, x_2, x_3, \dots avulla seuraavasti

$$y = \varphi(x_1, x_2, x_3, \dots). \quad (1)$$

Tällöin funktio φ on niin sanottu todellinen *vastinfunktio* tai *vastinpinta*, suure y on *vaste* tai *selitettävä muuttuja* ja suureet x_1, x_2, x_3, \dots ovat *faktoreita* tai *selittäviä muuttujia*, joiden arvoja kutsutaan *tasoiksi* (Piché, et al., 2003). Todellisella vastinfunktiolla φ tarkoitetaan funktiota, joka ottaa huomioon kaikki systeemin ilmiöt ja selittää systeemin täydellisesti. Usein funktiota φ ei tunneta ja sitä jouduttaisiin mallintamaan hyvin monimutkaisella funktiolla (Myers, et al., 2009). Tämän vuoksi käytetäänkin todellisen vastinfunktion sijasta sen approksimaatiota f , jolloin voidaan kirjoittaa

$$y = f(x_1, x_2, \dots, x_k) + \varepsilon, \quad (2)$$

jossa ε on satunnainen virhetermi. Virhetermille oletetaan, että sen odotusarvo on nolla ja että varianssi on σ^2 . Lisäksi oletetaan, että eri pisteiden \mathbf{x} virhetermit ovat keskenään riippumattomia ja jakautuneet normaalijakauman mukaisesti (Khuri, et al., 1987). Jos ε jätetään huomioimatta, voidaan vastetta y approksimoida faktoreiden ja vastinfunktion avulla

$$\hat{y} = f(x_1, x_2, \dots, x_k). \quad (3)$$

Vastinpintamenetelmän käyttö sisältää yleensä kaksi vaihetta, jotka ovat kokeiden suunnittelu ja regressioanalyysin käyttö vastinpintojen luomiseksi. Usein mukaan

lasketaan vielä vastinpintojen pohjalta suoritettava optimointi, jolloin vaiheita on kolme (Myers, et al., 2009). Periaatteessa vastinpinnan voi luoda millä vain tavalla kerättyjen havaintojen perusteella, kunhan vain havaintoja on tarpeeksi halutunmuotoisen funktion muodostamiseksi. Kuitenkin huolellisella kokeiden suunnittelulla saadaan tarkempia vastinpintoja pienemmällä kokeiden määrällä. Kerättyjen havaintojen ja toisaalta suoritettujen kokeiden määrää merkitään N . Menetelmän eri vaiheet käydään läpi omissa alaluvuissaan.

Yleensä vastinpintamenetelmää käytetään, kun halutaan tutkia miten eri faktorit vaikuttavat vasteeseen ja toisaalta kun halutaan tutkia vasteen arvoja pisteissä, joissa vasteen arvoa ei ole laskettu tai mitattu. Vasteen optimointi on myös yleinen vastinpintamenetelmän sovelluskohde.

2.1 Regressioanalyysi

Regressioanalyysin avulla pyritään vastinpintamenetelmässä löytämään yhtälön (2) mukaisesti sellainen vastinfunktio f , että vaste y voidaan selittää faktoreiden x_1, x_2, \dots, x_k avulla. Yksinkertaisin regressiomalli on *lineaarinen* eli *ensimmäisen kertaluvun regressiomalli*, joka noudattaa yhtälöä

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_k x_k + \varepsilon. \quad (4)$$

Vektorimuodossa lineaarinen regressioyhtälö voidaan kirjoittaa

$$y = \mathbf{x}\boldsymbol{\beta} + \varepsilon, \quad (5)$$

kun määritellään *koepisteen* ja *regressiotermien* vektorit

$$\mathbf{x} = (1 \quad x_1 \quad \dots \quad x_k) \quad \text{ja} \quad \boldsymbol{\beta} = \begin{pmatrix} \beta_0 \\ \beta_1 \\ \vdots \\ \beta_k \end{pmatrix}. \quad (6)$$

Toisaalta esimerkiksi kahden faktorin toisen asteen regressioyhtälö muotoa

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \beta_{12} x_1 x_2 + \beta_{11} x_1^2 + \beta_{22} x_2^2 \quad (7)$$

voidaan palauttaa lineaariseksi regressioyhtälöksi ottamalla käyttöön uudet faktorit x_3 , x_4 ja x_5 , jolloin voidaan kirjoittaa

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \beta_{12} x_3 + \beta_{11} x_4 + \beta_{22} x_5. \quad (8)$$

Samaan tapaan myös kaikki muut korkeamman asteen polynomimalliset regressiomallit ovat palautettavissa lineaarisiksi regressiomalleiksi (Myers, et al., 2009).

Matriisimuodossa regressioyhtälö voidaan kirjoittaa

$$\mathbf{y} = \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{\varepsilon}, \quad (9)$$

missä

$$\mathbf{y} = \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_N \end{pmatrix}, \mathbf{X} = (\mathbf{1}_N | \mathbf{D}) = \begin{pmatrix} 1 & x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1k} \\ 1 & x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2k} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & x_{N1} & x_{N2} & \cdots & x_{Nk} \end{pmatrix}, \boldsymbol{\varepsilon} = \begin{pmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ \vdots \\ \varepsilon_N \end{pmatrix} \quad (10)$$

ja \mathbf{X} on *datamatriisi*, joka sisältää N -ykkösvektorin ja *suunnittelumatriisin* \mathbf{D} (Piché, et al., 2003), kun N on siis koepisteiden määrä.

Yleisin tapa selvittää regressiomallin parametrit β_i on käyttää pienimmän neliösumman menetelmää (Myers, et al., 2009). Tällöin minimoidaan matriisiyhtälöä

$$\|\mathbf{y} - \mathbf{X}\boldsymbol{\beta}\|^2 = (\mathbf{y} - \mathbf{X}\boldsymbol{\beta})^T (\mathbf{y} - \mathbf{X}\boldsymbol{\beta}). \quad (11)$$

Kun yhtälöstä otetaan gradientti $\boldsymbol{\beta}$:n suhteen ja merkitään se nollavektoriksi, saadaan niin sanottu *normaaliyhtälö* (Khuri, et al., 1987)

$$\mathbf{X}^T \mathbf{X} \boldsymbol{\beta} = \mathbf{X}^T \mathbf{y}. \quad (12)$$

Tästä voidaan ratkaista $\boldsymbol{\beta}$. Koska kyseessä on $\boldsymbol{\beta}$:n estimaatti, otetaan käyttöön uusi merkintä

$$\mathbf{b} = (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{y}. \quad (13)$$

Oletuksena on, että matriisi $\mathbf{X}^T \mathbf{X}$ on ei-singulaarinen ja $N \geq k + 1$. Nyt voidaan *ennustaa* regressiomallilla saatavat arvot \hat{y}_i .

$$\hat{\mathbf{y}} = \mathbf{X}\mathbf{b} = \mathbf{X}(\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{y} \quad (14)$$

Regressiotermien estimaattivektorille \mathbf{b} voidaan virhetermin $\boldsymbol{\varepsilon}$ odotusarvon ja varianssin perusteella kirjoittaa odotusarvo

$$E(\mathbf{b}) = E((\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{y}) = \boldsymbol{\beta} \quad (15)$$

sekä varianssi

$$V(\mathbf{b}) = V((\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{y}) = (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \sigma^2, \quad (16)$$

sillä

$$V(\mathbf{y}) = V(\boldsymbol{\varepsilon}) = \sigma^2 \mathbf{I}_N. \quad (17)$$

Regressioparametrien estimaattivektorin odotusarvon perusteella voidaan sanoa, että \mathbf{b} on todellisten regressioparametrien $\boldsymbol{\beta}$ *harhaton estimaatti* (Khuri, et al., 1987).

Todellisten vasteen arvojen \mathbf{y} ja vasteen estimaattien $\hat{\mathbf{y}}$ erotusta kutsutaan *residuaalivektoriksi* (Khuri, et al., 1987) ja sille voidaan kirjoittaa

$$\mathbf{r} = \mathbf{y} - \hat{\mathbf{y}} = (\mathbf{I}_N - \mathbf{X}(\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T) \mathbf{y} \quad (18)$$

Residuaalivektorin pituuden neliötä kutsutaan residuaalin neliösummaksi (SSE) (Khuri, et al., 1987) ja sille voidaan kirjoittaa

$$\|\mathbf{r}\|^2 = \mathbf{r}^T \mathbf{r} = (\mathbf{y} - \mathbf{X}\mathbf{b})^T (\mathbf{y} - \mathbf{X}\mathbf{b}) = \text{SSE}. \quad (19)$$

Tiedetään (Piché, et al., 2003), että residuaalin neliösumman odotusarvo $E(\text{SSE}) = (N - k - 1)\sigma^2$. Tällöin voidaan kirjoittaa virhetermin varianssin σ^2 harhaton estimaatti

$$s^2 = \frac{\text{SSE}}{N - k - 1} \quad (20)$$

olettaen, että $N > k + 1$.

Varianssianalyysissä käytetään matriisia

$$\mathbf{C} = (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} = \begin{pmatrix} c_{00} & c_{01} & \cdots & c_{0k} \\ c_{10} & c_{11} & \cdots & c_{1k} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ c_{k0} & c_{k1} & \cdots & c_{kk} \end{pmatrix}, \quad (21)$$

jonka avulla voidaan yhtälöiden (16) ja (20) avulla kirjoittaa regressiotermien varianssi ja sille käypä estimaatti

$$V(b_i) = \sigma^2 c_{ii}, \quad \hat{V}(b_i) = s^2 c_{ii}. \quad (22)$$

Matriisin \mathbf{C} avulla voidaan kirjoittaa regressiotermeille myös standardivirhe

$$se(b_i) = \sqrt{s^2 c_{ii}} \quad (23)$$

sekä vastaavasti vasteen ennusteen estimoitu keskihajonta

$$se(\hat{y}) = \sqrt{s^2 \boldsymbol{\xi}^T \mathbf{C} \boldsymbol{\xi}}, \quad (24)$$

jossa $\boldsymbol{\xi}$ on tarkastelupisteen vektori $(1 \quad \xi_1 \quad \xi_2 \quad \dots \quad \xi_k)^T$. (Myers, et al., 2009)

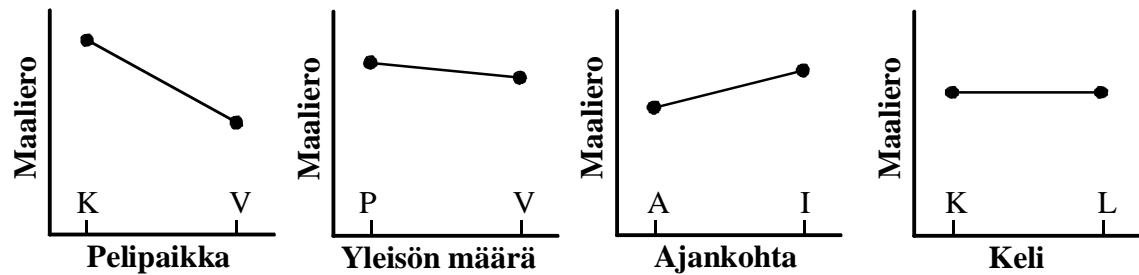
2.2 Kokeiden suunnittelu

Kokeiden suunnittelu on olennainen osa prosessia, jossa kerättyjen havaintojen pohjalta tehdään havaintoja tutkitun systeemin käyttäytymisestä. Toki havaintoja voidaan tehdä myös ilman huolellista kokeiden suunnittelua ja näin insinööriyössä käytännössä usein tehdäänkin. Usein esimerkiksi sovelletaan kokeilevaa menetelmää, jossa käypä ratkaisu pyritään löytämään muuttamalla faktoreiden arvoja tutkitusta systeemistä kerätyn kokemuksen perusteella. Tällöin voidaan puhua faktoreiden arvojen valistuneista arvauksista. Tällaisellakin menetelmällä voidaan saavuttaa hyviä tuloksia, jos systeemi tunnetaan hyvin. Kuitenkin menetelmää käytettäessä on käytännössä mahdotonta sanoa, ollaanko päädytty optimaaliseen ratkaisuun vai voisiko ratkaisua vielä parantaa (Montgomery, 2001).

Toinen käytännössä usein käytetty tapa hankkia tietoa systeemistä on menetelmä, jossa yhden suunnittelumuuttujan arvoa muutetaan pidettäessä muiden arvot vakioina (Montgomery, 2001). Tällaisella koejärjestelyllä voidaan onnistuneesti selvittää kunkin faktorin vaikutus tutkittavaan vasteeseen suunnitteluavaruuden yhdessä pisteessä. Otetaan esimerkiksi koe, jolla pyritään tutkimaan eri tekijöiden vaikutuksia jalkapallojoukkueen pelaaman ottelun lopputulokseen. Valitaan tutkimukseen seuraavat faktorit:

- 1) Onko kyseessä koti- vai vierasottelu?
- 2) Onko paikalla paljon vai vähän yleisöä?
- 3) Pelataanko ottelu aamu- vai iltapäivällä?
- 4) Vallitseeko ottelun aikana kylmä vai lämmin keli?

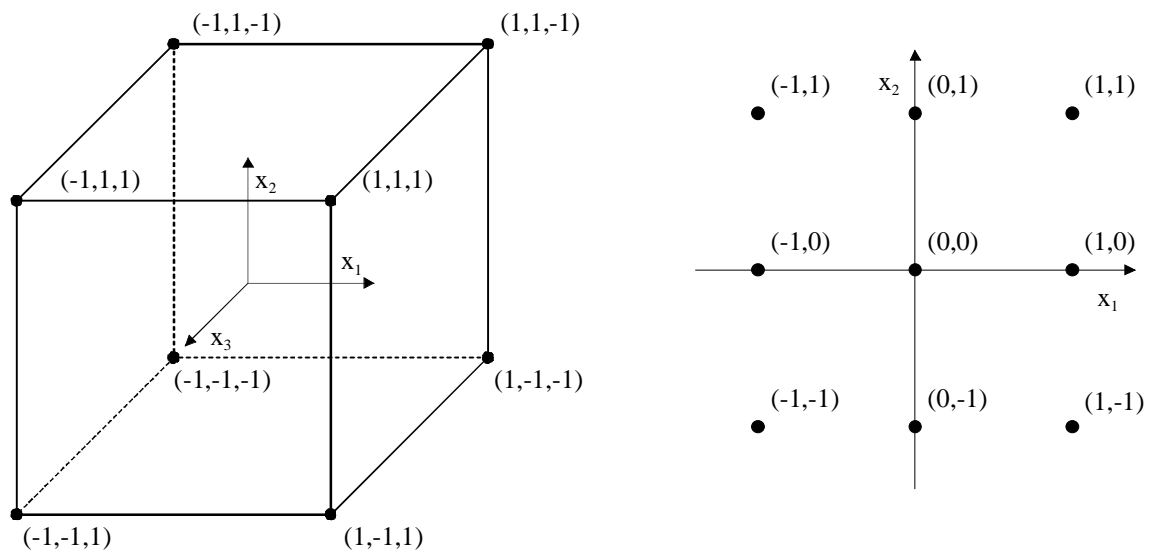
Vasteena tarkastellaan pelatun ottelun maaliero. Kerätään data halutusta määrästä otteita. Kerätystä datasta voidaan piirtää kuvan 1 mukaiset kuvaajat, joissa esitetään kunkin faktorin yksittäinen vaikutus maalieron keskiarvoon.



Kuva 1 Eri tekijöiden vaikutukset pelatun ottelun keskiarvoiseen maalieroon.

Nyt kuvaajien perusteella voidaan yrittää löytää optimaaliset olosuhteet pelattavalle ottelulle. Esimerkin mukaisten havaintojen perusteella joukkue näyttäisi menestyvän parhaiten kotona pelatussa iltatottelussa, jossa yleisöä on paikalla paljon. Tämän kaltaisen koejärjestelyn perusteella ei kuitenkaan voida päätellä mitään faktoreiden välisistä vuorovaikutuksista, kuten siitä, vaikuttaako pelipaikka ottelun suotuisen ajankohtaan tai suotuisaan yleisön määrään.

Niin sanotuissa faktorikokeissa muutetaan samaan aikaan useamman muuttujan arvoa ja niillä voidaan selvittää faktoreiden väliset vuorovaikutussuhteet niiden yksittäisten vaikutusten lisäksi (Montgomery, 2001). Faktorikokeet voidaan luokitella tason ja faktorien määrän mukaan. Esimerkiksi kolmen faktorin kahden tason kokeessa, eli 2^3 -kokeessa, on kolme muuttujaa, joista kaikki saavat arvoja kahdessa tasossa. Kahden faktorin kolmen tason kokeessa, eli 3^2 -kokeessa, puolestaan molemmat muuttujat saavat arvoja kolmessa tasossa. Edellä mainittujen kokeiden periaatekuvat on esitetty kuvassa 2.



Kuva 2 Periaatekuva 2^3 - ja 3^2 - kokeesta.

Kuvan kokeet on lisäksi skaalattu niin, että faktorit saavat arvoja $\{-1, 0, 1\}$.

2.3 Kerätyn datan skaalaus

Kerättyä dataa ei useinkaan käytetä sellaisenaan, vaan se *skaalataan* uudestaan. Skaalauksella saadaan muutettua faktoreiden asteikot sopivimmiksi ja skaalattua faktoreiden asteikot keskenään samaan asemaan. Tavallisin skaalauksen muoto on *koodaus*, jota käytetään erityisesti kahden tason kokeissa ja kolmen tasavälisen tason kokeissa (Khuri, et al., 1987). Koodaus voidaan toteuttaa seuraavan yhtälön mukaisesti

$$x_{ic}^j = \frac{2x_i^j - (x_i^L + x_i^U)}{x_i^U - x_i^L}, \quad (25)$$

missä x_{ic}^j on faktorin x_i tasoa j vastaava koodattu taso, x_i^L on faktorin x_i pienin ja x_i^U suurin taso. Tällöin faktoreiden koodatut tasot ovat kahden tason kokeelle $\{-1,1\}$ ja kolmen tason kokeelle $\{-1,0,1\}$, kuten on esitetty kuvassa 2. Koodauksella päästään eroon faktoreiden asteikkojen suuruusluokkien erojen aiheuttamasta numeerisesta epätarkkuudesta ja voidaan tulkita paremmin regressiomallissa käytettyjä regressioparametreja (Khuri, et al., 1987).

2.4 Suunnittelun ortogonaalisuus ja kiertosymmetrisyys

Kokeiden suunnittelulta usein toivottuja ominaisuuksia ovat suunnittelun *ortogonaalisuus* ja suunnittelun *kiertosymmetrisyys* (Khuri, et al., 1987). Suunnittelu on ortogonaalinen silloin, kun matriisi $\mathbf{X}^T \mathbf{X}$ on lävistäjämatriisi. Tällöin myös matriisi $\mathbf{D}^T \mathbf{D}$ on lävistäjämatriisi ja suunnittelumatriisin \mathbf{D} sarakesummat ovat nolliä. Tällöin datamatriisin \mathbf{X} sarakkeet ovat toisiaan vastaan kohtisuorassa, jolloin regressioparametrit b_i ovat toisistaan riippumattomat ja varianssimatriisi $V(\mathbf{b}) = \sigma^2 \mathbf{C}$ on lävistäjämatriisi, joka on helppo laskea numeerisesti tarkasti (Piché, et al., 2003). Ensimmäisen kertaluvun mallille myös kiertosymmetriselle suunnittelulle suunnittelumatriisin sarakesummat ovat nolliä ja $\mathbf{D}^T \mathbf{D}$ on lävistäjämatriisi. Kiertosymmetriselle suunnittelulle on kuitenkin vielä ehtona, että matriisi $\mathbf{D}^T \mathbf{D}$ on muotoa $\lambda \mathbf{I}_k$, missä λ on vakio eli diagonaalialkiot ovat samoja (Piché, et al., 2003). Määritelmien perusteella kaikki ensimmäisen kertaluvun kiertosymmetriset suunnittelut ovat siis myös ortogonaalisia. Kiertosymmetrisellä suunnittelulla on erityinen ominaisuus, jonka mukaan ennusteen varianssi

$$V(\hat{y}) = \sigma^2 \boldsymbol{\xi}^T (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \boldsymbol{\xi} = \sigma^2 \left(\frac{1}{N} + \frac{\xi_1^2 + \dots + \xi_k^2}{\lambda} \right) \quad (26)$$

riippuu ainoastaan datavektorin $\boldsymbol{\xi}$ pituudesta eikä sen suunnasta (Myers, et al., 2009).

