

RĪGAS TEHNISKĀ UNIVERSITĀTE

Transporta un Mašīnzinību fakultāte
Mehānikas institūts

Jānis JANUŠEVSKIS

Inženiertehnikas, mehānikas un mašīnbūves doktora programmas
doktorants

METAMODELĒŠANAS METOŽU IZSTRĀDE UN PIELIETOJUMS MEHĀNISKU SISTĒMU ANALĪZĒ UN OPTIMIZĀCIJĀ

Promocijas darba kopsavilkums

Zinātniskais vadītājs
Dr. inž., asoc. prof.
J. AUZIŅŠ



Šis darbs izstrādāts ar Eiropas Sociālā fonda atbalstu Nacionālās programmas "Atbalsts doktorantūras programmu īstenošanai un pēcdoktorantūras pētījumiem" projekta "Atbalsts RTU doktorantūras attīstībai" ietvaros.

Rīga 2008

Januševskis J.
Metamodelēšanas metožu
izstrāde un pielietojums
mehānisku sistēmu analīzē
un optimizācijā.
Promocijas darba
kopsavilkums. – Rīga:
RTU, 2008. – 27 lpp.

Iespiests saskaņā ar RTU
Mehānikas institūta
2008.gada.....
lēmumu, protokols Nr.....

SATURA RĀDĪTĀJS

DARBA VISPĀRĒJS RAKSTUROJUMS	4
Tēmas aktualitāte	4
Darba mērķis	5
Pētījuma uzdevumi	5
Darba zinātniskā novitāte	6
Darba praktiskā vērtība	7
Aizstāvēšanai tiek izvirzīts	7
Darba sastāvs un apjoms	8
Darba aprobācija un publikācijas	8
DARBA SATURS	8
Pirmā nodaļa	8
Otrā nodaļa	12
Trešā nodaļa	14
Ceturtnā nodaļa	15
Piektā nodaļa	16
SECINĀJUMI	19
PUBLIKĀCIJU SARAKSTS	21
LITERATŪRAS SARAKSTS	23

DARBA VISPĀRĒJS RAKSTUROJUMS

Tēmas aktualitāte

Straujā datortehnikas progresēšana ir sekmējusi visdažādāko nozaru attīstību, tai skaitā skaitlisko metožu un to pielietošanu sarežģītu mehānisku sistēmu matemātisko modeļu risināšanai. Tā rezultātā mūsdienīgu inženierzinātnu izstrāde tiek balstīta uz datorsimulāciju programmās realizētām skaitliskajām metodēm. Kompleksu sistēmu, piemēram, automašīnas vai lidmašīnas projektēšana ir ļoti darbietilpīgs uzdevums, kas nereti ietver dažādas inženierijas disciplīnas. Efektīvas inženierprojektēšanas neatņemama sastāvdaļa ir optimizācija, kas mūsdienās ir balstīta uz simulācijas programmām. Neskatoties uz datoru skaitļošanas jaudas palielināšanos, arī risināmo uzdevumu un simulācijas programmu, piemēram, galīgo elementu un skaitlisko fluīdu dinamikas programmu sarežģītība pieaug. Piemēram, viena automašīnas negadījuma simulācija aizņem no 36 līdz 160 stundām. Divu mainīgo optimizācijai ir nepieciešamas apmēram 50 iterācijas un pieņemot, ka katra iterācijai vajadzīga sava simulācija, kopējais skaitļošanas laiks aizņemtu no 75 dienām līdz 11 mēnešiem.

Promocijas darbs ir veltīts metamodelēšanas metožu izstrādei un pielietošanai dažādu mehānisku sistēmu analīzei un optimizācijai. Lai samazinātu projektēšanai nepieciešamo skaitlisko metožu aprēķinu laikietilpīgu, inženierpraksē tiek izmantotas aproksimācijas metodes un veidoti matemātiskā modeļa modeļi (metamodeli). Šādi veidotie metamodeli tiek sekmīgi pielietoti inženieru projektu analīzei un optimizācijai.