2.5 Kahden tason koe

Kahden tason kokeella tarkoitetaan suunnittelua, jossa kullakin faktorilla on vain kaksi tasoa, koodattuna siis $\{-1, 1\}$. Kahden tason kokeella, eli 2^k -kokeella, voidaan selvittää faktoreiden *pää-* ja *yhteisvaikutukset* (Myers, et al., 2009). Tällöin saatavat vastinpinnat ovat lineaarisia kunkin faktorin suhteen, mutta faktoreiden yhteisvaikutuksista voi aiheutua kaarevuutta. *Täydellinen* kahden tason kokeen regressiomalli on muotoa

$$y = \beta_0 + \sum_{i=1}^k \beta_i x_i + \sum_{1 \leq i < j < k} \beta_{ij} x_i x_j + \dots + \beta_{1\dots k} x_1 \dots x_k + \varepsilon. \quad (27)$$

Tällöin kokeessa on 2^k termiä ja datamatriisissa yhtä monta riviä. Regressiomallista voidaan jättää toisen asteen termit pois, sillä koodatulle datalle $x_i^{2M} = 1$ ja $x_i^{2M+1} = x_i$, kun M on positiivinen kokonaisluku. Jättämällä faktoreita pois saadaan *osittainen* 2^k -koe. Faktoreita voidaan jättää pois kieltämällä tietyt faktoreiden yhteisvaikutukset, jolloin kielletyn faktorin arvo kiinnitetään arvoon ± 1 . Tällöin samalla oletetaan, että kielletty yhteisvaikutus ei ole regressiomallin kannalta merkittävä. Myös kaikki kielletyistä faktoreista keskenään kertomalla saadut faktorit on kielletävä (Khuri, et al., 1987). Kieltämällä esimerkiksi 2^5 -kokeesta yhdysvaikutukset $x_1 x_2 x_4$ ja $x_1 x_3 x_5$ on kielletävä myös faktori $x_2 x_3 x_4 x_5$. Alimman kielletyn termin astetta kutsutaan kokeen *resoluutioksi* (Piché, et al., 2003) ja yleisesti osittaista kahden tason koetta merkitään $2^{k-n}_{X_r}$, jossa n on kiellettyjen faktoreiden määrä ja X_r on kokeen resoluutio. Yllä esitetty esimerkki on siis 2^{5-2}_{III} -koe.

2.6 Toisen kertaluvun regressiomalli

Ensimmäisen kertaluvun regressiomallia tarkempia vastinpintoja saadaan käyttämällä toisen asteen regressiomallia, jolloin vastinpinnoista saadaan kvadraattisia (Khuri, et al., 1987). Toisen asteen regressiomalli on muotoa

$$y = \beta_0 + \sum_{i=1}^k \beta_i x_i + \sum_{i=1}^k \beta_{ii} x_i^2 + \sum_{1 \leq i < j \leq k} \beta_{ij} x_i x_j + \varepsilon. \quad (28)$$

Täydelliseen toisen kertaluvun regressiomalliin tarvittavien kokeiden määrä on $N = 1 + 2k + \binom{k}{2} = 1 + \frac{3}{2}k + \frac{1}{2}k^2$. Jos ristitermit jätetään pois, voidaan puhua *puhtaasti* toisen asteen mallista. Tällöin regressioyhtälö on muotoa

$$y = \beta_0 + \sum_{i=1}^k \beta_i x_i + \sum_{i=1}^k \beta_{ii} x_i^2 + \varepsilon \quad (29)$$

ja koepisteiden määrä on vähintään $N = 2k + 1$.

Toisen kertaluvun suunnittelun ortogonaalisuutta ja kiertosymmetrisyyttä voidaan tarkastella *momenttimatriisin* $(1/N)\mathbf{X}^T\mathbf{X}$ ja datamatriisin affiinimuunnosten avulla. Momentit määritellään faktoreiden ja niiden tulojen keskiarvoina seuraavasti:

$$\begin{aligned} [i] &= \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_{ii} \\ [ij] &= \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_{ii} x_{ij} = [ji] \\ [ijm] &= \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_{ii} x_{ij} x_{im} = [jim] = \dots \\ [ijmn] &= \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_{ii} x_{ij} x_{im} x_{in} = [imjn] = \dots \end{aligned} \quad (30)$$

Esimerkki kahdelle faktorille momenttimatriisi kirjoitetaan seuraavasti (Khuri, et al., 1987):

$$\frac{1}{N} \mathbf{X}^T \mathbf{X} = \begin{pmatrix} 1 & [1] & [2] & [11] & [22] & [12] \\ [1] & [11] & [12] & [111] & [122] & [112] \\ [2] & [12] & [22] & [112] & [222] & [122] \\ [11] & [111] & [122] & [1111] & [1122] & [1112] \\ [22] & [122] & [112] & [1122] & [2222] & [1222] \\ [12] & [112] & [122] & [1112] & [1222] & [1122] \end{pmatrix} \quad (31)$$

Affiinimuunnoksessa datamatriisia \mathbf{X} kerrotaan muunnosmatriisilla

$$\mathbf{L} = \left(\begin{array}{c|c} 1 & \mathbf{l}^T \\ \hline \mathbf{0}_k & \mathbf{K} \end{array} \right), \quad (32)$$

missä \mathbf{K} on ei-singulaarinen $k \times k$ -matriisi ja \mathbf{l} on k -vektori. Skaalauksessa käytetään matriisia

$$\mathbf{K} = \begin{pmatrix} 1/p_1 & & \\ & \ddots & \\ & & 1/p_k \end{pmatrix} \quad (33)$$

Uutta datamatriisia \mathbf{XL} vastaa parametrivektori $\boldsymbol{\gamma} = \mathbf{L}^{-1}\boldsymbol{\beta}$, jolle saadaan pienimmän neliösumman menetelmällä estimaatti

$$\mathbf{g} = \left((\mathbf{XL})^T \mathbf{XL} \right)^{-1} (\mathbf{XL})^T \mathbf{y} = \mathbf{L}^{-1}\mathbf{b}. \quad (34)$$

Tällöin muunnetulla datamatriisilla saadaan ennuste

$$\hat{\mathbf{y}} = \mathbf{XLg} = \mathbf{Xb}, \quad (35)$$

eli mallin ennuste ei muutu affiinimuunnoksessa.

Faktorit voidaan skaalata niin, että $[i] = 0$ ja $[ii] = 1$ käyttäen affiinimuunnosta,

jossa $p_i = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{j=1}^N (x_{ij} - \bar{x}_i)^2}$ ja vektorin \mathbf{l} komponentit $l_i = \frac{\bar{x}_i}{p_i}$. Esitetyllä affiinimuun-

noksella voidaan korvata neliöfaktorit uusilla, jotka ovat muotoa $x_i^2 + p_i x_i + q_i$. Jotta uuden mallin mukainen koe olisi ortogonaalinen, on affiinimuunnoksen kertoimien oltava $p_i = -[iii]$ ja $q_i = -1$ sekä momenttien $[ii], [iii], [iij]$ ja $[iiii]$ oltava ainoat nollasta poikkeavat momentit, joista tosin $[iii]$ voi olla nolla. Ortogonalisoituvan kokeen momenttimatriisi on siis muotoa

$$\frac{1}{N} \mathbf{X}^T \mathbf{X} = \left(\begin{array}{c|c|c|c} 1 & \mathbf{0}_k^T & \mathbf{1}_k^T & \mathbf{0}^T \\ \mathbf{0}^T & \mathbf{I}_k & \mathbf{S}_3 & \mathbf{0}^T \\ \mathbf{1}_k & \mathbf{S}_3 & \mathbf{S}_4 - \mathbf{I}_k + \mathbf{1}_k \mathbf{1}_k^T & \mathbf{0}^T \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{I} \end{array} \right). \quad (36)$$

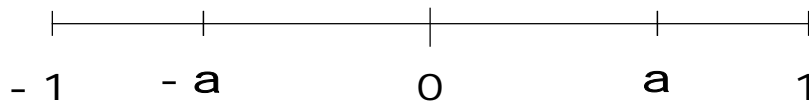
Toisen kertaluvun suunnittelun kiertosymmetrisyys voidaan määrittää ensimmäisen kertaluvun kiertosymmetriselle suunnittelulle löydetyn ominaisuuden perusteella (Piché, et al., 2003). Siis: toisen kertaluvun suunnittelu on kiertosymmetrinen, jos sillä saadun ennusteen varianssi riippuu vain datavektorin ensimmäisen kertaluvun osan pituudesta eikä sen suunnasta. Tällöin momenttimatriisi on muotoa

$$\frac{1}{N} \mathbf{X}^T \mathbf{X} = \left(\begin{array}{c|c|c|c} 1 & \mathbf{0}_k^T & \lambda_1 \mathbf{1}_k^T & \mathbf{0}^T \\ \mathbf{0}_k & \lambda_1 \mathbf{I}_k & \mathbf{0}_k & \mathbf{0}^T \\ \lambda_1 \mathbf{1}_k & \mathbf{0}_k & \lambda_2 (2\mathbf{I}_k + \mathbf{1}_k \mathbf{1}_k^T) & \mathbf{0}^T \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} & \lambda_2 \mathbf{I} \end{array} \right) \quad (37)$$

ja matriisin singulaarisuuden välttämiseksi on oltava $\lambda_1 \neq 0$ ja $\lambda_2 \neq 0$ sekä $k\lambda_1^2 \neq (k+2)\lambda_2$. (Piché, et al., 2003)

2.7 CCD-kokeet

Suosituin toisen kertaluvun suunnittelumalleista on niin sanottu *CCD-koe* (*Central Composite Design*) (Montgomery, 2001). Siinä datamatriisi muodostetaan kolmesta osasta siten, että kukin faktori saa arvoja viidessä suunnitteluvälinsä pisteessä. Faktori-kokeen mukaisesti faktorit saavat arvoja koodatun välinsä päätepisteissä ± 1 . Näitä tasoja kutsutaan CCD-kokeen *faktoriaaliosaksi* ja siitä kertyy suunnitteluun 2^k pistettä tai osittaisen faktoriaalikokeen mukaisesti 2^{k-n} pistettä. *Aksiaaliosasta* kertyy suunnitteluun $2k$ pistettä, joissa faktorit saavat arvoja arvon α päässä suunnitteluavaruuden origosta. Näiden pisteiden lisäksi CCD-suunnittelu sisältää n_0 pistettä suunnitteluavaruuden origossa. Näitä pisteitä kutsutaan suunnittelun *keskusosaksi*. Kukin faktori saa siis arvoja kuvan 3 mukaisesti.



Kuva 3 Faktorin saamat arvot CCD-kokeessa.

Koepisteiden kokonaismäärä CCD-kokeelle on siis

$$N = 2^{k-n} + 2k + n_0. \quad (38)$$

Tähän yhtälöön palataan vielä luvussa 3.

2.8 Optimaaliset CCD-kokeet

CCD-kokeelle on määritelty useita erilaisia optimaalisuuskriteereitä, joita käytetään hyväksi kokeiden suunnittelussa. Optimaaliselle kokeelle koepisteiden paikat valitaan niin, että valittu tavoitefunktio minimoituu. Eräs optimaalisuuskriteereistä on *A-optimaalisuus*. Tällöin tavoitefunktio J_A on matriisin $(\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1}$ lävistäjäalkioiden summa, jota siis pyritään minimoimaan. Tällöin minimoituu myös regressiotermien b_i skaalattujen varianssien summa, sillä

$$J_A(\mathbf{X}) = \frac{1}{\sigma^2} \sum_i V(b_i) = \sum_i c_{ii} = \text{tr}((\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1}). \quad (39)$$

Ehkä käytetyin optimaalisuuskriteereistä on *D-optimaalisuus* (Montgomery, 2001), jolloin tavoitefunktiona on

$$J_D(\mathbf{X}) = \left| (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \right| = \det \left((\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \right) = \frac{1}{\det(\mathbf{X}^T \mathbf{X})}. \quad (40)$$

Tällöin minimoituu regressiotermien b_i luottamusellipsoidien tilavuus (Khuri, et al., 1987). D-optimaalisuuskriteeri on siinä mielessä hyvä, että se voidaan tehdä myös affiniimuunnoksella koodatuille faktoreille, sillä

$$J_D(\mathbf{XL}) = \frac{1}{\det(\mathbf{L}^T \mathbf{X}^T \mathbf{XL})} = \frac{1}{(\det(\mathbf{L}))^2} J_D(\mathbf{X}). \quad (41)$$

Paitsi regressiotermiin ja niiden varianssiin, optimaalisuuskriteerit voivat perustua myös itse vastinpinnan varianssiin. Eräs tällainen kriteeri on *G-optimaalisuus*. Tällöin pyritään minimoimaan vastinpinnalla esiintyvää suurinta varianssia. Ennusteen normalisoitu varianssi pisteessä ξ on

$$g(\xi, \mathbf{X}) = \frac{N}{\sigma^2} V(\hat{y}) = N \xi^T (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \xi. \quad (42)$$

Toisaalta datamatriisin i :nnen rivin faktoriyhdistelmän vastaava normalisoitu varianssi on

$$g_i = \frac{N}{\sigma^2} V(\hat{y}_i) = N h_{ii}, \quad (43)$$

missä h_{ii} on niin sanotun hattumatriisin $\mathbf{H} = \mathbf{X}(\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T$ i :s lävistäjäalkio. Tällöin G-optimaalisessa kokeessa pyritään minimoimaan matriisin \mathbf{H} suurinta lävistäjäalkiota (Piché, et al., 2003). Matriisin \mathbf{H} lävistäjäalkiot tunnetaan niin sanottuina *vipuarvoina*. Jos yksi lävistäjäalkio h_{ii} on paljon muita lävistäjäalkioita suurempi, voidaan epäillä, että kyseinen koepiste i on kokeelle sijaintinsa puolesta haitallinen. Karkeana rajana korkealle vipuarvolle voidaan pitää lävistäjäalkioiden kaksinkertaista keskiarvoa (Montgomery, 2001)

$$2\bar{h} = 2 \frac{\sum_{i=1}^k h_{ii}}{k}. \quad (44)$$

Suurinta vipuarvoa voidaan pitää yhtenä koemallin tunnusmerkeistä.

2.9 Regressiomallin datan muunnokset

Toinen vaihtoehto korkeamman asteen regressiomallien käytölle tarkempien vastinpintojen saavuttamiseksi on käyttää niin sanottuja *muunnoksia*. Muunnoksilla tarkoitetaan faktoreille kerätylle datalle, koepisteissä vasteelle tehdyille havainnoille tai näille molemmille tehtäviä muunnoksia, joiden avulla regressiomallin tarkkuutta yritetään parantaa. Kerätyn alkuperäisen datan asemasta voidaan käyttää esimerkiksi kerätyn datan logaritmeja tai käänteisarvoja. Esimerkiksi tapauksessa, jossa vaste riippuu faktoreista eksponentiaalisesti, saavutettaisiin luultavasti tarkempi vastinpinta käyttämällä vasteelle y logaritmista muunnosta ja sovittamalla sitten dataan ensimmäisen asteen regressioyhtälö, sen sijaan, että käytettäisiin sokeasti toisen asteen regressiomallia lineaarisen mallin osoittautuessa riittämättömäksi (Draper, et al., 1981).

Muunnoksia käytetään usein datan sovittamiseksi juuri lineaariselle mallille sopivaksi, mutta muunnoksia voidaan käyttää myös korkeampaa astetta olevien mallien yhteydessä. Muunnoksia, joilla data pyritään sovittamaan ensimmäisen kertaluvun regressiomalliin, kutsutaan datan *linearisoinniksi*. Toinen yleinen syy muunnosten käyttöön on, että mallin virhetermien varianssi halutaan vakioksi tai lähes vakioksi koko suunnitteluavaruudessa, jotta niin sanottu *homoskedastisuusehto* täyttyisi. Toisaalta havaintojen jakauma halutaan normaalisti jakautuneeksi, jolloin mallin käyttökelpoisuutta voidaan tutkia perustellusti luottamustesteillä. (Box, et al., 1964).

Jos fysikaaliset tai muut todelliset yhteydet faktorien ja vasteen välillä tunnetaan, on muunnosfunktio suhteellisen helppo valita tai ainakin sen suhteen voi esittää perusteltuja arvauksia. Usein muunnoksia käytetään niin sanottujen *muunnosperheiden* avulla. Tällöin sopivat muunnosfunktiot voidaan valita systemaattisesti. Yksi hyvin suosittu muunnosperhe on *Box-Cox-muunnosperhe*. Siinä muunnoksiin käytetään potenssifunktioita vaihtuvalla eksponentilla. Box-Cox-muunnosperhe määritellään

$$y_\lambda = \begin{cases} \frac{y^\lambda - 1}{\lambda} & (\lambda \neq 0) \\ \log y & (\lambda = 0) \end{cases}. \quad (45)$$

Muuttujalle λ voidaan etsiä kullekin tapaukselle sopiva arvo. Sopiva arvo etsitään käymällä läpi tietty väli λ :n arvoja, usein esimerkiksi $\{-2, 2\}$ tai $\{-1, 1\}$, sopivalla askeleella, ja kullekin λ :n arvolle lasketaan niin sanottu *profiliuskottavuus* L_{\max} eli arvo, joka kertoo, kuinka hyvin kyseisellä λ :n arvolla toteutetut muunnokset $y^{(\lambda)}$ toteuttavat homoskedastisuus- ja normaaliusehdot. Seuraavaksi sovitetaan λ, L_{\max} -kuvaaja ja etsitään λ , joka toteuttaa suurimman lasketun profiiliuskottavuuden. Nyt on löydetty λ :n arvo, joka toteuttaa parhaiten muunnokselle asetetut ehdot. Usein kuitenkin halutaan käyttää jotain esimerkiksi fysikaalisten ilmiöiden perusteella selitettävissä olevaa arvoa, jollaisia ovat esimerkiksi kokonaisluvut tai murtoluvut $1/M$. Tällaisen järkevän arvon

löytämistä varten voidaan tehdä luottamusvälitarkastelu halutulla luottamusparametrilla α_p . Tällöin saadaan väli $\{\lambda_L, \lambda_U\}$, jolta valittu $\hat{\lambda}$ toteuttaa muunnokselle annetut ehdot todennäköisyydellä $100(1 - \alpha_p)\%$.

Box-Cox-muunnoksessa oletetaan, että y on suurempi kuin nolla. Tietysti voitaisiin käyttää myös origon siirtoa muodossa

$$y_\lambda = \begin{cases} \frac{(y + \lambda_s)^\lambda - 1}{\lambda} & (\lambda \neq 0), \\ \log(y + \lambda_s) & (\lambda = 0) \end{cases} \quad (46)$$

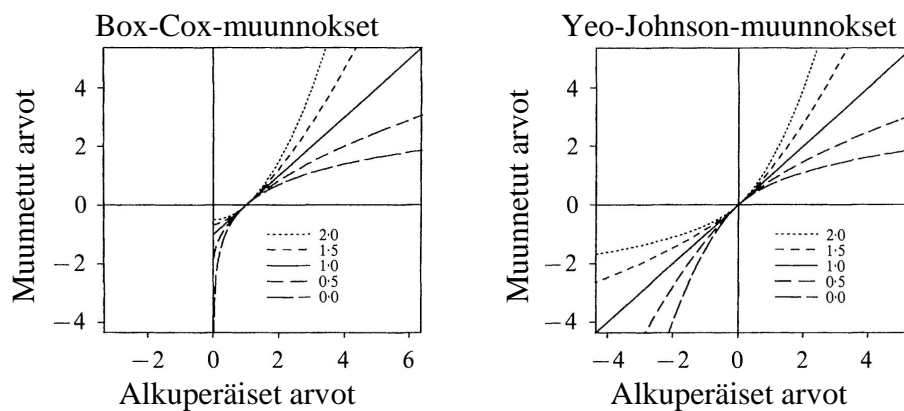
missä λ_s on origon siirtoparametri, mutta tällöin profiiliuskottavuuden maksimiarvoa ei aina voi normaalisti hyödyntää. Toinen vaihtoehto on muokata muunnos muotoon

$$y_\lambda = (\text{sgn}(y)|y|^\lambda - 1)/\lambda \quad (\lambda > 0), \quad (47)$$

mutta tällainen muunnos taas toimii huonosti, jos vasteen jakauma on vino (Yeo, et al., 2000). Tämän vuoksi Yeo ja Johnson kehittivät uuden muunnosperheen, jonka he määrittelivät

$$y_\lambda = \begin{cases} \{(y+1)^\lambda - 1\}/\lambda & (y \geq 0, \lambda \neq 0) \\ \log(y+1) & (y \geq 0, \lambda = 0) \\ -\{(-y+1)^{2-\lambda} - 1\}/(2-\lambda) & (y < 0, \lambda \neq 2) \\ -\log(-y+1) & (y < 0, \lambda = 2) \end{cases} \quad (48)$$

Kuvassa 4 on havainnollistettu eroa Box-Cox- ja Yeo-Johnson-muunnosten välillä.



Kuva 4 Box-Cox- ja Yeo-Johnson-muunnosten kuvaajat λ :n eri arvoilla (Yeo, et al., 2000).

Kuvasta 4 nähdään, että positiivisille λ :n arvoille Yeo-Johnson-muunnos on sama kuin Box-Cox-muunnos origon siirrolla arvolla $\lambda_y = 1$. Kuvasta nähdään myös, että Yeo-Johnson-muunnokset myös toimivat yhtä hyvin niin positiivisilla kuin negatiivisillakin y :n arvoilla.

3 VASTINPINTAMENETELMÄN KÄYTTÖ ANSYS WORKBENCH -OHJELMASSA

Vastinpintamenetelmää on yleisesti käytetty kokeellisilla aloilla, kuten kemian- ja lääketieteellisyydessä. Usein kerätty koedata sisältää tällöin kontrolloimattomista tekijöistä johtuvaa satunnaisuutta, joka täytyy ottaa huomioon (Khuri, et al., 1987). Ansys-ohjelman Workbench-ympäristö sisältää vastinpintamenetelmää hyödyntäviä työkaluja, jolloin vastinpintamenetelmää sovelletaan yhdessä elementtimenetelmän (Finite Element Method, FEM) kanssa, eikä havainnoissa tällöin esiinny satunnaisuutta. Toisin sanoen sama koepiste antaa aina saman tuloksen.

Vastinpintamenetelmän käyttö Ansys-ohjelman Workbench-ympäristössä perustuu käytettävän FEM-mallin parametrisointiin, parametrien eri arvojen yhdistelmillä laskettaviin analyysihin sekä näiden analyysien pohjalta muodostettaviin vastinpintoihin. Lisäksi vastinpintojen pohjalta voidaan malliin soveltaa optimointia.

Faktoreiksi mallista voi parametrisoida niin jatkuvia kuin diskreettejäkin muuttujia. Tämän lisäksi jatkuvan parametrin voi halutessaan määrittellä niin sanotuksi käytettävyyssparametriksi, joka käyttäytyy kuin jatkuva parametri, mutta jolle vain tietyt käyttäjän määrittelemät arvot ovat sallittuja. Käytettävyyssparametreille ja diskreeteille parametreille on kuitenkin huomioitava, ettei niitä voi käyttää kaikkien optimointimenetelmien yhteydessä, kuten luvussa 3.3 esitetään. Faktoreiden määrä on ohjelmassa rajoitettu 20:een. Käytännössä kuitenkin suositellaan, ettei faktoreita olisi enempää kuin 10...15 (Ansys R12.1).

3.1 Kokeiden suunnittelu

Kun malliin on parametrisoitu sekä halutut faktorit että vasteet, on ensimmäisenä varsinaisena vaiheena määrittää koepisteet, joissa FEM-analyysit suoritetaan. Käytettäväksi regressiomalliksi on valittavissa lineaarinen, puhtaasti kvadraattinen, täydellinen kvadraattinen tai toisen kertaluvun CCD-malli (Ansys R12.1). Valittiin käytettäväksi malliksi mikä hyvänsä edellä mainituista, valitaan samalla myös koepisteiden määrä. Toisin sanoen käytettävä regressiomalli määrää suoraan koepisteiden määrän, ellei käytetä niin sanottuja *parannettuja (enhanced)* koesuunnittelun malleja. Sen sijaan koepisteiden paikkojen valintaan käyttäjä voi vaikuttaa.

3.1.1 Ensimmäisen ja toisen kertaluvun mallit

Käytettäessä muuta kuin CCD-koemallia, koepisteiden paikkoihin voi vaikuttaa valitsemalla yhden kolmesta vaihtoehdosta pisteiden paikkojen valintamenetelmäksi. Vaih-

toehdot ovat *Max-Min Distance*, *Centered L2* ja *Maximum Entropy*. Näissä menetelmissä pisteet pyritään hajauttamaan suunnitteluavaruuteen eri kriteerien mukaisesti, esimerkiksi niin, että kukin koepiste on mahdollisimman kaukana muista.

Johtuen satunnaisuuden puutteesta FEM-analyyseissä, koepisteissä ei esiinny päällekkäisyyttä eli toisin sanoen kussakin pisteessä lasketaan vain yksi analyysi. Tästä johtuen koepisteitä voidaan kullekin mallille laskea mallin edellyttämä vähimmäismäärä. Niinpä koepisteiden määrä N lineaarisille yhteyksille on

$$N = k + 1, \quad (49)$$

missä k on siis kokeen faktoreiden lukumäärä. Kun regressiomallina käytetään puhtaasti toisen kertaluvun mallia, joka ei siis sisällä ristitermejä, lasketaan koepisteitä

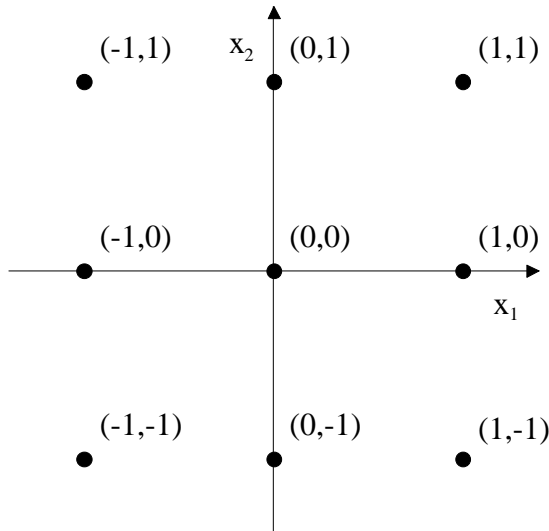
$$N = 2k + 1 \quad (50)$$

kappaletta. Kun malliin otetaan mukaan vielä toisen kertaluvun ristitermit, tulee koepisteiden määräksi

$$N = \frac{1}{2}k^2 + \frac{3}{2}k + 1. \quad (51)$$

3.1.2 CCD-koemalli

Käytettäessä CCD-koemallia käyttäjä voi valita koepisteiden paikkoihin vaikuttavan menetelmän neljästä vaihtoehdosta. Valittavissa on *Rotatable*, *Face-Centered*, *G-optimal* ja *VIF-optimal*. Valittaessa *Rotatable* koepisteet valitaan kiertosymmetrisen suunnittelun mukaisesti. Jos menetelmäksi valitaan *Face-Centered*, saa muuttuja α arvon 1 ja pisteet valitaan esimerkiksi kahden faktorin kokeelle kuvan 5 mukaisesti.



Kuva 5 Kahden faktorin CCD-kokeen koepisteiden paikkojen valinta Face-Centered-menetelmällä.

G-optimaalinen menetelmä on esitetty luvussa 2.8 ja valittaessa menetelmäksi *G-Optimal*, pisteet valitaan tämän optimaalisuuskriteerin mukaisesti.

VIF-Optimal-menetelmässä optimaalisuuskriteerinä on suunnittelumatriisin **D** suurimman niin sanotun *VIF*-arvon (*Variance Inflation Factor*) minimoiminen (Ansys R12.1). *VIF*-arvo määritellään (Neter, et al., 1996):

$$VIF_i = \frac{1}{1 - R_i^2}, \quad R_i^2 = 1 - \frac{SSE_i}{SST_i} \quad (52)$$

VIF-arvoja lasketaan *k* kappaletta siten, että kullekin faktorille määritellään oma regressiomalli seuraavasti:

$$\mathbf{x}_i = \gamma_0 + \gamma_1 \mathbf{x}_1 + \dots + \gamma_{i-1} \mathbf{x}_{i-1} + \gamma_{i+1} \mathbf{x}_{i+1} + \dots + \gamma_k \mathbf{x}_k \quad (53)$$

Kullekin *N*-faktorivektorille \mathbf{x}_i määritellään yhtälön (53) regressiokertoimet pienimmän neliösumman menetelmällä ja näille regressiomalleille lasketaan yhtälössä (52) esiintyvät residuaalin neliösumma SSE_i ja kokonaisneliösumma SST_i (Neter, et al., 1996)

$$\begin{aligned} SSE_i &= \sum_{i=1}^k (\mathbf{x}_i - \hat{\mathbf{x}}_i)^T (\mathbf{x}_i - \hat{\mathbf{x}}_i) \\ SST_i &= \sum_{i=1}^k (\mathbf{x}_i - \bar{\mathbf{x}})^T (\mathbf{x}_i - \bar{\mathbf{x}}) \end{aligned} \quad (54)$$

Yhtälön (54) neliösummien avulla voidaan laskea yhtälön (52) selitysasteet R_i^2 ja selitysasteiden avulla toleranssien $1 - R^2$ käänteisarvot eli halutut *VIF*-arvot. *VIF*-arvo on

yhteydessä suunnittelumatriisin ortogonaalisuuteen siten, että VIF-arvon minimi on 1 ja kun $VIF_i = 1$ on suunnittelumatriisi \mathbf{D} tällöin ortogonaalinen faktorin x_i suhteen.

Käytettäessä CCD-koemallia koepisteiden määrä on siis määrätty, mutta koepisteiden paikkoihin voi vaikuttaa. Koepisteiden määrä saadaan yhtälöstä (38), kun kiellettävien faktorikombinaatioiden määrä n riippuu faktoreiden määrästä k taulukon 1 mukaisesti ja keskusosan pisteiden määrä $n_0 = 1$.

Taulukko 1 Koepisteiden määrä käytettäessä CCD-koemallia.

Faktoreiden määrä k	Kiellettävien faktorikombinaatioiden määrä n	Koepisteiden määrä N
1	0	5
2	0	9
3	0	15
4	0	25
5	1	27
6	1	45
7	1	79
8	2	81
9	2	147
10	3	149
11	4	151
12	4	281
13	5	283
14	6	285
15	7	287
16	8	289
17	9	291
18	9	549
19	10	551
20	11	553

Yleisesti kokeiden suunnittelusta ohjelman työkaluilla voidaan sanoa, että CCD-mallin mukainen koesuunnittelu tuottaa yleensä tarkimman vastinpinnan, mutta vaatii myös selvästi eniten laskettavia FEM-analyysejä. Vastaavasti lineaarisen mallin mukaista koetta varten FEM-analyysejä lasketaan huomattavasti vähemmän, mutta tällöin fakto-reista saadaan selville ainoastaan niiden päävaikutukset. Ohjelman tarjoamien menetelmien lisäksi koepisteet voi myös määrittää täysin manuaalisesti, jolloin sekä pisteiden määrän että paikat voi valita itse.

3.2 Vastinpintojen luominen

Vastinpintojen luomiseen Ansys Workbench -ohjelmassa on valittavissa neljä eri menetelmää. Oletuksena on toisen asteen regressiomalliin perustuva menetelmä ja muut vaihtoehdot ovat *Kriging*, *Non-Parametric Regression* ja *Neural Network* (Ansys R12.1).

Oletusmenetelmällä vastinpinta muodostetaan käyttäen regressioanalyysiä toisen asteen polynomeilla. Menetelmä kuitenkin vaatii aina CCD-kokeen mukaisen määrän koepisteitä. Sitä ei siis voi käyttää lineaarisen tai kvadraattisten mallien mukaan määritetyillä koepisteillä, vaikka kvadraattisen mallin mukainen koe teorian mukaan mahdollistaisikin vastinpinnan muodostamisen regressioanalyysiä ja toisen asteen polynomeja käyttämällä. Regressioparametrit β_i määritellään luvussa 2.1 esitetyllä pienimmän neliosumman menetelmällä. Tämän lisäksi vastinpintaa luotaessa on mahdollista soveltaa luvussa 2.9 esitettyjä muunnosfunktioperheitä (Ansys R12.1).

Regressiomalli luodaan vaiheittain niin, että mallia luodessa suoritetaan testejä, joilla pyritään selvittämään, onko malliin hyödyllistä lisätä jokin regressiotermi. Oletetaan, että on luotu regressiomalli, joka sisältää p regressiotermiä ja p on pienempi kuin mallin regressiotermien maksimimäärä. Tällöin regressiotermin β_{p+1} merkittävyyttä mallissa voidaan testata Fisherin F -testisuureen avulla laskemalla termille β_{p+1} arvo

$$F_{p+1} = \frac{\frac{SSE_p - SSE_{p+1}}{v_p - v_{p+1}}}{\frac{SSE_{p+1}}{v_{p+1}}}, \quad (55)$$

missä SSE_p ja SSE_{p+1} ovat p :n ja $p + 1$:n regressiotermin regressiomallien neliosummat
 $v_p = k - p$ ja $v_{p+1} = k - p - 1$ ovat p :n ja $p + 1$:n regressiotermin regressiomallien vapausasteet.

Testin mukaan termi β_{p+1} on mallin kannalta merkittävä, jos

$$F_{p+1} > F(1 - \alpha | 1, n - p - 1), \quad (56)$$

missä $F(1 - \alpha | 1, n - p - 1)$ on F -testisuureen arvo vapausasteilla 1 ja $n - p - 1$ ja merkittävyytstasolla α .

Regressiomallista testataan myös kunkin lisätyn regressiotermin β_{p+1} jälkeen, onko jokin mallin aikaisemmista p :stä regressiotermistä merkityksetön uudessa mallissa. (Ansys R12.1)

Kriging-menetelmä on yksi muista käytössä olevista vaihtoehdoista vastinpintojen luomiselle. *Kriging*-menetelmän teorian kehitti Georges Matheron ja menetelmä perustuu Daniel G. Krigen maisterin työhön, jossa hän tutki kaivostoiminnan kannattavuuden arviointia tilastollisin menetelmin. Ansys Workbench:ssä käytettävän *Kriging*-menetelmän perusyhtälö on

$$y(\mathbf{x}) = f(\mathbf{x}) + Z(\mathbf{x}), \quad (57)$$

missä $f(\mathbf{x})$ on interpolointifunktion globaali polynomimuotoinen osuus, joka on samanmuotoinen kuin polynomimuotoisessa regressiomallissa. Funktion osuus $Z(\mathbf{x})$ tarkentaa vastetta lokaalisti ja se muodostetaan koepisteiden perusteella yhtälön (58) mukaisesti muodossa

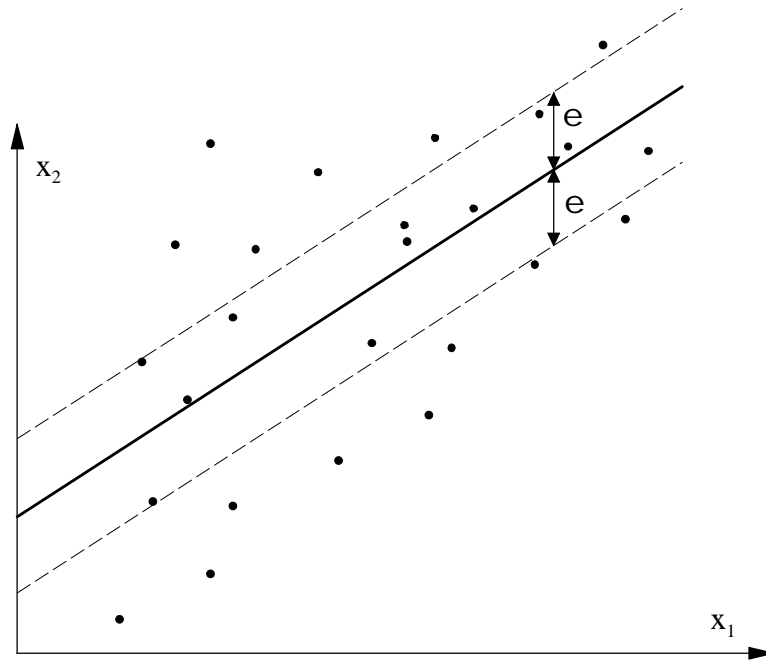
$$Z(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^N \lambda_i r(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}), \quad (58)$$

jossa λ_i on koepisteelle i annettava painokerroin ja korrelaatiofunktio $r(\mathbf{x}_i, \mathbf{x})$ määritellään yhtälön (59) mukaisesti

$$r(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}) = \exp\left(-\sum_{l=1}^k \theta_l |x_i^l - x^l|^2\right) = e^{-\sum_{l=1}^k \theta_l |x_i^l - x^l|^2}, \quad (59)$$

jossa θ_l on korrelaatiokerroin koepisteiden l :nnelle komponentille ja x_i^l ja x^l ovat i :nnen koepisteen ja muodostettavan pinnan koordinaattipisteen l :nnet komponentit (Simpson, et al., 2001). Kriging-menetelmän käyttö mahdollistaa vastinpintojen niin sanotun jalostamisen (*refinement*). Tällöin määritellään alkuperäisten koepisteiden lisäksi uusia koepisteitä, joilla vastinpintaa pyritään tarkentamaan. Käyttäjä voi määrittellä jalostukselle erilaisia asetuksia, kuten pyritäänkö jalostuksella minimoimaan suurinta vasteissa esiintyvää virhettä vai kaikkien vasteiden virheiden summaa ja mikä on riittävän pieni virhe, jolla jalostus lopetetaan.

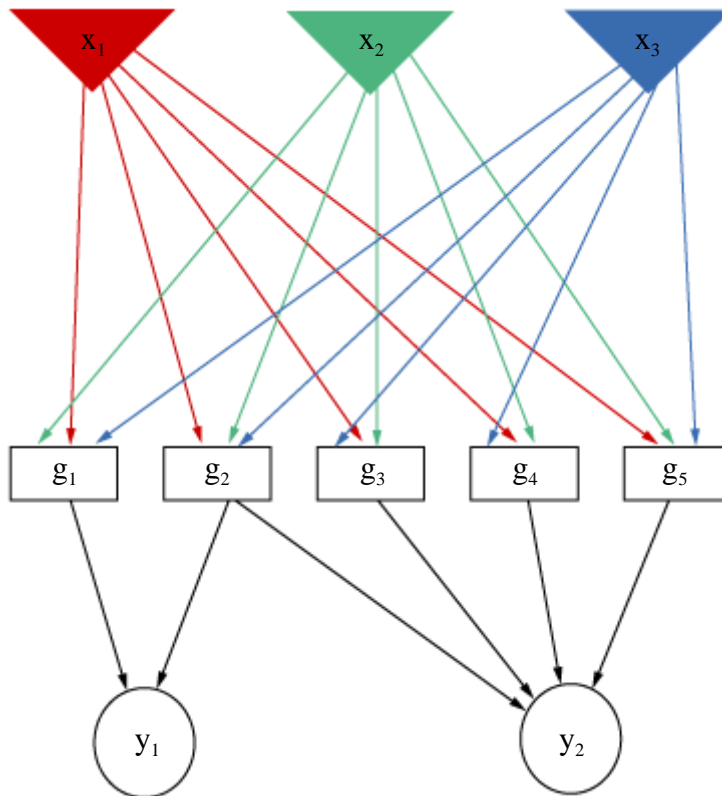
Non-Parametric Regression -menetelmässä tavoitteena on löytää koepisteiden joukosta mahdollisimman pieni, harva joukko pisteitä, joiden avulla regressiomalli voidaan luoda. Esimerkiksi regressiosuoran tapauksessa voitaisiin määrittää kuvan 6 mukaisesti suorat, jotka rajoittavat käytettyä pistejoukkoa.



Kuva 6 Pisteiden rajaaminen osajoukkoon, jota käytetään regressiosuoran muodostamisessa.

Menetelmä pelkistyy sallitun hypersylinterin määrittelyssä käytettävän parametrin ε ja käytettävän kernel-painotusfunktion parametrien valintaan optimaalisesti. Kernel-painotusfunktiona ohjelmassa käytetään Gaussin jakaumaa noudattavia gaussilaisia funktioita. Menetelmää suositellaan käytettäväksi vain korkeasti epälineaarisille ongelmille, sillä alhaisen kertaluvun ongelmassa menetelmä ei välttämättä toimi tehokkaasti, vaan vaarana on menetelmän oskillointi.

Neljäs vaihtoehto vastinpinnan muodostamiseen on käyttää menetelmää *Neural Network*. Menetelmässä on kolme tasoa ja näitä yhdistävät painotetut funktiot. Ensimmäisellä tasolla ovat faktorit, toisella yhteyksien kuvaamiseen käytetyt funktiot ja viimeisellä vasteet. Menetelmää voidaan havainnollistaa kuvalla 7.



Kuva 7 Periaatekuva Neural Network -menetelmästä.

Painofunktioiden lisäksi menetelmässä käytetään binääristä tyyppiä olevaa funktiota, jotta saadaan aikaan binäärinen, hermoston toimintaa muistuttava funktio, jossa määritellään, vaikuttaako funktio g_j vasteeseen y_l . Menetelmän toimintaa voidaan kuvata yhtälöllä

$$y_l = K\left(\sum w_{jl} g_j(x_i)\right), \quad (60)$$

jossa K on binäärisen käytöksen aiheuttava funktio.