Precīzai un efektīvai metamodelēšanas metožu pielietošanai būtiski ir izvēlēties piemērotāko eksperimenta plānu un efektīvāko aproksimācijas metodi. Skaitlisko eksperimentu plānošana un aproksimācija ir atšķirīga no fizisko eksperimentu plānošanas un apstrādes metodikas. Zinātniskajā literatūrā pastāv vienots viedoklis, ka eksperimentu punktiem ir jāaizpilda eksperimentu telpa pēc iespējas vienmērīgi. Šādu eksperimentu plānu iegūšanai nereti tiek izmantoti Latīņu hiperkubu (LH) tipa eksperimentu plāni, kas optimizēti pēc kāda no telpas aizpildes kritērijiem. Plānu optimizācija ir skaitļošanas ziņā sarežģīts un laikietilpīgs uzdevums, bet vienreiz atrasti plāni var tikt publicēti un izmantoti atkārtoti.

Skaitlisko eksperimentu aproksimācijas metodēm jāspēj interpolēt skaitliskos eksperimentu punktus, jo atšķirībā no fiziskajiem, matemātiskajiem eksperimentiem nepiemīt gadījuma kļūda, bez tam nereti skaitlisko aprēķinu programmu rezultātiem ir sarežģītas atbildes virsmas.

Mašīnbūves projektu optimizācijā bieži jārisina daudzkriteriālās optimizācijas uzdevumi ar nepārtrauktiem un diskrētiem ieejas faktoriem, kuriem jāievēro nelineāri ierobežojumi. Kritēriju un ierobežojumu funkcijas nereti balstītas uz sarežģītiem matemātiskiem modeļiem, un šādu uzdevumu risināšana ar tradicionālajām optimizācijas metodēm ir neefektīva. Multidisciplinārās optimizācijas gadījumos tiek izmantoti skaitliskie aprēķini no dažādām inženierdisciplīnām. Šādu uzdevumu risināšanai aproksimāciju modeļi ļauj ne tikai ievērojami uzlabot skaitļošanai nepieciešamo laiku, bet arī integrēt dažādu disciplīnu simulāciju programmu aprēķinus, kas bieži ir balstīti uz aizsargātiem un aizklātiem datu standartiem. Ļoti aktuāla ir arī apvienotu skaitliski-fizisku eksperimentu pielietošana dažādu problēmu, piemēram, parametriskās identifikācijas uzdevumu risināšanai.

Metamodelēšanas metodes tiek pielietotas dažādās sfērās, tai skaitā dažādu kompozītpaneļu topoloģijas un struktūras optimizācijā. Paneļu topoloģijas jeb stinguma ribu formas, skaita un novietojuma efektivitātes pētījumi ir tieši saistīti ar konstrukcijas iespējamo svara samazinājumu, kas samazina konstrukcijas izmaksas un ceļ ražotāja rūpniecisko konkurētspēju. Šādi netradicionāli strukturālie (kompozīti) risinājumi lielākoties tiek izmantoti kopā ar inovatīvām savienošanas tehnoloģijām, pie kurām šobrīd ir pieskaitāma lāzermetināšana.

Kompozīto vienvirziena armēto laminātu materiālu pielietojums (it īpaši aviācijas industrijā) jau šobrīd sasniedz aptuveni 30% no visiem nesošo konstruktīvo daļu risinājumiem. Tuvākajā nākotnē tiek plānots uzsākt avio lineru (Airbus 350 un Boeing 787) masu ražošanu, kas gandrīz pilnībā projektēti no kompozīta konstrukcijām. Lielākoties šīs konstrukcijas tiek veidotas no plānsieniņu ribotiem paneļiem, kuri ir nestspējas/svara ziņā efektīvāki salīdzinājumā ar tradicionāliem metāla sakausējumu priekšgājējiem. Šādu materiālu un konstruktīvo risinājumu sekmīga ieviešana ir būtiski saistīta ar matemātisko modeļu atbilstību fizikālajiem.

Darba mērķis

Promocijas darba mērķis ir izstrādāt un pilnveidot metamodelēšanas metodes un rīkus mašīnbūves elementu projektēšanai, analīzei un optimizācijai.

Pētījuma uzdevumi

Promocijas darbā risināmās problēmas un veicamie uzdevumi:

Izstrādāt LH tipa plānu optimizācijas metodes un pielietot tās mašīnbūves eksperimentu plānu veidošanā.

Izveidot mehānikas un mašīnbūves eksperimentu plānu datu bāzi un iegūtos optimālos eksperimentu plānus publicēt Internetā.

Izstrādāt metodes un algoritmus efektīvai kriginga metodes pielietošanai metamodelēšanā.