Vastinpintojen *sopivuutta* voidaan tarkastella ohjelman tuottamien sopivuustietojen (*goodness of fit*) avulla. Determinaatiokerroin eli selitysaste R^2 esitettiin jo VIF-optimaalisen kokeen yhteydessä yhtälössä (52), mutta vastinpinnan determinaatiokerrotoimessa on kyse hieman eri asiasta. Tässä tapauksessa determinaatiokerroin kertoo kuinka suuren osuuden vasteen varianssista regressiomalli selittää. Matemaattisesti determinaatiokerroin määritellään regression neliösumman SSR tai residuaalin neliösumman SSE ja kokonaisneliösumman SST avulla

$$R^2 = \frac{SSR}{SST} = 1 - \frac{SSE}{SST}, \quad (61)$$

kun neliösummat SSR ja SST määritellään kullekin vasteelle

$$\begin{aligned}
SSR &= \sum_{i=1}^N (\hat{y}_i - \bar{y})^2 \\
SSE &= \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2 \\
SST &= \sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y})^2
\end{aligned} \tag{62}$$

Tilanteessa, jossa regressiomalli toteuttaa tarkasti koepisteissä tehdyt havainnot, eli $y_i - \hat{y}_i = 0$, saa determinaatiokerroin arvon 1, jolloin regressiomalli siis selittää vasteelle tehtyjen havaintojen varianssin täydellisesti.

Korjattu determinaatiokerroin R_A^2 määritellään

$$R_A^2 = 1 - (1 - R^2) \frac{N-1}{N-k-1} \tag{63}$$

Korjattu determinaatiokerroin huomioi koepisteiden ja havaintojen määrät ja onkin luotettavampi pienille koepisteiden määrille. *Suurin suhteellinen residuaali* MRR kertoo suhteessa suurimman virheen koepisteissä vasteelle saatujen arvojen ja vastinpinnalta samassa pisteessä saatujen arvojen välillä. Suhteellinen suurin residuaali voidaan siis kirjoittaa

$$\text{MRR} = \max \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right|. \tag{64}$$

Residuaalien neliöllinen keskiarvo RMSR kertoo residuaalien neliöllisen keskiarvon koepisteissä ja se määritellään yhtälön mukaan

$$\text{RMSR} = \frac{\sum_{i=1}^k (y_i - \hat{y}_i)^2}{k}. \tag{65}$$

Suhteellinen residuaalien neliöllinen keskiarvo RRMSR määritellään

$$\text{RRMSR} = \frac{\sum_{i=1}^k \left(\frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right)^2}{k} = \frac{\sum_{i=1}^k \left(1 - \frac{\hat{y}_i}{y_i} \right)^2}{k}. \tag{66}$$

Suhteellinen maksimivirhe RME kertoo suurimman residuaalin koepisteissä vasteelle saatujen arvojen keskihajonnan suhteen ja *suhteellinen keskivirhe* RAE kertoo residuaa-

lien keskivirheen vasteen arvojen keskihajonnan suhteen. Virheet voidaan kirjoittaa seuraavasti

$$\text{RME} = \frac{\max(y_i - \hat{y}_i)}{\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y})^2}} \quad (67)$$

$$\text{RAE} = \frac{\frac{\sum_{i=1}^N y_i - \hat{y}_i}{N}}{\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y})^2}}$$

Kriging-menetelmä on siis vastinpinnan luomiseen käytetyistä vaihtoehdoista ainoa, joka mahdollistaa vastinpintaa jalostavien koepisteiden luomisen automaattisesti, mutta vastinpintojen tarkkuuksista saatavien edellä esitettyjen tietojen perusteella käyttäjä voi tehdä johtopäätöksiä vastinpintojen tarkkuuksien riittävyyksistä.

3.3 Optimointi

Ehkä hyödyllisin sovellus vastinpintamenetelmälle Ansys Workbench -ohjelmassa on luotujen vastinpintojen pohjalta suoritettava systemaattinen optimointi. Yleensä vastetta suositellaan optimoitavan prosessilla, jossa ensin sovitetaan ensimmäisen kertaluvun malli, jolta etsitään jyrkimmän vieton menetelmällä optimi. Tämän jälkeen voidaan laajentaa koealuetta, jos näyttää siltä, että alkuperäisen koealueen ulkopuolelta löytyy optimointitehtävän paremmin toteuttava piste. Kun ensimmäisen kertaluvun mallilla ei enää löydetä parempia ratkaisuehdotuksia eli ollaan lähellä oletettua optimia, otetaan käyttöön toisen kertaluvun malli. Toisen kertaluvun mallilla vastinpinnasta saadaan tarkempi ja ääriarvopiste on helpompi löytää tarkasti. Löydetyn ääriarvopisteen luonne täytyy vielä määrittää, eli onko kyseessä minimi, maksimi vai satulapiste. Sekä ensimmäisen että toisen kertaluvun mallille on ennen varsinaista optimointia varmistuttava mallin riittävydestä, jotta optimointia olisi järkevää suorittaa (Khuri, et al., 1987).

Tällaista optimointimenettelyä kutsutaan tilastollisen vastinpintamallinnuksen menetelmään perustuvaksi vasteen optimoinniksi (Piché, et al., 2003). FEM-analyysiin perustuva data ei kuitenkaan sisällä lainkaan kohinaa, joka mahdollistaa niin sanottujen tavallisten numeeristen optimointimenetelmien käytön. Ansys Workbench -ohjelmassa optimointiin voidaan soveltaa kolmea menetelmää.

3.3.1 Optimointiongelman asettelu

Ennen varsinaisen optimoinnin suorittamista täytyy optimointiongelma määritellä. Määritellään optimointiongelma muodossa

$$\begin{aligned}
& \min f(x_1, x_2, \dots, x_k) \\
& g_j \leq U_j \\
& g_l \geq L_l \\
& h_m = E_m \\
& x_i^L \leq x_i \leq x_i^U, i = 1, 2, \dots, k
\end{aligned} \tag{68}$$

missä $\min f$ on tavoitefunktio, jossa kohdefunktiota f minimoidaan
 $g_{j,l}$ ovat epäyhtälörajoitusehdot
 h_m ovat yhtälörajoitusehdot
 U_j ja L_l ovat epäyhtälörajoitusehtoja rajoittavat arvot
 E_m ovat yhtälörajoitusehtoja rajoittavat arvot
 j, l, m ovat erityyppisten rajoitusehtojen lukumäärät
 x_i^L ja x_i^U ovat faktorin x_i suunnitteluvälin ylä- ja alarajat.

Nyt kohdefunktio f on vaste, joka on faktoreiden x_1, x_2, \dots, x_k funktio. Kohdefunktioita voi myös olla useampi kuin yksi, jolloin kyseessä on monitavoiteoptimointiongelma. Samoin rajoitusehtoina toimivat g_j, g_l ja h_m ovat tavallisesti vasteita, mutta myös faktoreille on mahdollista antaa tavoitteita, jolloin ne voivat toimia rajoitusehtoina. Normaalisti faktoreille on kuitenkin määritelty ainoastaan suunnitteluväli, joka on määritelty jokokeita suunniteltaessa. Sekä kohdefunktioille että rajoitusehdoille voi myös määrittää niin sanotut tärkeysasteet, joita käytetään painokertoimina optimointialgoritmien edetessä. Parhaiten painokertoimet toimivat haarukointiin perustuvissa menetelmissä.

3.3.2 Optimointimenetelmät

Ohjelma sisältää kolme menetelmää, joita voidaan soveltaa optimointiin. Menetelmistä yksinkertaisin on *Screening*, joka perustuu näytepisteiden ja niiden vastinpinnoilla saamien arvojen haarukointiin. Näytepisteet valitaan siirretyllä Hammersleyn menetelmällä, jolloin pisteet ovat jakautuneet hyvin tasaisesti suunnitteluavaruuteen. Näytepisteet luokitellaan sen mukaan, kuinka hyvin ne toteuttavat määritellyn kohdefunktion ja rajoitusehdot. Myös tärkeysasteet huomioidaan näytepisteitä luokiteltaessa. Menetelmällä saadaan näytepisteistä optimitehtävän parhaiten toteuttavat pisteet optimikandidaateiksi, joista käyttäjä voi vielä tehdä oman valintansa. Haarukointi soveltuu parhaiten käytettäväksi, kun halutaan selvittää mahdollisen optimipisteen tai optimipisteiden summittaista sijaintia, sillä pelkästään näytepisteitä haarukoimalla harvoin löydetään tarkkaa optimia. Menetelmä on kuitenkin ainoa, jota voidaan soveltaa, jos faktoreissa on mukana muita kuin jatkuvia muuttujia, sillä ohjelman muita optimointimenetelmiä ei voida käyttää muilla kuin jatkuvilla muuttujilla.

Yhden kohdefunktion optimointiin voidaan soveltaa *NLPQL*-menetelmää (*Non-linear Programming by Quadratic Lagrangian*). Nimensä mukaisesti menetelmässä

Lagrangen funktiota approksimoidaan kvadraattisesti ja rajoitusehtofunktiot puolestaan linearisoidaan. Kun optimointiongelma määritellään vakiintuneella tavalla (Kirsch, 1993) seuraavan yhtälön mukaisesti

$$\begin{aligned} \min f(x) \\ g_i(x) \leq 0, \\ h_j(x) = 0 \end{aligned} \quad (69)$$

niin tällöin Lagrangen funktio määritellään

$$\phi(x, \mu, \lambda) = f(x) + \sum \mu_i g_i(x) + \sum \lambda_j h_j(x), \quad (70)$$

missä μ ja λ ovat rajoitusehtofunktiolle asetettavat painokertoimet.

Välttämätön ehto optimipisteelle on, että se toteuttaa Karush-Kuhn-Tucker-ehdot, jotka määritellään yhtälön mukaisesti Lagrangen funktion ääriarvopisteiden avulla

$$\nabla \phi(x, \mu, \lambda) = 0. \quad (71)$$

NLPQL-menetelmää käytettäessä käyttäjä voi vaikuttaa kahteen algoritmin asetukseen. Sallittu konvergoitoleranssi määrittää, kuinka suuri virhe KKT ehdoissa sallitaan. Pieni sallittava virhe antaa tarkemman tuloksen, mutta algoritmi konvergoi hitaammin, jolloin iteraatiokierroksia tarvitaan enemmän. Suurella toleranssilla saadaan vastaavasti tulos nopeammin, mutta tällöin voidaan saada epätarkka tulos. Toinen käyttäjän valitsema asetusta onkin iterointikierrosten maksimimäärä. Käyttäjä voi vielä valita menetelmälle aloituspisteen, jolloin aloituspisteen paikkaa vaihtamalla voidaan päätyä eri optimipisteisiin tapauksessa, jossa suunnitteluavaruus sisältää useita lokaaleja optimeja. NLPQL-menetelmää käytettäessä sekä faktorit, vasteet että funktioiden gradientit skaalataan samaan suuruusluokkaan.

Monitavoiteoptimointiongelmiin voidaan pelkän haarukoinnin lisäksi soveltaa myös monitavoiteoptimointialgoritmia *MOGA* (Multi-Objective Genetic Algorithm), joka perustuu *NSGA-II*-algoritmiin (Non-dominated Sorted Genetic Algorithm-II). Haarukoinnin tapaan myös *MOGA*-menetelmää käytettäessä aluksi valitaan satunnaisesti suunnitteluavaruudesta näytepisteiden joukko, joissa vasteiden arvot siis osataan ennustaa. Valitut pisteet luokitellaan rintamiin sen mukaan, kuinka hyvin ne toteuttavat optimointitehtävän. Parhaiten optimointitehtävän toteuttavat pisteet tulevat ensimmäiseen rintamaan. Tämän jälkeen valitaan uusi näytepisteiden joukko ensimmäisen rintaman pisteiden ympäristöstä ja jatketaan näin kunnes ratkaisu ei enää oleellisesti muutu tai iterointikierrosten maksimimäärä saavutetaan.

4 LASTILUUKUN OPTIMOINTI

Ansys Workbench -ohjelman tarjoamien vastinpinta- ja optimointityökalujen soveltuvuutta rahtilaivan lastiluukun lujuuslaskentasuunnitteluun tutkittiin soveltamalla työkaluja hieman yksinkertaistettuun todelliseen lastiluukkuun. Lastiluukut ovat rahtilaivojen suurin yksittäinen varusteosa ja yksittäinen luukkupaneeli painaa yleensä kymmeniä tonneja. Niinpä luukun painon minimointi on tärkeää, sillä materiaalikustannukset ovat suurin tekijä lastiluukun toteutuneessa hinnassa.

Lastiluukun tehtävä on toimia sääkannella sijaitsevan lastausaukon sääsuojana ja mahdollistaa kansilastin kuljettaminen. Lastiluukut voidaan jakaa kolmeen pääluukkutyyppiin, jotka ovat

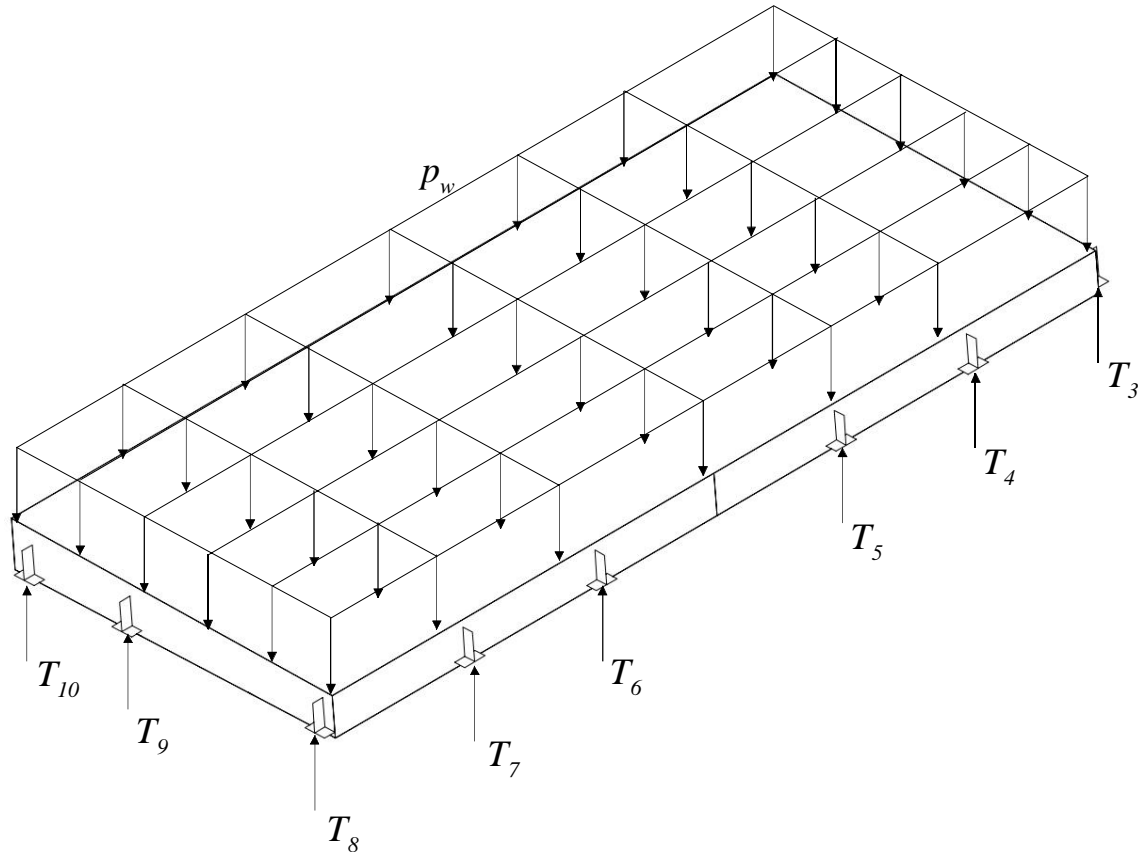
- 1) kokonaan lastausta varten pois nostettavat luukut (*lift-away*)
- 2) laivan poikittaissuunnassa lastausaukon päältä pois rullattavat luukut (*side-rolling*)
- 3) lastausaukon päältä hydrauliiikan avulla ylös taitettavat luukut (*hydraulic folding*)

Luukkutyyppeiden käyttö on alustyyppien mukaan melko vakiintunutta. Yhdellä luukulla yhden lastausaukon peittäviä lift-away-luukkuja käytetään pääasiassa irtorahtialuksissa ja lift-away-luukkuja, joita on yhtä lastausaukkoa kohti useampia, käytetään pääosin konttialuksissa. Sivuun rullattavia side-rolling-luukkuja käytetään kuivaa irtorahtia, kuten hiiltä, viljaa tai malmia kuljettavissa aluksissa, joiden kuljetuskapasiteetti ylittää noin 60 000 tonnia. Folding-luukkuja käytetään yleensä irt- ja yleisrahtialuksissa, joiden kuljetuskapasiteetti on alle 60 000 tonnia, ja joissa on omat nosturit lastinkäsittelyä varten. Side-rolling-luukuilla varustetuissa aluksissa ei yleensä ole omia nostureita.

4.1 Side-rolling-luukun mitoitusperusteet

Tutkittavaksi luukkutyypiksi valittiin side-rolling-lastiluukku, jolle kuormitustapauksia on vain yksi, jos painolastiruumien luukut jätetään huomioimatta ja rakennetta voidaan pitää riittävän yksinkertaisena, jotta se pystytään järkevästi mallintamaan suosittelulla parametrien määrällä 10...15. Yleisesti laivatekniikkaa hallitsevat kansainvälisiin sopimuksiin perustuvat säännöt, sopimukset ja määräykset (Räisänen, 1997). Luokituslaitosten kansainvälinen järjestö IACS (*International Association of Classification Societies*) on koonnut irtolastialusten suunnittelussa käytettävät säännöt yhteen nimellä *Common Structural Rules for Bulk Carriers*.

Side-rolling-luukun tapauksessa kaksi paneelia peittävät yhden lastausaukon ja paneelien välinen sauma kulkee laivan pituusakselin suuntaisesti. Laskennassa paneelien välistä kytkentää ei huomioida, vaan paneelit käsitellään erillisinä tapauksina. Niinpä yhden paneelin laskenta riittää, sillä kuormitus on symmetrinen. Side-rolling-paneeli on tuettu pistemäisesti kolmelta reunaltaan ja sitä kuormittaa sääkuorma kuvan 8 mukaisesti.



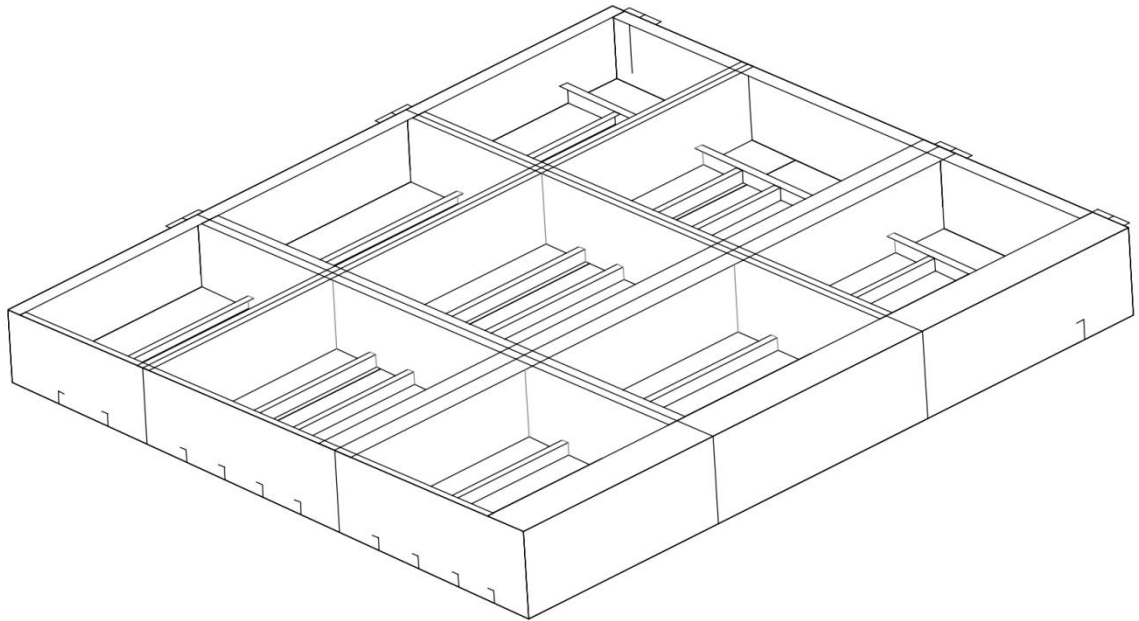
Kuva 8 Side-rolling-lastiluukun kuormitus ja tuenta.

Sääkuorman ajatellaan aiheutuvan laivan sääkannen yli pyyhkäisevästä vedestä. Kun otetaan huomioon laivan ja veden kiihtyvyydet dynaamisten kertoimien avulla, voidaan sääkuorma mitoitaa staattisena tilanteena. Sääkuorma voidaan laskea seuraavan yhtälön mukaisesti (IACS, 2009)

$$p_w = \begin{cases} 34,3 \text{ kN/m}^2 & 0 \leq \frac{x}{L_{LL}} \leq 0,75 \\ \left(34,3 + (14,8 + a(L_{LL} - 100)) \left(4 \frac{x}{L_{LL}} - 3 \right) \right) \text{ kN/m}^2 & 0,75 \leq \frac{x}{L_{LL}} \leq 1 \end{cases}, \quad (72)$$

missä x on lastausaukon keskipisteen sijainti laivan perästä lukien, L_{LL} on laivan pituus ja a on kerroin, joka riippuu siitä, onko laivan keulassa aaltoja murtava rakenne.

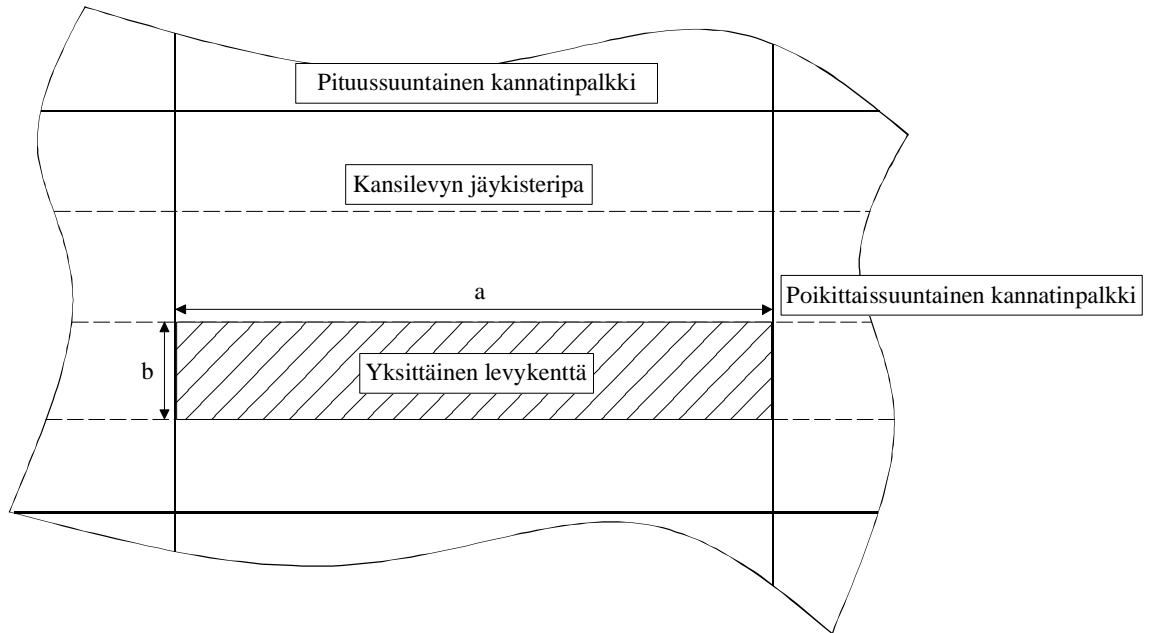
Side-rolling-luukun lujuuslaskennassa huomioitavat rakenneosat ovat kansilevy ja siihen kuuluvat jäykisterivat sekä pituus- ja poikittaissuuntaiset kannatinpalkit. Kannatinpalkit ovat T-palkkeja poislukien luukun reunoilla olevat L-palkit. Palkkien vaakasuuntainen laippa on luukun pohjalla ja pystysuuntainen uuma on hitsattu kansilevyn ja laipan väliin. Kansilevyyn hitsattavat jäykisterivat voivat olla profiililtaan esimerkiksi trapetsi- tai L-palkkeja. Myös yksittäinen luukkupaneeli on symmetrinen, joten luukusta mallinnetaan yleensä vain puolikas. Kuvassa 9 on esitetty lastiluukun puolikas kuvattuna viistosti alhaalta päin.



Kuva 9 Puolikas side-rolling-lastiluukku kuvattuna viistosti alhaalta.

Karkeasti rakenneosien roolit voidaan jakaa niin, että palkkien uumat kantavat kuormasta aiheutuvat leikkausjännitykset, palkkien laipat taivutuksesta aiheutuvan vetojännityksen ja kansilevy jäykisteineen kantaa taivutuksesta luukun yläpintaan aiheutuvat puristusjännitykset. Tämän jaon mukaisesti rakenneosat voidaan mitoittaa niin, että palkkien laipat mitoitetaan myötämistä vastaan, palkkien uumat leikkausjännityksen aiheuttamaa lommahdusta vastaan ja kansilevy puristusjännityksen aiheuttamaa lommahdusta vastaan. Myös kansilevyn jäykisteille on esimerkiksi L-profiilisten jäykisteripojen tapauksessa tehtävä stabiliteettitarkastelu puristuksesta aiheutuvaa kiepahdusta vastaan. Lujuuslaskennan yhteydessä lastiluukusta mitoitetaan siis vain pääasialliset rakenneosat ja yksityiskohdat jätetään detaljisuunnitteluun.

Laippojen mitoitus myötämistä vastaan voidaan tehdä yksinkertaisesti vertaamalla laipan normaalijännitystä kerrottuna varmuuskertoimella sallittuun myötöjännitykseen. Sen sijaan kansilevyn lommahdustarkastelu on monimutkaisempi. Lommahdustarkastelu tehdään levykentille, joihin kannatinpalkit ja jäykisterivat kansilevyn jakavat kuvan 10 mukaisesti. Samaa lommahdussääntöä voidaan soveltaa myös palkkien uumien lommahdustarkastelussa.



Kuva 10 Yksittäisen levykentän määrittäminen ja dimensiot. Kansilevy on kuvattu kohtisuoraan ylhäältä päin.

Suunnittelulle asetettujen sääntöjen mukainen lommahduskriteeri esitetään (IACS, 2009):

$$\left(\frac{|\sigma_x|S}{\kappa_x R_{eH}} \right)^{e1} + \left(\frac{|\sigma_y|S}{\kappa_y R_{eH}} \right)^{e2} - B \left(\frac{\sigma_x \sigma_y S^2}{R_{eH}^2} \right) + \left(\frac{|\tau|S\sqrt{3}}{\kappa_\tau R_{eH}} \right)^{e3} \leq 1, \quad (73)$$

$$\left(\frac{|\sigma_x|S}{\kappa_x R_{eH}} \right)^{e1}, \left(\frac{|\sigma_y|S}{\kappa_y R_{eH}} \right)^{e2}, \left(\frac{|\tau|S\sqrt{3}}{\kappa_\tau R_{eH}} \right)^{e3} \leq 1$$

missä σ_x ja σ_y ovat levykentän pituus- ja poikittaissuuntaiset normaalijännitykset, jotka ovat puristukselle positiivisia ja vedolle negatiivisia,
 τ on levykentän leikkausjännitys,
 S on varmuusluku lommahduksen suhteen,
 R_{eH} on materiaalin myötöraja,
 B on jännitysten suunnasta riippuva kerroin,
 κ_x , κ_y ja κ_τ ovat vertailuhoikkusuhteesta λ_τ riippuvia kertoimia, jotka määritellään taulukossa 2
 $e1$, $e2$ ja $e3$ ovat κ -kertoimista riippuvia eksponentteja.

EkspONENTIT $e1$, $e2$ ja $e3$ sekä kerroin B määritellään

$$\begin{aligned}
 e1 &= 1 + \kappa_x^4 \\
 e2 &= 1 + \kappa_y^4 \\
 e3 &= 1 + \kappa_x \kappa_y \kappa_r^2 \\
 B &= \begin{cases} (\kappa_x \kappa_y)^5 & \text{kun } \sigma_x \text{ ja } \sigma_y \geq 0 \\ 1 & \text{kun } \sigma_x \text{ tai } \sigma_y < 0 \end{cases}
 \end{aligned} \tag{74}$$

Vertailuhoikkuusluku λ_r määritellään myötörajan, lommahduskertoimen K ja vertailujännityksen σ_e avulla

$$\lambda_r = \sqrt{\frac{R_{eH}}{K\sigma_e}}. \tag{75}$$

Lommahduskerroin K määritellään myös taulukossa 2. Vertailujännitys puolestaan määritellään

$$\sigma_e = 0,9E \left(\frac{t}{b} \right)^2, \tag{76}$$

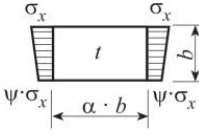
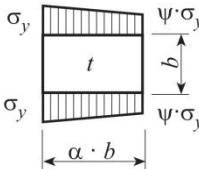
missä t on levykentän nettopaksuus, eli paksuus ilman korroosiolisiä, b on levykentän lyhyemmän sivun pituus ja E on materiaalin kimmomoduuli.

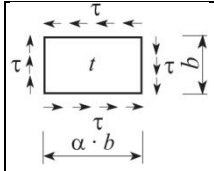
Taulukossa 2 esiintyvä jännityssuhde Ψ määritellään

$$\Psi = \frac{\sigma_{\min}}{\sigma_{\max}}, \tag{77}$$

missä σ_{\min} on pienin levykentän reunalla esiintyvä puristusjännitys tai suurin vetojännitys ja σ_{\max} on suurin levykentän reunalla esiintyvä puristusjännitys. Kerroin F_l riippuu pidemmän sivun reunojen tuentatavasta eli yleensä jäykisteripojen tyypistä. Esimerkiksi trapetsijäykisteille $F_l = 1,1$.

Taulukko 2 Taulukko lommahdussäännön kertoimista.

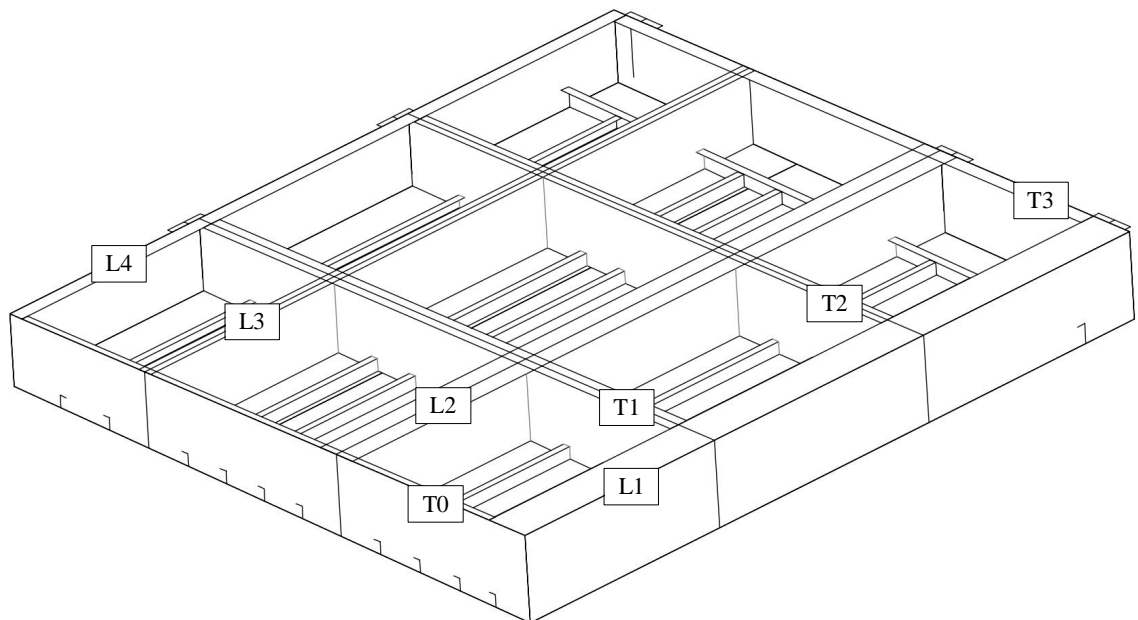
Kuormitus- tapaus	Jännitys- suhde Ψ reunalla	Sivu- suhde $\alpha = a/b$	Lommahduskerroin K	Vähennyskertoimet κ	
1 	$1 \geq \Psi \geq 0$	$\alpha \geq 1$	$K = \frac{8,4}{\Psi + 1,1}$	$\kappa_x = 1$, kun $\lambda_r \leq \lambda_c$ $\kappa_x = c \left(\frac{1}{\lambda_r} - \frac{0,22}{\lambda_r^2} \right)$,	
	$0 > \Psi > -1$		$K = 7,63 - \Psi(6,26 - 10\Psi)$	kun $\lambda_r > \lambda_c$ $c = (1,25 - 0,12\Psi) \leq 1,25$	
	$\Psi \leq -1$		$K = 5,975(1 - \Psi)^2$	$\lambda_c = \frac{c}{2} \left(1 + \sqrt{1 - \frac{0,88}{c}} \right)$	
2 	$1 \geq \Psi \geq 0$	$\alpha \geq 1$	$K = F_1 \left(1 + \frac{1}{\alpha^2} \right)^2 \cdot \frac{2,1}{(\Psi + 1,1)}$	$\kappa_y = c \left(\frac{1}{\lambda} - \frac{R + F^2(H - R)}{\lambda^2} \right)$ $c = 1,25 - 0,12\Psi \leq 1,25$	
	$0 > \Psi > -1$	$1 \leq \alpha \leq 1,5$	$K = F_1 \left(\left(1 + \frac{1}{\alpha^2} \right)^2 \cdot \frac{2,1(1 + \Psi)}{1,1} - \frac{\Psi}{\alpha^2} (13,9 - 10\Psi) \right)$	$R = \lambda_r \left(1 - \frac{\lambda_r}{c} \right)$, kun $\lambda_r < \lambda_c$ $R = 0,22$, kun $\lambda_r \geq \lambda_c$	
		$\alpha > 1,5$	$K = F_1 \left(\left(1 + \frac{1}{\alpha^2} \right)^2 \frac{2,1(1 + \Psi)}{1,1} - \frac{\Psi}{\alpha^2} (5,87 - 1,87\alpha^2 + \frac{8,6}{\alpha^2} - 10\Psi) \right)$	$\lambda_c = \frac{c}{2} \left(1 + \sqrt{1 - \frac{0,88}{c}} \right)$ $F = c_1 \left(1 - \frac{K}{\lambda_p^2} - 1 \right) \geq 0$	
	$\Psi \leq -1$	$1 \leq \alpha \leq \frac{3}{4}(1 - \Psi)$		$K = 5,975 F_1 \left(\frac{1 - \Psi}{\alpha} \right)^2$	$\lambda_p^2 = \lambda_r^2 - 0,5$, kun $1 \leq \lambda_p^2 \leq 3$ $H =$
		$\alpha > \frac{3}{4}(1 - \Psi)$		$K = F_1 \left(3,9675 \left(\frac{1 - \Psi}{\alpha} \right)^2 + 0,5375 \left(\frac{1 - \Psi}{\alpha} \right)^4 + 1,87 \right)$	$\lambda_r - \frac{2\lambda_r}{c(T + \sqrt{T^2 - 4})} \geq R$ $T = \lambda_r + \frac{14}{15\lambda_r} + \frac{1}{3}$
	3		$\alpha \geq 1$	$K = K_\tau \sqrt{3}$ $K_\tau = 5,34 + \frac{4}{\alpha^2}$	$\kappa_\tau = 1$, kun $\lambda_r \leq 0,84$ $\kappa_\tau = \frac{0,84}{\lambda_r}$, kun $\lambda_r > 0,84$

		$0 < \alpha < 1$	$K_{\tau} = 4 + \frac{5,34}{\alpha^2}$	
---	--	------------------	--	--

4.2 Tutkittavan luukun mallinnus ja parametrisointi

Tutkittavaksi luukuksi valittiin ensimmäisen, lähinnä laivan keulaa olevan aukon luukku, joka on yleensä muita laivan luukkuja pienempi. Luukun kannatinpalkkien määrä ja palkkien paikat oli määrätty sekä pitkittäis- että poikittaissuuntaan. Myös kansilevyn jako mahdollisesti eri paksuisiin alueisiin ja näiden alueiden dimensiot oli määrätty. Määrättyjä olivat myös tuentapisteiden paikat sekä osa laippojen leveyksistä sekä uumi- en ja laippojen paksuuksista. Myös jäykisteripojen mitat ja niiden jako olivat määrättyjä. Suunnittelumuuttujia jäi määriteltäväksi 13 kappaletta.

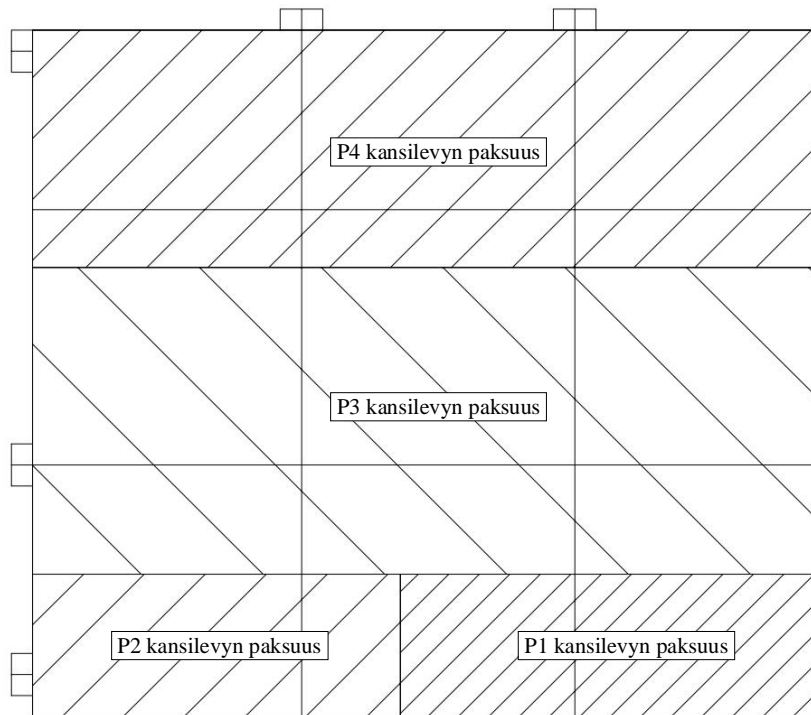
Tutkittava luukku on esitetty symmetriaa hyödyntäen kuvassa 11. Luukussa on neljä pitkittäissuuntaista ja seitsemän poikittaissuuntaista kannatinpalkkia. Kuvassa esitetään myös luukun kannatinpalkkien nimeämiskäytäntö. Laivan poikittaissuuntaiset kannatinpalkit numeroidaan luukun symmetriatasolta niin, että numerointi alkaa nollassa. Poikittaispalkeille annetaan kirjan T. Vastaavasti pitkittäissuuntaiset palkit numeroidaan ykkösestä alkaen aloittaen lastausaukon pitkittäissuuntaiselle symmetriatasolle tulevasta kannatinpalkista ja merkitään kirjaimella L.



Kuva 11 Tutkittava lastiluukku ja luukun kannatinpalkkien nimeämiskäytäntö.

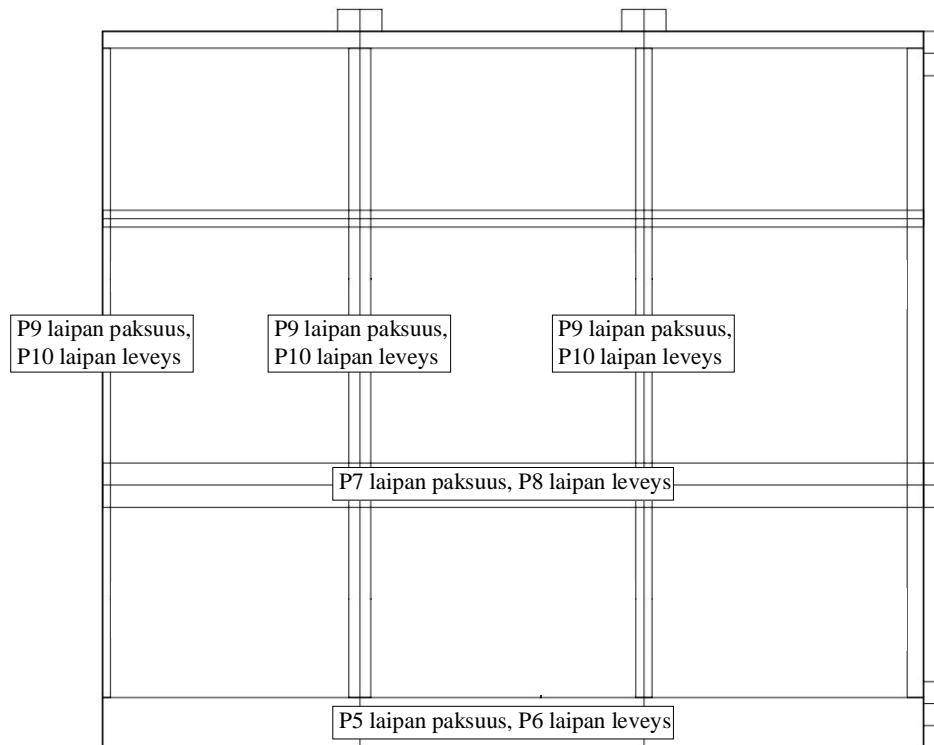
Luukku mallinnettiin käyttäen Ansys Workbench -ohjelman omaa Design Modeler -mallinnustyökalua. Luukku mallinnettiin kuorimallina ja tutkittavat suunnittelumuuttujat parametrisoitiin mallinnuksen yhteydessä. Kansilevyn paksuus parametrisoi-

tiin neljälle alueelle kuvassa 12 esitetyllä tavalla. Kuvassa luukku on kuvattu ylhäältä päin.