Izstrādāt metodes neparimetrisko aproksimāciju pielietošanai inversajā metamodelēšanā.

Pārbaudīt radītās metodes un programmatūru praktiskos tiešās un inversās metamodelēšanas un optimizācijas uzdevumos.

Darba zinātniskā novitāte

Promocijas darbā ir izstrādāts Latīņu hiperkubu optimizācijas algoritms, kas balstīts uz koordinātu maiņas algoritmu un apvienots ar regulējamu permutāciju un daudzkārtēju startu globālās optimizācijas metodi. Tika salīdzināti dažādi telpas aizpildes kritēriji LH eksperimentu plāniem un tika piedāvāts lietot MSE kritēriju LH eksperimentu plānu telpas vienmērīgumu mērīšanai. Tika modificēts nepārtrauktu MSE plānu optimizācijas algoritms un pielāgots piedāvātajam LH eksperimentu plānu optimizācijas algoritmam. MaxiMin LH eksperimentu plānu optimizācijai tika piedāvāts kritērijs, kas balstīts uz vidējā attāluma, kas aprēķināts visiem eksperimenta plāna punktiem ar to tuvākajiem punktiem, un eksperimenta plāna punktu attālumu līdz tuvākajam punktam standartnovirzes. Šis kritērijs tika pielietots LH eksperimentu plānu optimizācijai, lietojot izstrādāto LH optimizācijas algoritmu. Šādi optimizēti LH eksperimentu plāni bija ne tikai ar labāku MaxiMin kritērija vērtību, bet arī ar labākām citu telpas aizpildes kritēriju vērtībām, salīdzinot ar citu autoru iegūtajiem LH eksperimentu plāniem, kas optimizēti pēc MaxiMin kritērija.

Promocijas darbā ir piedāvāta algoritmiska shēma kriginga metodes ātrdarbības uzlabošanai vairāku atbilžu gadījumā. Literatūrā nepastāv vienotas detalizētas metodikas vai vadlīnijas kriginga metodes kovariances funkcijas izvēlei un optimālai parametru noteikšanai. Tika padziļināti pētītas dažādas kovariances funkciju parametru noteikšanas stratēģijas vairākiem testa un praktiskiem uzdevumiem.

Promocijas darbā ir piedāvāta inversās metamodelēšanas metode, kā nesakritības metodes alternatīva vai palīg līdzeklis inverso uzdevumu risināšanai. Darbā ir apskatītas galvenās teorētiskās un praktiskās problēmas, ar ko nākas saskarties, pielietojot izstrādāto metodi. Inversās metamodelēšanas metode pielietota un salīdzināta ar nesakritības metodi oglekļa-epoksīda plāksnes elastības parametru identifikācijai.

Izstrādātās eksperimentu plānošanas un aproksimācijas metodes ir pielietotas metāla kompozīta konstrukciju uzvedības prognozēšanai un optimālu risinājumu variantu iegūšanai.

Darba praktiskā vērtība

Iegūtais eksperimentu plānu optimizācijas algoritms un iegūtie un publicētie eksperimentu plāni var tikt izmantoti praktisku skaitlisko eksperimentu veikšanai.

Krīginga metodes hiperparametru noteikšanas un ātrdarbības uzlabošanas shēma ir praktiski pielietojama augstas precizitātes metamodeļu veidošanai multidisciplinārās analīzes un optimizācijas uzdevumos, tajā skaitā mašīnbūves elementu projektēšanā. Uz iegūto rezultātu pamata ir izstrādāti programmatūras moduļi mehānisku sistēmu projektu analīzei un optimizācijai.

Inversās metamodelēšanas metode ir pielietojama kā nesakrītības metodes alternatīva vai palīg līdzeklis identifikācijas uzdevumu risināšanai.

Iegūtie ribotu metāla paneļu izlieces, svāra un izmaksu optimālie parametru risinājumi var būt par pamatu projektēšanas procesu paātrināšanai un ražošanas efektivitātes uzlabošanai.