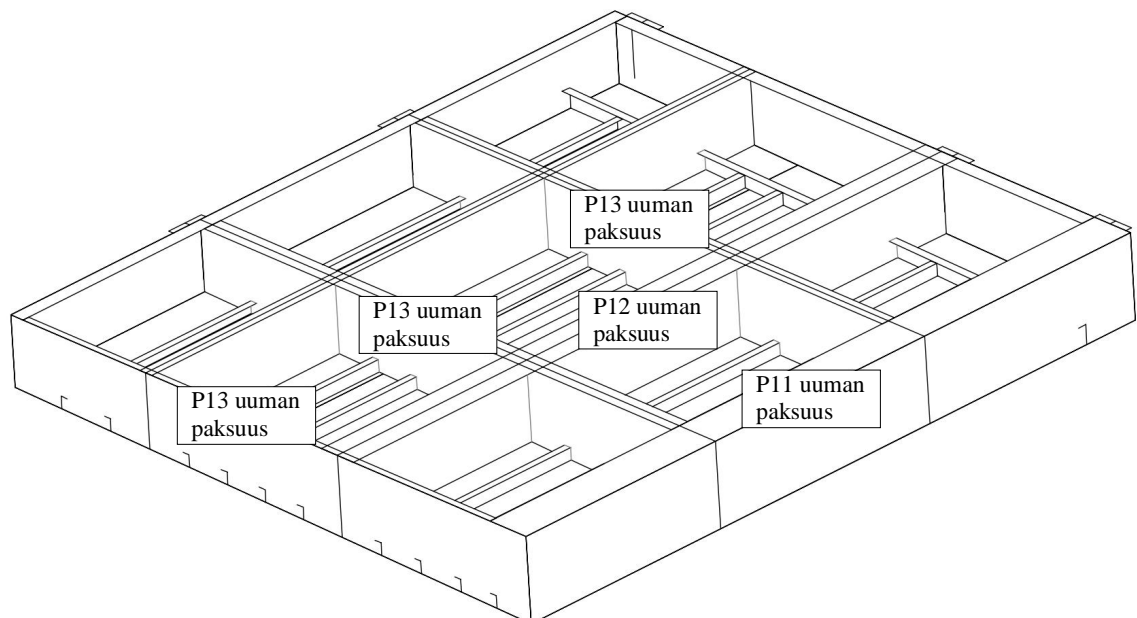
Kuva 12 Kansilevyn paksuuksien parametrisointi.

Pituuspalkkien L1 ja L2 laipoista parametrisoitiin laipan leveys ja paksuus. Poikittaispalkkien laipoille valittiin kaikille palkeille sama laipan leveys ja paksuus. Sekä pituus- että poikittaissuuntaisten reunapalkkien laippojen leveydet ja paksuudet pidettiin vakioina luukun reunoille sijoitettavien komponenttien asettamien vaatimusten vuoksi. Oletettiin siis, että komponenteista aiheutuvat minimipaksuudet ja -leveydet ovat luukun lujuuden kannalta riittävät. Samoin pituuspalkin 3 laipan leveys ja paksuus jätettiin parametrisoimatta, sillä palkki on merkittävä lähinnä valmistuksen eikä niinkään rakenteen lujuuden kannalta. Laippojen leveyksien ja paksuuksien parametrisointi on esitetty kuvassa 13. Tässä kuvassa luukku on kuvattu alhaalta päin ja jäykisterivat on selkeyden vuoksi jätetty pois kuvasta.



Kuva 13 Laippojen paksuuksien ja leveyksien parametrisointi.

Palkkien uumat parametrisoitiin samaan tapaan kuin laipatkin. Pituuspalkkien 1 ja 2 uumille annettiin kummallekin omat parametrit ja poikkipalkkien uumat parametrisoitiin kaikki saman paksuisiksi. Uumien paksuuksien parametrisointi on esitetty kuvassa 14.



Kuva 14 Uumien paksuuksien parametrisointi.

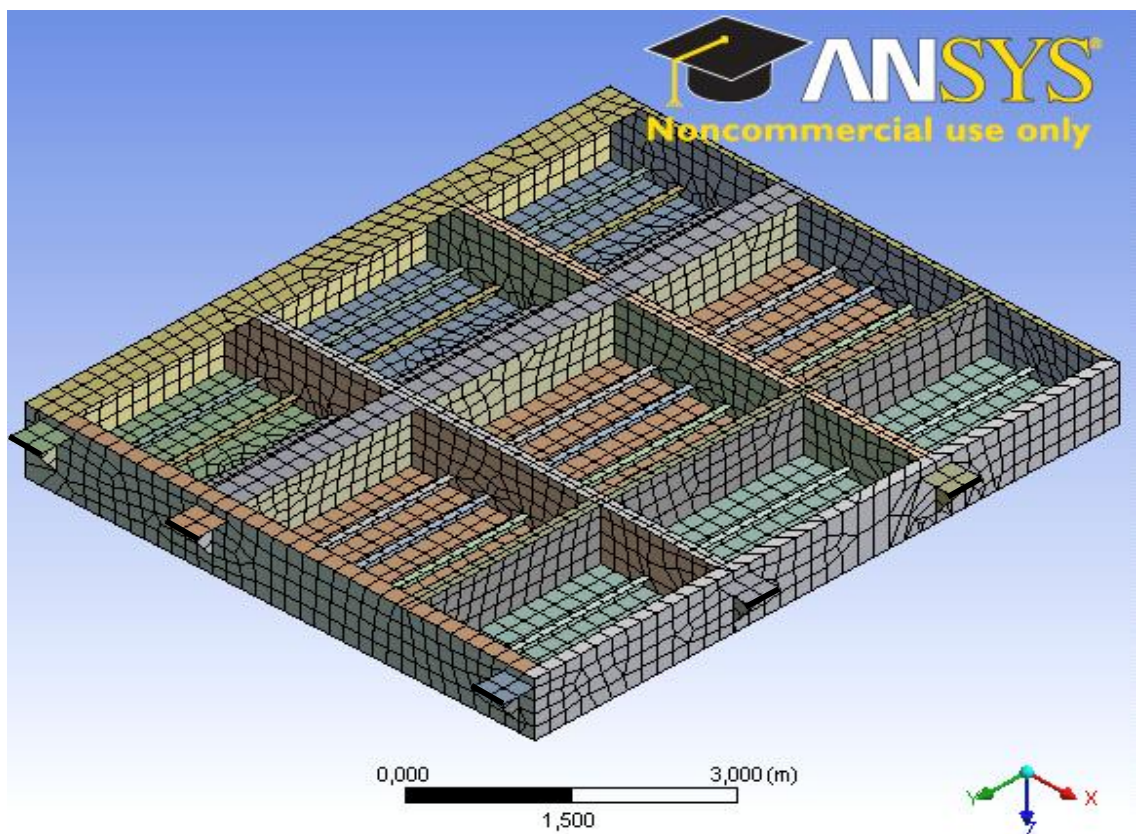
Todellinen lastiluukku on tässä parametrisoitua luukku monimutkaisempi, sillä esimerkiksi kannatinpalkkien laipoissa ja uumissa voi esiintyä useampaa ainepaksuutta. Kannatinpalkkien laipat eivät myöskään todellisuudessa ole koko pituudeltaan samanle-

vyisiä, vaan kapenevat reunarautoja kohti. Kuitenkin yksinkertaistettukin malli kuvaa luukkaa tarpeeksi hyvin, jotta voidaan tarkastella todellisissa luukuissa esiintyviä ilmiöitä.

4.3 Tehtävän vasteiden parametrisointi

Seuraavaksi malli verkotettiin käyttäen nelisolmuista SHELL181-kuorielementtiä kuvan 15 mukaisesti. Elementtejä malliin tuli noin 5000 ja malli tehtiin käyttämällä kappaleiden liitoskohdissa yhteisiä solmuja, jolloin kontaktimallia sidosehdoilla ei tarvittu. Toisaalta kontaktimallilla olisi voitu saada siistimpi verkko. Verkotusasetukset pidettiin yksinkertaisina, jotta malli verkottuisi myös geometrian muuttuessa koepisteitä laskettaessa.

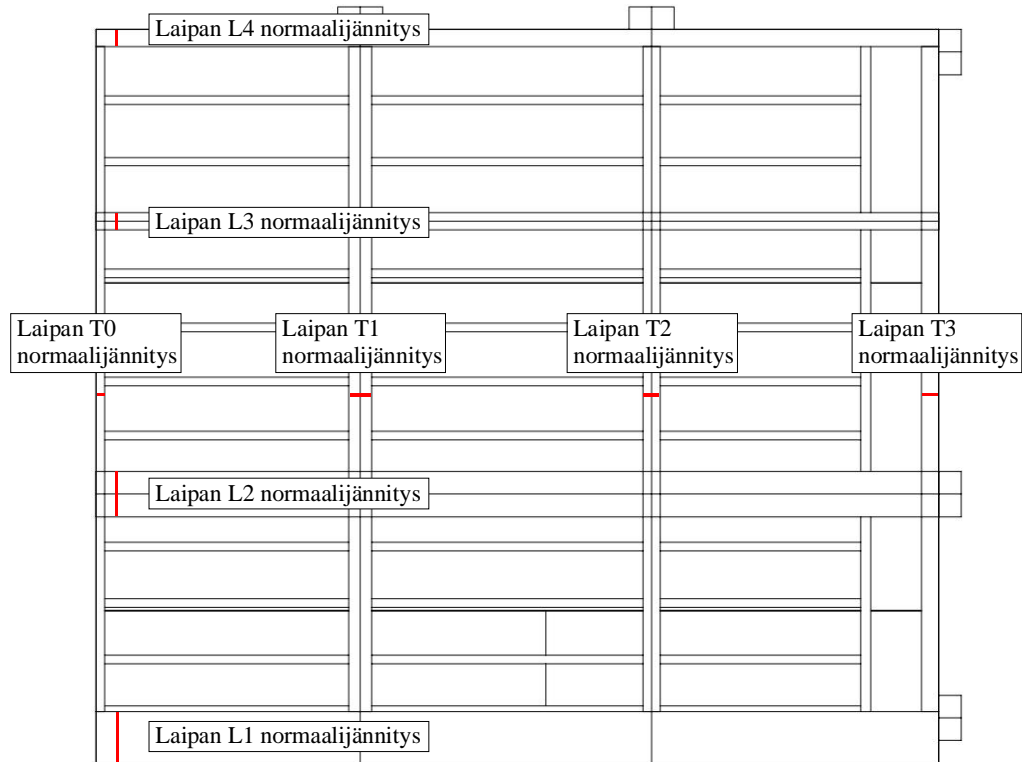
Malliin määriteltiin kuormitukseksi yhtälön (72) mukaisesti painekuorma 66,4 kPa, mikä vastaa 6,8 metriä luukun päällä seisovaa vettä. Mallin tuenta määriteltiin niin, että tukirakenteiden uloimpiin reunoihin asetettiin niveltuet. Myös luukun tuenta on esitetty kuvassa 15.



Kuva 15 Tutkitun luukun elementtiverkko ja luukun tuenta. Paksut viivat kuvaavat niveltukien paikkoja.

Seuraavaksi mallista parametrisoitiin tutkittavat vasteet. Lommahdustarkastelu suoritettiin neljälle levykentälle pituuspalkkien L1 ja L2 ympäristössä. Tarkasteltavat levykentät on osoitettu kuvassa 16. Lommahdustarkastelussa käytettäviä jännityksiä varten kul-

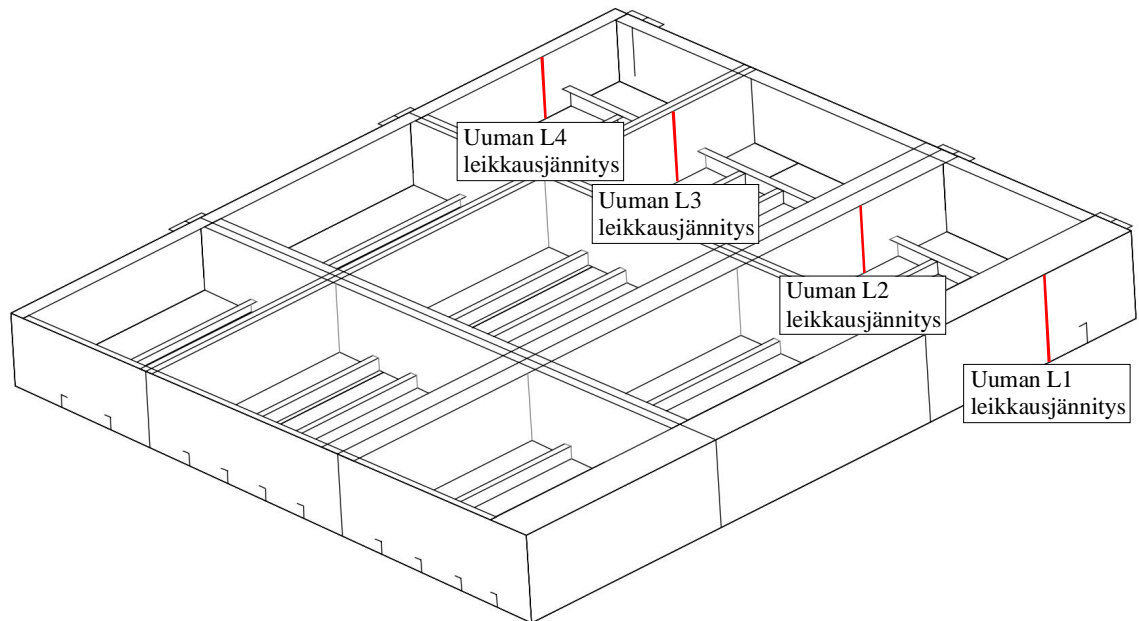
kiarvostettiin laippojen leveyksien yli samaan tapaan kuin lommahdusjännitykset levykentille. Tutkittavat vasteet määriteltiin vertailemalla pituuslaipoille x- ja poikkilaipoille y-suuntaisia jännityksiä varmuusluvulla kerrottuna myötörajan. Tällöin suurin laippojen jännityksiin liittyville vasteille sallittu arvo on siis 1.



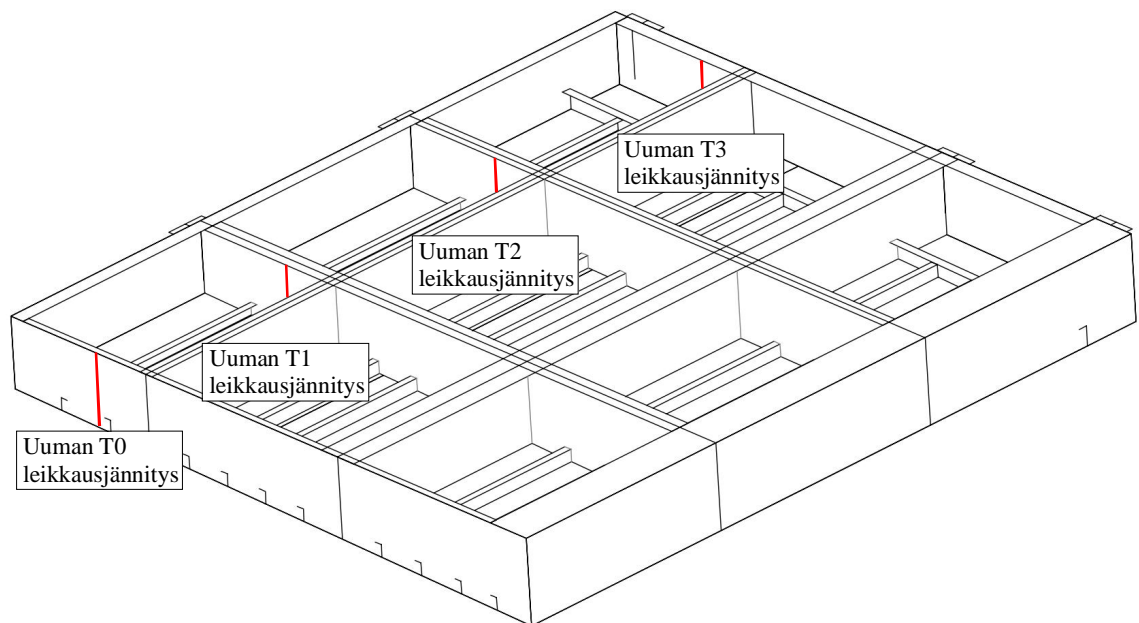
Kuva 17 Laippojen myötämistarkastelussa määritellyt kohdat, joilta laippojen normaali-jännityksiä tutkittiin.

Palkkien uumissa kriittisin mitoitusta rajoittava ehto on uumien leikkausjännityksestä aiheutuva lommahdus. Mitoitus pitäisi määräysten mukaan tehdä yhtälön (73) lommahdussääntöä soveltaen, mutta tässä tapauksessa yksinkertaistettiin tilannetta ja otettiin kiinteä leikkausjännityskriteeri $\tau = 70$ MPa. Näin toimittiin, koska tarkoituksena ei ollut suunnitella oikeaa, määräykset täyttävää lastiluukkuja, vaan tutkia vastinpintatyökalujen soveltuvuutta lastiluukkujen suunnitteluun. Tällainen menettelytapa mahdollisti myös eri tavalla määriteltyjen vasteiden tarkkuuksien vertailun, sillä levykenttien lommahdukseen liittyvät vasteet on määritelty paloittain määritellyn funktion avulla, kun taas uumien vasteet perustuvat yhteen kiinteään arvoon.

Pituuspalkkien uumien leikkausjännitykset tarkasteltiin kuvan 18 ja poikkispalkkien uumien leikkausjännitykset kuvan 19 mukaisesti kullekin uumalle uuman korkeuden yli keskiarvostettuna. Vasteet määriteltiin vertaamalla saatuja jännityksiä kiinteään leikkauslommahduskriteeriin $\tau = 70$ MPa. Tällöin kaikki vasteet on skaalattu samaan suuruusluokkaan ja optimointitehtävän rajoitusehdot on helppo määrittää.



Kuva 18 Pituuspalkkien uumien leikkausjännitysten tarkastelupaikat.



Kuva 19 Poikittaispalkkien uumien leikkausjännitysten tarkastelupaikat.

Myös uumien katsottiin riittäväksi tarkastella jännityksiä vain yhdessä kohdassa jokaiselle uumalle. Uumien leikkausjännitykset tarkastellaan yhden metrin päässä luukun tuetuilta reunoilta. Jännitysten lisäksi oleellinen vaste on luukun massa, joka myös parametrisoitiin mallista.

4.4 Koepisteiden määrittäminen

Kun mallista on parametrisoitu tutkittavat suunnittelumuuttujat ja vasteet, voidaan määrittää koepisteet, joissa mallinnettu FEM-analyysi ratkaistaan. Ensinnäkin kullekin suunnitte-

lumuuttujalle määritellään suunnitteluvälit ja alkuarvot suunnitteluvälinsä keskeltä taulukon 3 mukaisesti.

Taulukko 3 Käytettyjen suunnittelumuuttujien suunnitteluvälit ja alkuarvot.

Suunnittelumuuttuja	Alaraja (mm)	Alkuarvo (mm)	Yläraja (mm)
P1 kansilevyn paksuus	12	18	24
P2 kansilevyn paksuus	6	9	12
P3 kansilevyn paksuus	6	9,5	13
P4 kansilevyn paksuus	6	9,5	13
P5 laipan L1 paksuus	28	38	48
P6 laipan L1 leveys	400	550	700
P7 laipan L2 paksuus	28	33	38
P8 laipan L2 leveys	200	300	400
P9 poikkilaippojen paksuus	18	23	28
P10 poikkilaippojen leveys	100	200	300
P11 uuman L1 paksuus	8	10,5	13
P12 uuman L2 paksuus	6	8,5	11
P13 poikkiummien paksuus	5	7,5	10

Faktoreiden suunnitteluvälit perustuvat lujuuslaskijoiden kokemukseen. Käytetään koepisteiden luomisessa luvussa 2.7 esitettyä *Central Composite Design* -menetelmää. Laskeettavia analyysejä tarvitaan 283 taulukon 1 mukaisesti. Valitaan koepisteiden paikat menetelmällä *VIF-Optimal*. Tällöin muuttuja α saa arvon 0,388. Niinpä esimerkiksi alueella 1 kansilevyn paksuuden määrittävä suunnittelumuuttuja P1 saa arvoja pisteissä [12; 15,7; 18; 20,3; 24] mm.

Alkutilan mukaiset vasteiden arvot on esitetty taulukossa 4.

Taulukko 4 Vasteiden arvot alkutilassa.

Vaste	Vasteen arvo alkutilassa
P20 luukun massa (kg)	12335
P21 lommahduskriteeri levykentälle 1	1,01
P22 lommahduskriteeri levykentälle 2	0,89
P23 lommahduskriteeri levykentälle 3	0,56
P24 lommahduskriteeri levykentälle 4	0,38
P25 normaalijännityskriteeri laipalle L1	0,99
P26 normaalijännityskriteeri laipalle L2	1,18
P27 normaalijännityskriteeri laipalle L3	0,84
P28 normaalijännityskriteeri laipalle L4	0,64
P29 normaalijännityskriteeri laipalle T0	0,67
P30 normaalijännityskriteeri laipalle T1	0,73
P31 normaalijännityskriteeri laipalle T2	0,22
P32 normaalijännityskriteeri laipalle T3	0,91
P33 leikkausjännityskriteeri uumalle L1	1,11
P34 leikkausjännityskriteeri uumalle L2	1,19
P35 leikkausjännityskriteeri uumalle L3	0,42
P36 leikkausjännityskriteeri uumalle L4	0,07
P37 leikkausjännityskriteeri uumalle T0	0,63
P38 leikkausjännityskriteeri uumalle T1	0,56
P39 leikkausjännityskriteeri uumalle T2	0,20
P40 leikkausjännityskriteeri uumalle T3	0,17

Alkutilassa rakenne ei siis ole käypä, sillä osa vasteista ylittää sallitun arvon 1. Toisaalta osa vasteista on hyvin kaukana sallitusta arvostaan, joten voidaan olettaa, että rakenteesta on mahdollista saada kevyempi saattamalla ainakin osa näistä vasteista lähemmäs rajoitusehtoaan.

4.5 Vastinpintojen luominen

Koepisteissä suoritettujen analyysien pohjalta voidaan kullekin vasteelle muodostaa vastinpinta. Käytetään vastinpintojen luomiseen toisen kertaluvun täydelliseen regressiomalliin perustuvaa menetelmää *Standard Response Surface - Full 2nd-Order Polynomials* ja tarkennetaan pintoja vielä luvussa 2.9 esitetyillä Yeo-Johnson-muunnosfunktioilla.

4.6 Optimointi

Vastinpintojen pohjalta voidaan suorittaa optimointi. Valitaan käytettäväksi optimointimenetelmäksi epälineaarinen optimointialgoritmi NLPQL. Sallittu konvergointi prosentti ja iteraatiokierrosten suurin sallittu määrä pidetään oletuksina $1 \cdot 10^{-6}$ ja 20. Rajoi-

tusehtoina käytetään luvussa 4.3 määriteltyjä vasteita, jolloin kaikki rajoitusehdot g_j ovat muotoa

$$g_j(\mathbf{x}) \leq 1. \quad (78)$$

Kohdefunktioksi valitaan rakenteen massa, jota pyritään minimoimaan. Optimointialgoritmin aloituspisteenä käytetään rakenteen alkutilaa.

Sovellettaessa vastinpintoja optimointiin saavutetaan taulukon 5 mukainen rakenne.

Taulukko 5 Suunnittelumuuttujien optimoidut arvot.

Suunnittelumuuttuja	Optimoitu arvo (mm)
P1 levyn paksuus	19,46
P2 levyn paksuus	11,18
P3 levyn paksuus	6,86
P4 levyn paksuus	6
P5 laipan L1 paksuus	42,55
P6 laipan L1 leveys	457,69
P7 laipan L2 paksuus	34,54
P8 laipan L2 leveys	371,27
P9 poikkilaippojen paksuus	18
P10 poikkilaippojen leveys	143,64
P11 uuman L1 paksuus	11,87
P12 uuman L2 paksuus	7,86
P13 poikkiumien paksuus	5

Nähdään, että kolmen suunnittelumuuttujan arvo on saavuttanut suunnitteluvälinsä alarajan eikä yksikään suunnittelumuuttuja ole saavuttanut välinsä ylärajaa. Taulukossa 6 esitetään vasteiden arvot optimoidulle rakenteelle.

Taulukko 6 Vasteiden arvot optimirakenteelle.

Vaste	Tarkka arvo	Vastinpinnoista laskettu arvo	Virhe
P20 luukun massa (kg)	11221	11220	0,0 %
P21 lommahduskriteeri levykentälle 1	1,00	1,00	-0,1 %
P22 lommahduskriteeri levykentälle 2	0,89	0,89	0,0 %
P23 lommahduskriteeri levykentälle 3	1,02	1,00	1,8 %
P24 lommahduskriteeri levykentälle 4	0,82	0,84	-1,8 %
P25 normaalijännityskriteeri laipalle L1	1,02	1,00	2,2 %
P26 normaalijännityskriteeri laipalle L2	1,07	1,00	6,5 %
P27 normaalijännityskriteeri laipalle L3	0,76	0,72	5,7 %
P28 normaalijännityskriteeri laipalle L4	0,65	0,68	-4,6 %
P29 normaalijännityskriteeri laipalle T0	1,00	0,96	3,7 %
P30 normaalijännityskriteeri laipalle T1	1,05	1,00	5,2 %
P31 normaalijännityskriteeri laipalle T2	0,48	0,44	10,5 %
P32 normaalijännityskriteeri laipalle T3	0,71	1,00	-28,5 %
P33 leikkausjännityskriteeri uumalle L1	0,98	1,00	-2,2 %
P34 leikkausjännityskriteeri uumalle L2	1,27	1,00	27,1 %
P35 leikkausjännityskriteeri uumalle L3	0,36	0,31	18,1 %
P36 leikkausjännityskriteeri uumalle L4	0,05	0,03	56,9 %
P37 leikkausjännityskriteeri uumalle T0	0,89	0,86	3,4 %
P38 leikkausjännityskriteeri uumalle T1	0,74	0,73	2,4 %
P39 leikkausjännityskriteeri uumalle T2	0,44	0,52	-16,3 %
P40 leikkausjännityskriteeri uumalle T3	0,04	-0,79	-105,4 %

Taulukossa 6 on esitetty luotujen vastinpintojen perusteella vasteille lasketut arvot, jotka siis toimivat optimointitehtävän rajoitusehtoina. Kuten taulukosta 6 nähdään, on optimointialgoritmi toiminut varsin hyvin, sillä 20 rajoitusehdosta 8 on saatu aktiivisiksi. Taulukossa esitetyt vasteiden tarkat arvot puolestaan on saatu, kun malli on päivitetty optimirakenteen mukaiseksi ja FEM-analyysi on ratkaistu tälle mallille. Viimeisessä sarakkeessa lasketut virheet on laskettu vertaamalla tarkan ja approksimaalisen arvon eroa approksimaaliseen arvoon. Taulukosta nähdään, että tarkoissa ja vastinpinnoista lasketuissa arvoissa on jonkin verran eroa. Tämä johtaa siihen, että osaa rajoitusehdoista rikotaan, vaikka vastinpintojen perusteella rakenne oli käypä. Huonoin tilanne on pituuspalkin L2 uuman leikkausjännityskriteerillä, joka saa arvon 1,27. Huomataan myös, että vasteilla, joiden absoluuttinen arvo on lähellä nollaa, esiintyy suuria virheitä. Tämä ei kuitenkaan ole vakavaa, sillä nämä rajoitusehdot ovat kaukana rajoitetusta arvosta 1.

4.7 Tulosten tarkennus

Optimoinnilla siis saavutettiin rakenne, joka ei kuitenkaan lopulta ollut todellisuudessa käypä. Rakenne oli silti lähellä käypää rakennetta ja sen muokkaaminen käyväksi onnistuisi luultavasti melko helposti. Haluttiin kuitenkin tutkia lujuuslaskentatyön suorittamista puhtaasti vastinpintamenetelmän avulla, joten tutkittiin menetelmiä, joilla saatai-

siin tarkempi optimirakenne automatisoidusti. Valittiin menetelmä, jossa rakenteen alkutilaksi otettiin alkuperäisessä suunnitteluavaruudessa optimoitu rakenne. Oletuksena oli, että suunnitteluvälejä kaventamalla saataisiin tarkempia vastinpintoja. Uusiksi suunnitteluväleiksi valittiin 30 % muutos muuttujien alkuarvoihin nähden molempiin suuntiin, alkuperäisten rajojen ollessa tietysti yhä voimassa. Suunnittelumuuttujat, jotka ensimmäisessä optimirakenteessa menivät rajoilleen, kiinnitettiin, joten toisella kierroksella tutkittavia suunnittelumuuttujia oli 10. Uusi suunnitteluavaruus nähdään taulukossa 7.

Taulukko 7 Suunnittelumuuttujien uudet suunnitteluvälit.

Suunnittelumuuttuja	Alaraja (mm)	Alkuarvo (mm)	Yläaraja (mm)
P1 levyn paksuus	13,62	19,46	24
P2 levyn paksuus	7,82	11,18	12
P3 levyn paksuus	6,00	6,86	8,92
P4 levyn paksuus		6	
P5 laipan L1 paksuus	29,78	42,55	48
P6 laipan L1 leveys	400,00	457,69	594,99
P7 laipan L2 paksuus	28	34,54	38
P8 laipan L2 leveys	259,89	371,27	400
P9 poikkilaippojen paksuus		18	
P10 poikkilaippojen leveys	100,55	143,64	186,73
P11 uuman L1 paksuus	8,31	11,87	13
P12 uuman L2 paksuus	6	7,86	10,21
P13 poikkiumien paksuus		5	

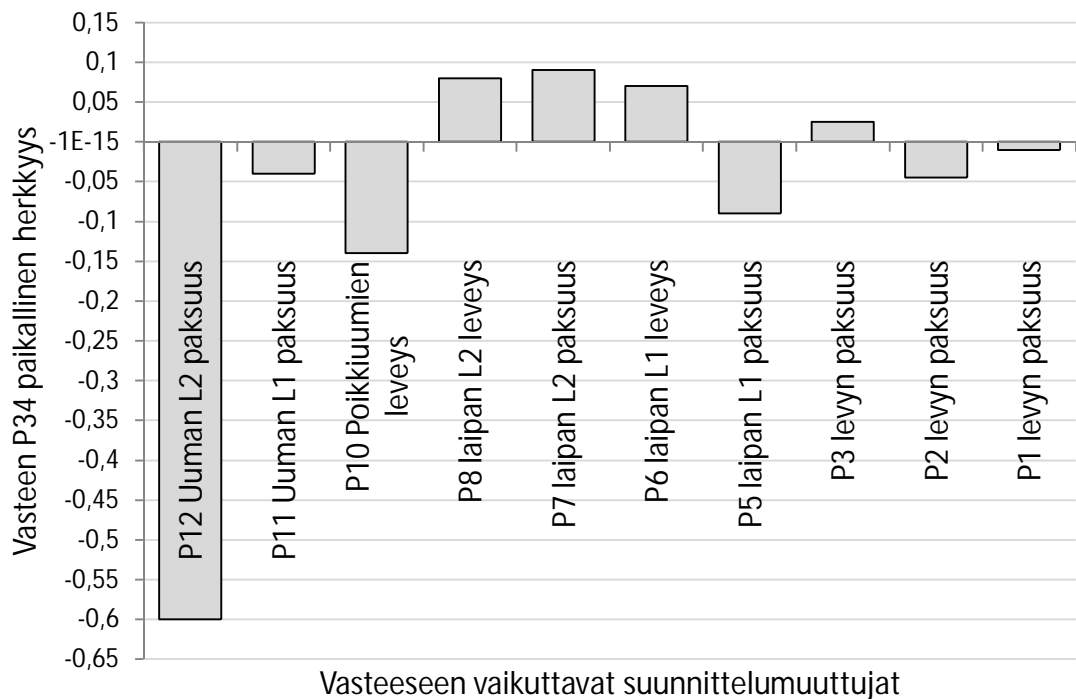
Määritellään koepisteet samoilla asetuksilla kuin ensimmäisellä kierroksella. Tällöin koepisteitä tulee 149 ja muuttuja α saa arvon 0,443. Nyt suunnittelumuuttuja P1 saa arvoja pisteissä [13,6; 16,5; 18,8; 21,1; 24] mm.

Kun analyysit uusissa koepisteissä on suoritettu, voidaan niiden tulosten pohjalta jälleen muodostaa vastinpinnat. Myös tässä vaiheessa käytetään samoja asetuksia kuin ensimmäisellä kierroksella. Kun vastinpintojen pohjalta suoritetaan optimointi, päädytään taulukon 8 mukaiseen rakenteeseen.

Taulukko 8 Suunnittelumuuttujien optimoidut arvot.

Suunnittelumuuttuja	Optimoitu arvo (mm)
P1 levyn paksuus	19,25
P2 levyn paksuus	9,99
P3 levyn paksuus	7,08
P4 levyn paksuus	6
P5 laipan L1 paksuus	47,01
P6 laipan L1 leveys	455,12
P7 laipan L2 paksuus	38
P8 laipan L2 leveys	400
P9 poikkilaippojen paksuus	18
P10 poikkilaippojen leveys	172,08
P11 uuman L1 paksuus	11,40
P12 uuman L2 paksuus	10,21
P13 poikkiumien paksuus	5

Tällä kertaa suunnittelumuuttujista kolme on päätynyt ylärajalleen. Kyseiset muuttujat liittyvät kaikki pituuspalkkiin L2 ja niistä laipan leveys ja paksuus päätyivät alkuperäisille ylärajoilleen ja uuman paksuus toisella kierroksella määritetylle 30 % ylärajalle. Kun tarkastellaan ensimmäisen kierroksen tuloksia, huomataan, että juuri kyseisen palkin uuman leikkausjännityskriteeri ylittyi rajoitusehdoista eniten. Uuman leikkausjännitykseen vaikuttaa suunnittelumuuttujista eniten kyseisen uuman paksuus, kuten nähdään kuvasta 20, jossa on esitettyinä pituuspalkin 2 uuman leikkausjännityskriteerin paikalliset herkkyydet suunnittelumuuttujien muutoksille.

**Kuva 20** Leikkausjännityskriteerin P34 herkkyys suunnittelumuuttujien suhteen.

Toisaalta yhden vasteen herkkyyksistä ei kannata tehdä liian tarkkoja johtopäätöksiä siitä, miten suunnittelumuuttujien arvoja pitäisi muuttaa, sillä samat muuttujat vaikuttavat myös kaikkiin muihin vasteisiin. Kavennetuilla rajoilla saavutetun optimirakenteen vasteiden arvot on esitetty taulukossa 9.

Taulukko 9 Vasteiden arvot optimirakenteelle.

Vaste	Tarkka arvo	Vastinpinnoista laskettu arvo	Virhe
P20 luukun massa (kg)	11605	11605	0,0 %
P21 lommahduskriteeri levykentälle 1	0,97	0,97	0,5 %
P22 lommahduskriteeri levykentälle 2	0,87	0,88	-0,5 %
P23 lommahduskriteeri levykentälle 3	1,00	1,00	0,1 %
P24 lommahduskriteeri levykentälle 4	0,81	0,81	-0,5 %
P25 normaalijännityskriteeri laipalle L1	0,91	0,91	-0,8 %
P26 normaalijännityskriteeri laipalle L2	0,98	1,00	-2,1 %
P27 normaalijännityskriteeri laipalle L3	0,72	0,74	-2,5 %
P28 normaalijännityskriteeri laipalle L4	0,63	0,63	-0,3 %
P29 normaalijännityskriteeri laipalle T0	0,86	0,86	-0,6 %
P30 normaalijännityskriteeri laipalle T1	0,93	0,95	-2,1 %
P31 normaalijännityskriteeri laipalle T2	0,38	0,31	21,7 %
P32 normaalijännityskriteeri laipalle T3	0,73	1,00	-26,6 %
P33 leikkausjännityskriteeri uumalle L1	0,98	0,96	1,2 %
P34 leikkausjännityskriteeri uumalle L2	1,02	1,00	2,3 %
P35 leikkausjännityskriteeri uumalle L3	0,34	0,35	-4,0 %
P36 leikkausjännityskriteeri uumalle L4	0,05	0,05	-1,3 %
P37 leikkausjännityskriteeri uumalle T0	0,86	0,87	-1,6 %
P38 leikkausjännityskriteeri uumalle T1	0,74	0,70	4,7 %
P39 leikkausjännityskriteeri uumalle T2	0,41	0,35	16,0 %
P40 leikkausjännityskriteeri uumalle T3	0,07	0,18	-62,1 %

Taulukosta 9 nähdään, että rajojen kavennus todella kasvatti vastinpintojen tarkkuutta, mutta osassa vasteista on yhä jonkin verran virhettä. Uusilla suunnitteluväleillä kuitenkin saavutetaan käytännössä käypä rakenne, sillä rajoitusehdoista ylittyy enää ainoastaan uuman L2 leikkausjännityskriteeri ja sekin vain 2 %.

Kun verrataan suunnittelumuuttujia ja vasteita, huomataan, että palkin L2 uuman leikkausjännityskriteerin täyttämiseksi on kaikki palkkiin L2 liittyvät suunnittelumuuttujat jouduttu viemään ylärajoilleen. Ensimmäisen kierroksen vastinpintojen epätarkkuudesta johtuen uuman L2 paksuus optimoitiin aluksi arvoon 7,86 mm. Niinpä uusi 30 % yläraja jää arvoon 10,21 mm, joka on alle alkuperäisen ylärajan. Tässä tapauksessa olisikin luultavasti saavutettu kevyempi rakenne, jos uuman L2 paksuuden ylärajaksi olisi valittu alkuperäinen yläraja 11 mm.

Jatkuvilla suunnittelumuuttujilla saavutettu optimirakenne ei ole realistinen, sillä etenkin levynpaksuudet on määritelty aivan liian tarkasti. Optimoidaan siis rakenne vie-

lä kerran, tällä kertaa käyttäen käytettävyyssuuttujia. Valitaan kullekin suunnittelu-
muuttujalle sallitut arvot toisen kierroksen optimirakenteen läheisyydestä taulukon 10
mukaisesti.

Taulukko 10 Suunnittelumuuttujille määritellyt sallitut arvot.

Suunnittelumuuttuja	Lähtöarvot (mm)	Sallitut arvot (mm)			
P1 levyn paksuus	19,25	18	20	22	
P2 levyn paksuus	9,99	9	10	11	
P3 levyn paksuus	7,08	6	7	8	
P4 levyn paksuus	6				
P5 laipan L1 paksuus	47,01	38	48		
P6 laipan L1 leveys	455,12	440	450	460	470
P7 laipan L2 paksuus	38				
P8 laipan L2 leveys	400				
P9 poikkilaippojen paksuus	18				
P10 poikkilaippojen leveys	172,08	160	170	180	
P11 uuman L1 paksuus	11,40	10	11	12	
P12 uuman L2 paksuus	10,21	10	11		
P13 poikkiumien paksuus	5				

Ensimmäisellä kierroksella alarajoilleen menneet suunnittelumuuttujat pidetään edelleen kiinnitettyinä. Samoin toisella kierroksella ylärajoilleen menneet muuttujat lukuun otamatta parametria P12, jonka yläraja oli rajattu 30 % perusteella. Nyt muuttujien suunnitteluvälit muodostuvat pienimmän ja suurimman sallitun arvon mukaan ja näille suunnitteluväleille muodostetaan jatkuvat vastinpinnat. Koepisteiden paikat määritellään kuten aiemminkin ja 8 suunnittelumuuttujalla laskettavien analyysien määräksi tulee 81. Myös vastinpintojen luomisessa käytetään samoja asetuksia kuin edellä. Optimointivaiheessa ei kuitenkaan käytettävyyssuuttujien ja ohjelman rajoitusten vuoksi voida käyttää NLPQL-algoritmia, vaan käytetään sen sijaan *Screening*-menetelmää. Haarukoidaan vastinpinnoilta 10000 satunnaista näytepistettä. Nyt optimoinnin tuloksena saadaan kolme optimirakennekandidaattia, joista valitaan taulukon 11 mukainen rakenne.