Aizstāvēšanai tiek izvirzīts

- Metamodelēšanas metodika mehānisku sistēmu projektēšanai, kura satur datoreksperimentu un naturālo eksperimentu plānu optimizāciju, uzlabotas neparametriskās rezultātu aproksimācijas metodes, kā arī jaunu inversās metamodelēšanas metodi.
- Latīņu hiperkubu optimizācijas algoritms, tā pielietojums MSE un MaxiMin optimālu eksperimentu plānu iegūšanai.
- Uz krosvalidācijas kritēriju balstīta krīginga kovariācijas funkcijas hiperparametru noteikšanas metode.
- Krīginga metodes ātrdarbības uzlabošanas shēma vairāku atbildes funkciju gadījumā.
- Inversās metamodelēšanas metode projektēšanas inverso uzdevumu risināšanai.
- Dažāda profila ribotu sendviču paneļu metamodeļu svāra, izmaksu un izturības analīzei un optimizācijai un uz tiem balstīti praktiski ieteikumi optimālu paneļa plāksņu biezuma un stinguma ribu izvietojuma atrašanai.
- Oglekļa-epoksīda plāksnes elastības moduļu identifikācijas uzdevuma risinājums ar inversās metamodelēšanas metode.

Darba sastāvs un apjoms

Promocijas darbs sastāv no ievada, 5 nodaļām, secinājumiem un literatūras saraksta. Darba apjoms ir 191 lappuses, 94 attēli, 67 tabulas un literatūras saraksts, kas satur 261 nosaukumu.

Darba aprobācija un publikācijas

Promocijas darba rezultāti ziņoti un apspriesti starptautiskās konferencēs un zinātniskos semināros:

- 6th ASMO-UK/ISSMO International Conference on Engineering Design Optimization (Oksforda, Lielbritānija, 2006);
- 9th US National Congress on Computational Mechanics (USNCCM9) (Sanfrancisko, ASV, 2007);
- 7th World Congress on Structural and Multidisciplinary Optimization (WCSMO7) (Seoul, Koreja, 21-25 Maijs 2007);
- 14th International Conference on Composites and Nano Engineering (Kolorado, ASV, 2006);
- RTU 46. un 48. starptautiskā zinātniskā konference, (Rīga, Latvija, 2005, 2007);
- 5th International DAAAM Baltic Conference (Tallina, Igaunija, 2006));
- RTU Mehānikas institūta un LNMK apvienotie semināri (Rīga, Latvija, 3.10.2006, 11.12.2007, 01.04.2008).

Galvenie darba rezultāti izklāstīti 14 publikācijās.

DARBA SATURS

Pirmajā nodaļā ir veikts literatūras apskats par metamodelēšanas lomu mehānisku sistēmu projektēšanā, skaitlisko eksperimentu plānošanu, aproksimāciju un optimizāciju, kā arī inversajām problēmām un to risināšanas paņēmieniem, lietojot fiziskos un skaitliskos eksperimentus.

Mūsdienīgu inženierisriņājumu izstrādē tiek plaši izmantota datorsimulācijas programmatūra. Kompleksu sistēmu, piemēram, automašīnas vai lidmašīnas projektēšana ir ļoti darbietilpīgs optimizācijas uzdevums, kas nereti ietver dažādas inženierijas disciplīnas, vairākus kritērijus un skaitļošanas ziņā sarežģītas simulācijas programmas. Lai vienkāršotu sarežģītos skaitliskos modeļus, pēdējo pāris dekāžu laikā tiek plaši pielietotas aproksimācijas metodes jeb metamodeļi.

Lai atrastu labāku vai labu inženierisriņājumu, ir nepieciešama projektētā objekta optimizācija, kuras gaitā no dažādiem alternatīviem risinājumiem tiek

izvēlēts labākais attiecībā pret kādu kritēriju. Inženieru problēmu optimizācijas uzdevumi bieži ir sarežģīti, jo nākas saskarties ar nelineārām problēmām, kas pakļautas virknei ierobežojumu. Šādiem globālās optimizācijas uzdevumiem ir nepieciešama daudzkārtēja kritēriju vai ierobežojumu skaitļošana, kas bieži ir ļoti sarežģīts un skaitļošanas ziņā darbietilpīgs process.