Taulukko 11 Käytettävyyssarvoilla saavutettu optimirakenne.

Suunnittelumuuttuja	Optimoitu arvo (mm)
P1 levyn paksuus	20
P2 levyn paksuus	9
P3 levyn paksuus	7
P4 levyn paksuus	6
P5 laipan L1 paksuus	48
P6 laipan L1 leveys	460
P7 laipan L2 paksuus	38
P8 laipan L2 leveys	400
P9 poikkilaippojen paksuus	18
P10 poikkilaippojen leveys	160
P11 uuman L1 paksuus	11
P12 uuman L2 paksuus	11
P13 poikkiummien paksuus	5

Eroa käytettävyyssparametreilla ja jatkuvilla parametreilla löydetyissä rakenteissa on jonkin verran. Esimerkiksi parametri P2 sai jatkuvilla parametreilla arvon 9,99 mm, mutta käytettävyyssparametreilla se päättyi arvoon 9 mm. Huomataan siis, että myös käytettävyyssparametrien arvoihin kannattaa soveltaa optimointia sen sijaan, että arvot esimerkiksi pyöristäisi vain lähimpään sallittuun arvoon. Uudella optimirakenteella vasteet saavat arvoja taulukon 12 mukaisesti.

Taulukko 12 Vasteiden arvot optimirakenteelle.

Vaste	Tarkka arvo	Vastinpinnosta laskettu arvo	Virhe
P20 luukun massa	11618	11618	0,0 %
P21 lommahduskriteeri levykentälle 1	0,93	0,92	0,1 %
P22 lommahduskriteeri levykentälle 2	0,83	0,83	0,1 %
P23 lommahduskriteeri levykentälle 3	1,00	0,99	0,5 %
P24 lommahduskriteeri levykentälle 4	0,82	0,82	-0,1 %
P25 normaalijännityskriteeri laipalle L1	0,88	0,86	1,4 %
P26 normaalijännityskriteeri laipalle L2	0,99	0,99	-0,1 %
P27 normaalijännityskriteeri laipalle L3	0,72	0,72	0,0 %
P28 normaalijännityskriteeri laipalle L4	0,63	0,63	0,1 %
P29 normaalijännityskriteeri laipalle T0	0,91	0,91	-0,7 %
P30 normaalijännityskriteeri laipalle T1	0,97	0,92	5,8 %
P31 normaalijännityskriteeri laipalle T2	0,42	0,43	-3,3 %
P32 normaalijännityskriteeri laipalle T3	0,76	0,77	-0,8 %
P33 leikkausjännityskriteeri uumalle L1	1,00	1,00	0,1 %
P34 leikkausjännityskriteeri uumalle L2	0,97	1,00	-3,3 %
P35 leikkausjännityskriteeri uumalle L3	0,34	0,35	-1,5 %
P36 leikkausjännityskriteeri uumalle L4	0,05	0,05	-0,3 %
P37 leikkausjännityskriteeri uumalle T0	0,87	0,88	-1,3 %
P38 leikkausjännityskriteeri uumalle T1	0,76	0,76	-0,9 %
P39 leikkausjännityskriteeri uumalle T2	0,40	0,41	-1,2 %
P40 leikkausjännityskriteeri uumalle T3	0,07	0,09	-22,5 %

Taulukosta 12 huomataan, että vastinpinnat tarkentuvat edelleen, kun suunnitteluvälejä kavennetaan. Tällä kertaa rakenne on myös täysin käypä, eikä luukun massa lisääny jatkuvilla parametreilla optimoituun rakenteeseen nähden kuin 13 kg, jota tämän kokoluokan rakenteessa voidaan pitää mitättömänä muutoksena.

Saatujen vastinpintojen tarkkuutta voidaan tarkastella myös vertailemalla luvussa 3.2 esitettyjä tunnuslukuja, jotka kuvaavat vastinpintojen sopivuutta. Taulukkoon 13 on koottu kahdelle vastinpinnalle saadut tunnusluvut sekä optimipisteissä vastinpintojen prosentuaaliset virheet vasteiden todellisten arvojen suhteen.

Taulukko 13 Kahden vastinpinnan sopivuutta kuvaavat tunnusluvut ja optimipisteiden virheet.

Vaste	Tunnusluku	Ensimmäinen optimointikierrös	Toinen optimointikierrös	Kolmas optimointikierrös
P32 normaalijän- nityskriteeri lai- palle T3	R^2	0,9796	0,9406	0,9981
	R_A^2	0,9797	0,9410	0,9982
	MRR	4,9471	16,1892	2,3144
	RMSR	0,0066	0,0286	0,0036
	RRMSR	0,6854	2,9560	0,4517
	RME	90,6288	107,6205	20,1202
	RAE	9,2590	20,1042	3,3304
	Virheet optimi- pisteissä		-28,5 %	-26,6 %
P34 leikkausjän- nityskriteeri uu- malle L2	R^2	0,9983	0,9980	0,9978
	R_A^2	0,9983	0,9980	0,9978
	MRR	4,6218	1,4818	0,7177
	RMSR	0,0052	0,0061	0,0018
	RRMSR	0,4649	0,4999	0,1706
	RME	44,2408	12,7710	18,9575
	RAE	2,7348	3,7296	3,2398
	Virheet optimi- pisteissä		27,1 %	2,3 %

Taulukkoon 13 on valittu kaksi sellaista vastetta, jotka toisaalta saavuttivat tai ylittivät sallitun arvon 1 jossain vaiheessa optimointiprosessia, joko vastinpintojen pohjalta optimoitaessa tai optimipisteen tarkistuslaskennassa. Toisin sanoen molemmat vasteet ovat rajoitusehtoina tehtävän kannalta oleellisia. Toisaalta molemmissa vasteissa myös esiintyi optimipisteissä jonkin verran virhettä.

Kun verrataan vasteen P32 optimipisteiden virheitä vastinpinnan sopivuuden tunnuslukuihin eri optimointikierröksillä, huomataan, että optimipisteiden virheissä kahdella ensimmäisellä kierroksella ei ole suurta eroa, mutta kolmannella kierroksella optimi on huomattavasti muita kierroksia tarkempi. Pinnan sopivuuden tunnusluvuista puolestaan determinaatikertoimet R^2 ja R_A^2 ovat parhaat kapeimmilla rajoilla eli viimeisellä kierroksella muodostetulle vastinpinnalle. Myös muiden tunnuslukujen perusteella viimeisellä kierroksella muodostettu vastinpinta on tarkin vasteelle P32 muodostetuista vastinpinnoista. Ensimmäisen ja toisen kierroksen vastinpintojen tunnuslukuja tarkasteltaessa huomataan, että ensimmäisen kierroksen pinnalle tunnusluvut ovat toisen kierroksen pintaa parempia, eli tunnuslukujen perusteella toisen kierroksen kavennetuilla rajoilla muodostettu vastinpinta olisikin ensimmäisen kierroksen pintaa tarkempi.

Eri kierrosten optimipisteistä vasteelle P34 saadaan ensimmäisellä optimointikierroksella selvästi suurin virhe. Kahden jälkimmäisen kierroksen optimipisteissä virheen suuruudessa ei ole suurta eroa. Tunnuslukuista determinaatikerrointen perusteella ensimmäisen kierroksen pinta olisi tarkin ja viimeisen kierroksen pinta puolestaan epätarkin, mutta erot determinaatikerrointen välillä ovat hyvin pieniä. Muiden tunnuslukujen osalta hajontaa eri kierrosten pintojen välillä esiintyy melko paljon, sillä esimerkiksi suurimman suhteellisen residuaalin MMR ja suhteellisen maksimivirheen RME perusteella ensimmäisen kierroksen tuottama vastinpinta olisi epätarkin. Toisaalta residuaalien neliöllisen keskiarvon RMSR, suhteellisen residuaalien neliöllisen keskiarvon RRMSR ja suhteellisen keskivirheen RAE perusteella toisen kierroksen tuottama pinta olisi epätarkin. Kapeimmilla rajoilla saavutettu viimeisen kierroksen pinta olisi tunnuslukujen MRR, RMSR ja RRMSR perusteella tarkin.

Vertailemalla vastinpintojen optimipisteissä todettuja virheitä ja pintojen sopivuutta kuvaavia tunnuslukuja ei ainakaan tämän yksittäisen esimerkin perusteella voida tehdä kovin pitkälle meneviä johtopäätöksiä siitä, kuinka hyvin tunnusluvut kuvaavat pintojen luotettavuutta. Toisaalta myöskään yksittäiset optimipisteet ja niiden virheet eivät ole erityisen hyviä tunnusmerkkejä pintojen tarkkuuksille. Hyvänä käytäntönä voisi kuitenkin pitää toimintatapaa, jossa pintojen perusteella löydetylle optimipisteelle suoritetaan aina tarkistuslaskenta päivittämällä todellinen FEM-malli optimirakenteen mukaiseksi ja ratkaisemalla analyysi tälle mallille.

5 PÄÄTELMÄT

Vastinpintamenetelmään tutustussa sen teorian havaittiin olevan varsin laaja. Teorian osa-alueista tutustuttiin kokeiden suunnitteluun ja regressioanalyysiin vastinpintojen luomisen yhteydessä sekä muihin käytetyssä valmisohjelmassa esiintyviin menetelmiin. Teoriaan tutustussa tarkoituksena olikin saavuttaa riittävä tietämys valmisohjelman käyttämistä varten.

Myös Ansys-ohjelman tarjoamat vastinpintamenetelmään pohjautuvat optimointityökalut osoittautuivat varsin monipuolisiksi, vaikka kaikkia teoriaa tutkiessa esiintulleita ominaisuuksia ei työkaluissa olekaan. Tämä on tilanne esimerkiksi koesuunnittelun optimaalisuuskriteerien osalta, joita ohjelmassa on vain kaksi erilaista, vaikka kirjallisuudessa optimaalisuuskriteerejä esiintyy vielä useita muitakin. Kuitenkin työkalussa on hyvin paljon käyttäjän valittavissa olevia asetuksia ja ominaisuuksia, joista osa selitetään ohjelman manuaalissa hyvin epämääräisesti ja osaa ei käytännössä ollenkaan. Näiden asioiden selvittäminen vaatii huolellista alan kirjallisuuteen perehtymistä.

Laskentaesimerkissä vastinpintamenetelmää sovellettiin lastiluukun lujuuslaskentaan Cargotecin Kaarinan toimiston lujuuslaskijoiden avustuksella, jotka osallistuivat lähinnä tehtävän formulointiin eli parametrien suunnitteluvälien ja rajoitusehtojen määrittämiseen. Itse laskenta suoritettiin kuitenkin itsenäisesti. Laskennan välituloksien liiallista tulkintaa pyrittiin välttämään laskentaa tehdessä, sillä tarkoituksena oli tutkia automatisoitavan laskennan mahdollisuuksia. Työssä käytetty laskentamenetelmä onkin helposti automatisoitavissa. Laskentamenetelmässä periaatteeksi otettiin, että koko suunnitteluavaruus pyrittiin mallintamaan kohtalaisen tarkkoilla vastinpinnoilla, käyttäen koealueena koko suunnitteluavaruutta ja koejärjestelynä CCD-koetta. Regressiomalli tehtiin käyttämällä toisen asteen polynomeja ja Yeo-Johnson-muunnosfunktioita. Laskenta suoritettiin iteratiivisesti kaventamalla koealuetta ensimmäisen kierroksen ympäristössä. Lopuksi suoritettiin vielä viimeisen kierroksen ympäristössä laskentakierros käyttäen käytettävyyssuuttujia, jolloin saatiin tulokseksi myös todellisuudessa toteuttamiskelpoinen rakenne.

Yhteensä kolme laskentakierrosta vaati taulukon 1 mukaisesti $283 + 149 + 81 = 513$ FEM-analyysin ratkaisemisen, kun faktoreita oli ensimmäisellä kierroksella 13, toisella 10 ja viimeisellä 8 kappaletta. Yhteensä analyysien laskenta vei aikaa noin 5...6 tuntia. Lisäksi aikaa kului vastinpintojen luomiseen noin 1...2 tuntia. Optimointivaiheen ajankäyttöä voidaan pitää muihin vaiheisiin nähden merkityksettömänä. Niinpä koko luukun suunnitteluprosessiin kului yhteensä aikaa noin 6...8 tuntia eli noin yhden työpäivän verran. Tarjousvaiheeseen tätä aikaa voidaan pitää liian pitkänä yhden luukun laskentaa varten, sillä luukkuja täytyy koko laivasta tai jopa useammasta laivasta jätet-

tävää tarjousta varten laskea useampia ja tarjous on jätettävä kohtuullisessa ajassa, esimerkiksi vuorokauden kuluessa. Kuitenkin kun tarkastellaan tutkitun luukun massan kehitystä iteraatiokierrosten aikana, huomataan, että viimeisen ja ensimmäisen kierroksen massojen välillä on eroa vain $((11618 - 11221)/11618) \cdot 100 \% = 3,4 \%$, joten jo ensimmäisen iteraatiokierroksen mallia voitaisiin pitää riittävänä tarjouslaskentaa varten. Tällöin käytetty aika voitaisiin karkeasti puolittaa.

Ajankäyttöä miettiessä tulee myös pitää mielessä automatisoidun menetelmän edut verrattuna manuaaliseen menetelmään. Jos laskentaproseduuri automatisoidaan täysin, voidaan laskentaa suorittaa keskeytymättä ympäri vuorokauden. Lisäksi esimerkiksi tarjouslaskentavaiheessa eri luukkujen laskenta voitaisiin suorittaa osittain tai kokonaan yhtäaikaisesti käyttäen hyväksi useampaa tietokonetta tai laskennalle omistettua tehokasta laskentaklusteria. Myös itse lujuuslaskentavaiheessa rinnakkainen laskenta pitäisi olla helppo toteuttaa, sillä koepisteet ovat täysin toisistaan riippumattomia. Tällöin koepisteitä voitaisiin laskea yhtä aikaa rinnastetusti ja tällöin luukun tarkempi, enemmän koepisteitä vaativa laskenta saataisiin myös suoritettua lyhyemmässä ajassa.

Myös muita laskentamenetelmiä kannattanee tutkia jatkossa. Yksi houkuttelevista menetelmistä olisi käyttää pienempää koealuetta ja lineaarista koealuetta iteratiivisesti. Tällöin suunnitteluavaruudessa edettäisiin askeleittain aina kunkin lineaarisen kokeen tuottaman mallin mukaisesti suurimman vieton suuntaan valiten uudeksi aloituspisteeksi edellisen kierroksen tuottama optimipiste. Lineaarinen koemalli vaati yhtälöiden (49) ja (38) sekä taulukon 1 mukaisesti huomattavasti CCD-mallia vähemmän koepisteitä, joten laskennan voisi olettaa olevan nopeampaa, jos iteraatiokierrosten määrä pysyisi kohtuullisena. Ainakin tarjousvaiheessa tällainen laskentaproseduuri tuntuisi tutkimisen arvoiselta, koska sillä voitaisiin saavuttaa nopeasti likimääräinen ratkaisu.

Tuloksia tarkastellessa on myös syytä pitää mielessä, että kyseessä oli vasta esitutkimusluontoinen selvitys ohjelman työkalujen käytöstä. Työssä tutkittiin vain yhtä luukkutyyppeä ja sitäkin vain yhden tietynkokoisen luukun osalta. Niinpä todellisen työkalun kehittämistä varten yksi seuraavista vaiheista voisi olla erikokoisten ja eri tavoin kuormitettujen luukkujen tutkiminen työkalua käyttäen. Tärkeää olisi selvittää, onko luukun koolla tai kuormituksella vaikutusta suotuisiin ohjelmassa käytettäviin asetuksiin. Mikäli paras tulos erikokoisille luukuille saadaan käyttäen ohjelmassa erilaisia asetuksia, täytyy tämä ottaa huomioon varsinaista laskentatyökalua suunniteltaessa.

Toisaalta laskenta tehtiin pääosin itsenäisesti. Side-rolling-lastiluukun mitoitusseen perehdyttiin muutaman päivän ajan ennen laskentaa projektin alkuvaiheessa, jotta saavutettaisiin riittävät tiedot luukun mitoituksesta ennen laskennan suorittamista. Mutta lujuuslaskijoiden lastiluukkujen laskentakokemuksen ja vastinpintatyökalut yhdistämällä saataisiin varmasti vielä tehostettua työkalun käyttöä. Myös esimerkiksi suunnitteluavaruuden tarkempaa määrittelyä aukon koon ja luukun kuormituksen perusteella voisi miettiä vielä tarkemmin, etenkin jos halutaan soveltaa menetelmää, jossa koko suunnitteluavaruus toimii koealueena, jolle vastinpinnat viritetään.

Joka tapauksessa ainakin työssä esitetyn yksittäisen laskentaesimerkin perusteella työkalua voidaan pitää erittäin potentiaalisena lastiluukkujen lujuus- ja tarjouslasken-

tavaiheiden kehittämisen suhteen. Lisätutkimusta vaaditaan vielä paljon, ennen kuin voidaan todella sanoa mihin suuntaan työkalua pitäisi lähteä kehittämään, mutta tämä oli tiedossa jo tutkimusta aloitettaessakin. Joten tutkimusta voidaan pitää onnistuneena, eikä Ansys-ohjelman vastinpintatyökaluja pidä missään nimessä hylätä tämän tutkimuksen perusteella.

LÄHTEET

- Ansys R12.1.** Ansys Workbench User's Guide. *Sähköisessä muodossa olevat manuaalit.*
- Box, G.E.P. & Cox, D.R. 1964.** An Analysis of Transformations. *Journal of the Royal Statistical Society. Series B (Methodological)* 26, 2, s. 211-243.
- Cargotec.** Cargotec - Liiketoimintaympäristö. [WWW] Cargotec Oyj. [Viitattu: 24.3.2011.] Saatavissa:
<http://www.cargotec.com/cms/cargocms20.nsf/Documents/C9BDBE79AA68B6D9C2256FE700388D29?openDocument&lang=2&>
- Deb, K., Pratap, A., Sameer, A., Meyarivan, T. 2002.** A Fast and Elitist Multiobjective Genetic Algorithm: NSGA-II. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation* 6, 2, s. 182-197 .
- Draper, N.R. & Smith, H. 1981.** *Applied Regression Analysis* : John Wiley & Sons. 709 s.
- IACS. 2009.** Common Structural Rules for Bulk Carriers, voimassa 1.7.2009 alkaen.
- Khuri, A.I. & Cornell, J.A. 1987.** *Response Surfaces : Designs and Analyses.* Milwaukee : Marcel Dekker, Inc. 405 s.
- Khuri, A.I. 2006.** *Response Surface Methodology and Related Topics* : World Scientific Publishing Co Pte Ltd. 472 s.
- Kirsch, U. 1993.** *Structural Optimization : Fundamentals and Applications* : Springer-Verlag. 300 s.
- Liu, B., Hafka, R.T. ja Watson, L.T. 2004.** Global-local structural optimization using response surfaces. *Struct Multidisc Optim* 27. s. 352-359.
- Montgomery, D.C. 2001.** *Design and Analysis of Experiments* : John Wiley & Sons, Inc. 684 s.
- Myers, R.H., Montgomery, D.C. ja Anderson-Cook, C.M. 2009.** *Response Surface Methodology: Process and Product Optimization Using Designed Experiments* : John Wiley & Sons, Inc. 676 s.
- Neter, J., Kutner, M.H., Wassermann, W., Nachtsheim, C.J. 1996.** *Applied Linear Regression Models* : Irwin 720 s.
- Oehlert, G.W. 2000.** *A First Course in Design and Analysis of Experiments* : W.H. Freeman and Company. 659 s.
- Piché, R. ja Ruohonen, K. 2003.** *Tilastollinen vastepintamallinnus: kokeiden suunnittelu, regressiomallin analyysi ja vasteen optimointi*, Opintomoniste - Tampereen teknillinen yliopisto. 87 s.
- Ruohonen, K. 2000.** *Tilastollinen kokeiden suunnittelu ja otanta*, Opintomoniste - Tampereen teknillinen yliopisto. 94 s.
- Räisänen, P. 1997.** *Laivatekniikka : modernin laivanrakennuksen käsikirja*. Helsinki : Opetushallitus. 755 s.
- Simpson, T.W., Mauery, T.M., Korte, J.J., Mistree, F. 2001.** Kriging Models for Global Approximation in Simulation-Based. *AIAA Journal* 39, 12, s. 2233-2241.

Väistö, V. ja Lehtinen, J. 2010. *Configurator Concept, Tutkimusraportti - Cargotec.* 44 s.

Yeo, I-K. ja Johnson, R.A. 2000. A new family of power transformations to improve normality. *Biometrika.* 87, 4, s. 954-959.