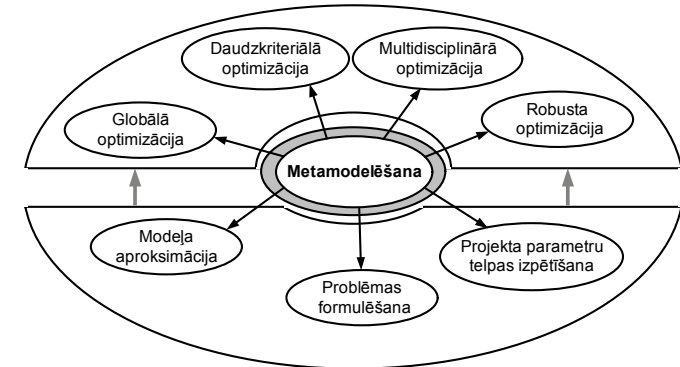
Gandrīz visiem reālajiem inženieru projektiem ir jābūt optimāliem nevis pēc viena noteikta kritērija, bet pēc vairākiem, bieži savstarpēji konkurējošiem, kritērijiem. Šādos gadījumos ir jārisina daudzkritēriālās optimizācijas uzdevums (*Multi Objective optimization*, MOO).

Modernos inženieru projektos parādās problēmas no dažādām sfērām, un MOO uzdevuma kritēriji var būt no dažādām inženierijas nozarēm, piemēram, projektējot lidmašīnas spārnu, optimizācijas uzdevumā ir jāveic gan spārna struktūras, gan arī aerodinamikas aprēķini. Šādas analīzes un optimizācijas uzdevumus sauc par multidisciplinārās optimizācijas uzdevumiem (*Multidisciplinary Optimization* MDO) un katras disciplīnas uzdevumi var būt sarežģīti un darbietilpīgi.

Praktiskiem inženierisriņājumiem jābūt ne tikai optimāliem, bet arī robustiem (mazjutīgiem) pret mazām izmaiņām projektētās sistēmas parametros vai apkārtējās vides īpašībās. Projektētās sistēmas robustuma novērtēšanai izmanto varbūtisku projekta optimizāciju (*Probabilistic Design Optimization*) un analīzi [Wang un Shan (2007)]. Šādu optimizācijas uzdevumu risināšana ar lokālajām un globālajām (gan determinētajām, gan stohastiskajām metodēm) ir apgrūtināta un nav efektīva. Pēdējo divdesmit gadu laikā, lai risinātu globālās optimizācijas, daudzkritēriālās, multidisciplinārās robustas optimizācijas uzdevumus, tiek izmantotas metamodelēšanas metodes [Wang un Shan (2006)]. Galvenās priekšrocības, ko iegūst pielietojot metamodelēšanu optimizācijā ir: 1) optimizācijas procedūras nepieciešamā skaitļošanas laika samazināšana, izmantojot gan kritēriju, gan ierobežojumu aproksimācijas, 2) iespējama paralēla eksperimentu datu iegūšana, 3) aproksimācijas procesā var iegūt zināšanas par projekta faktoru nozīmīgumu un ietekmi uz optimālo risinājumu, 4) metamodelēšanas izmantošana ļauj strādāt gan ar nepārtrauktiem, gan diskrētiem mainīgajiem.

Popularitāti un plašu pielietojumu praksē ir ieguvušas Taguči metode un atbildes virsmas metode [Ramberg un Pignatiello (1991)]. Šīs divas metodes ir kļuvušas par pamatu vairākām modernām projektēšanas metodēm, tādām kā *Robust Concept Exploration Method* [Simpson (1998)], [Chen u.c. (1996)], *Variable Complexity Response surface Modeling* [Giunta u.c. (1994)], [Giunta u.c. (1996)], *Concurrent Sub Space Optimization* [Renaud un Gabriele (1993)], [Renaud un Gabriele (1994)], *Robust Design Simulation* [Mavris u.c. (1995)], *Probabilistic Design System* [Fox, E.P. (1996)], u.c.

Metamodelēšanas loma inženierprojektu optimizācijā ir parādīta Att. 1.



Attēls 1. Metamodelēšana un tās loma inženierprojektu optimizācijā

Metamodelēšanas galvenās priekšrocības ir [Jin u.c. (2000)] iespējas:

- Modelēt un saprast ieejas un izejas parametru savstarpējo saistību.
- Izpētīt projekta mainīgo telpu, nojaust projekta kompromisus, modificēt ierobežojumus un nepieciešamības gadījumā pārformulēt optimizācijas uzdevumu, vizualizēt atbildes virsmas.
- Izmantot ātras optimizācijas procedūras, veikt globālo, daudzkritēriālo, multidisciplināro optimizāciju.
- Vieglāk integrēt dažādu disciplīnu (bieži balstīti uz patentētiem standartiem) un, iespējams, izkliegtus vai paralēlus aprēķinus.

Metamodelēšanas pielietojuma projektu optimizācijā parasti sastāv no četriem etapiem:

- Efektīvas eksperimentu plāna izveiles;
- Korekta modeļa izveiles, lai spētu aproksimēt eksperimentu datus un aprakstīt procesa ieeju un izeju sakarību.
- Aproksimāciju (metamodelēšanu) pielāgošana (*model-fitting*);
- Aproksimāciju izmantošana ātrai optimizācijas procedūrai.

Eksperimentu plānošana ir process, kura rezultātā izvēlas optimālu eksperimentu plānu. Katrs eksperiments (skaitlisks vai fizisks) ir saistīts ar noteiktām izmaksām, tādēļ ir nepieciešams izvēlēties efektīvu eksperimentēšanas stratēģiju, kura, ar pēc iespējas mazākām izmaksām, ļauj iegūt pēc iespējas vairāk informācijas par pētāmo procesu. Efektīvā eksperimentēšanas stratēģijā nepieciešamo mēģinājumu (eksperimentālo punktu) skaits ir pēc iespējas mazāks, un to izvietošana ir tāda, ka no eksperimentiem iegūta informācija ir pēc iespējas pilnīgāka. Datoreksperimentiem, atšķirībā no tradicionālajiem fiziskajiem eksperimentiem, nepiemīt gadījuma kļūdas, jo atkārtoti novērojumi ar nemainītu ievaddatu kopu dod identiskas atbildes. Datoreksperimentu plānošana balstās uz diviem pamatprincipiem, kurus pirmais 1977. g. formulēja RTU (toreiz RPI) zinātnieks Vilnis Eglājs:

- Plāniem nav nepieciešams vairāk kā viens novērojums pie jebkuras noteiktas ievaddatu kopas.
- Eksperimentu punktiem jābūt izvietotiem pēc iespējas vienmērīgi eksperimentālajā apgabalā.

Datoreksperimentu plānošanā mūsdienās ļoti plaši izmanto pēc telpas aizpildes kritērijiem optimizētus Latīņu hiperkuba (LH) eksperimentu plānus. Patlaban literatūrā nav iegūti rezultāti, kuri pārliecinoši pierādītu kāda kritērija un atbilstoši tam veidotā plāna pārākumu par citiem, tomēr daudzi autori uzskata, ka maksimālās entropijas un uz attālumu bāzētie kritēriji sniedz labākos rezultātus [Jin u.c. (2001)], [Santner u.c. (2003)], [Bursztyan un Steinberg (2006)]. Populāri telpas aizpildes kritēriji, kuri nebalstās uz iepriekšēju pieņēmumu par ieejas izejas funkcionālo formu, ir MaxMin, MSE, Discrepancy, Entropijas un Eglāja kritēriji. Eksistē daudz literatūras par eksperimentu plānu bez ierobežojuma uz līmeņiem optimizāciju pēc MaxiMin un MSE kritērija, bet literatūrā daudz mazāk ir apskatīti LH plānu optimizācijas algoritmi.

Regresijas analīzē tiek lietotas divas atšķirīgas pieejas [Härdle (1990)]: parametriskā aproksimācija un neparametriskā aproksimācija. Datoreksperimentiem, atšķirībā no tradicionālajiem fiziskajiem eksperimentiem, nepiemīt gadījuma kļūdas un tādēļ datoreksperimentu aproksimācijai var izmantot metodes, kas interpolē eksperimenta datus. Populārākās metodes datoreksperimentu aproksimēšanai ir Gausa procesa regresija (GPR) jeb krigings (skat. [Barton (1998)], [Booker (1998)], [Currin 1991], [Sacks (1989)], [Rasmussen un Williams (2006)]), lokāli svērtās polinomu aproksimācijas (*Locally Weighted Polynomials* vai *Moving Least Squares*) (skat. [Cleveland (1979)], [Levin (1998)], [Fan un Gijbels (1996)] u.c.), radiālās bāzes funkcijas [Dyn (1986)], [Powell (1987)], neironu tīkli (skat. [Cheng un Titterton 1994], [Haykin 1994], [Smith un Mistree (1993)], *Support Vector Regression* [Clarke u.c. (2005)], uc. Praksē skaitlisko eksperimentu aproksimācijas ne vienmēr iet tieši cauri eksperimentu punktiem, un nereti lieto atbildes virsmas (RSM) metodes, lai gan no statistikas viedokļa šāda pieeja nav īsti pamatota.

Krigings ir populāra datoreksperimentu aproksimācijas metode. Krigings balstās uz Bajesa pieeju statistikā un ir labi piemērota determinētu datoreksperimentu apstrādei vidēji lielam ieejas faktoru skaitam. Kriginga metodē tiek ģenerētas visas iespējamās Gausa procesa realizācijas ar dotu vidējās vērtības un kovariācijas funkciju, un tiek atmetas tās realizācijas, kas neatbilst eksperimentālajiem datiem [Rasmussen un Williams (2006)].

Lai praktiski pielietotu krigingu, ir jānosaka kovariācijas funkcijas parametri. Literatūrā ir apskatītas divas metodes: krosvalidācijas (CV), un maksimālās patīkamības metode (*maximum likelihood*, MLL), biežāk izmantotā hiperparametru noteikšanas metode ir MLL metode.

Neskatoties uz plašo aproksimācijas metožu klāstu, literatūrā nav vienota viedokļa par to, kura no metodēm būtu labākā. Dažos pētījumos ir dotas

rekomendācijas atkarībā no problēmas izmēriem, atbildes nelinearitātes un eksperimentu daudzuma.

Inversās inženierijas problēmas tiek risinātas gadījumos, kad, izmantojot eksperimentos iegūtos datus, ir jānosaka modeļa parametri. Šādu uzdevumu risināšanai praksē izmanto jauktu skaitlisko un fizisko eksperimentu metodi (*Mixed Numerical-Experimental Techniques* MNET). Šajā metodē par inversā uzdevuma atrisinājumiem tiek ņemti modeļa parametri, pie kuriem ir vismazākā fizikālā un skaitliskā eksperimenta atšķirība. MNET metodes parametru identifikācijas uzdevumiem inženieru praksē plaši ir pielietota pēdējo divdesmit gadu laikā dažādās sfērās: inženiermehānikā, lai identificētu siltuma vadītspēju [Trujillo u.c. (1997)], akustisko [Panneton u.c. (2003)], dempferēšanas [De Visscher (1995)], [Tudor (2003)], plastiskuma [Furukaw un Yagawa (1998)], [Yoshida (2003)] īpašību noteikšanai, civilajā inženierijā, lai identificētu augsnes caurlaidību [Javadi u.c. (1999)] un elastības īpašības [Hikawa u.c. (2004)], elektrotehnikā, lai noteiktu pjezoelektriskās īpašības [Ferin G. (2004)], biomedicīnā, lai noteiktu ādas [Hendriks u.c. (2003)] un aknu [Kauer (2001)] mehāniskās īpašības. Pamatproblēmas, ar ko nākas saskarties, pielietojot MNET shēmu ir: matemātiskā modeļa neprecizitātes un vairāku alternatīvu risinājumu eksistence (neviennozīmības problēma).

Nodaļas beigās ir formulēts augstāk minētais promocijas darba mērķis un veicamie uzdevumi.

Otrajā nodaļā ir piedāvāts Latīņu hiperkubu eksperimentu plānu optimizācijas algoritms, aprakstīta tā pielietošana LH eksperimentu optimizācijai. Att. 2. ir parādīta piedāvātā LH eksperimentu plānu optimizācijas algoritma blokshēma.

Eksperimentu plānu optimizācijas algoritms tika pielietots LH eksperimentu optimizācijai pēc MSE un MaxiMin kritērijiem.

Eksperimentu plānu bez LH ierobežojuma optimizācijai pēc MSE kritērija eksistē tā sauktais NTLBG algoritms, ar kuru, optimizējot eksperimentu plānus, optimizācija konverģē uz lokālu kritērija minimumu. Lai optimizētu LH eksperimentu plānus pēc MSE kritērija, NTLBG algoritms tika modificēts, tādējādi, ka katrai cikliskajai koordināšu maiņai tiek pārbaudīts, vai samainot kāda faktora līmeņus diviem mēģinājumiem, samazinās eksperimentu punktu attālums līdz katra eksperimentu punkta atbalstu punktu grupas vidējai vērtībai.

Lai iegūtu t.s. Maksimālā minimālā attāluma (MaxiMin) optimālus LH eksperimentu plānus, tika ieviests un izmantots jauns kritērijs ϕ

$$\phi = Mmd - kStd, \quad (1)$$

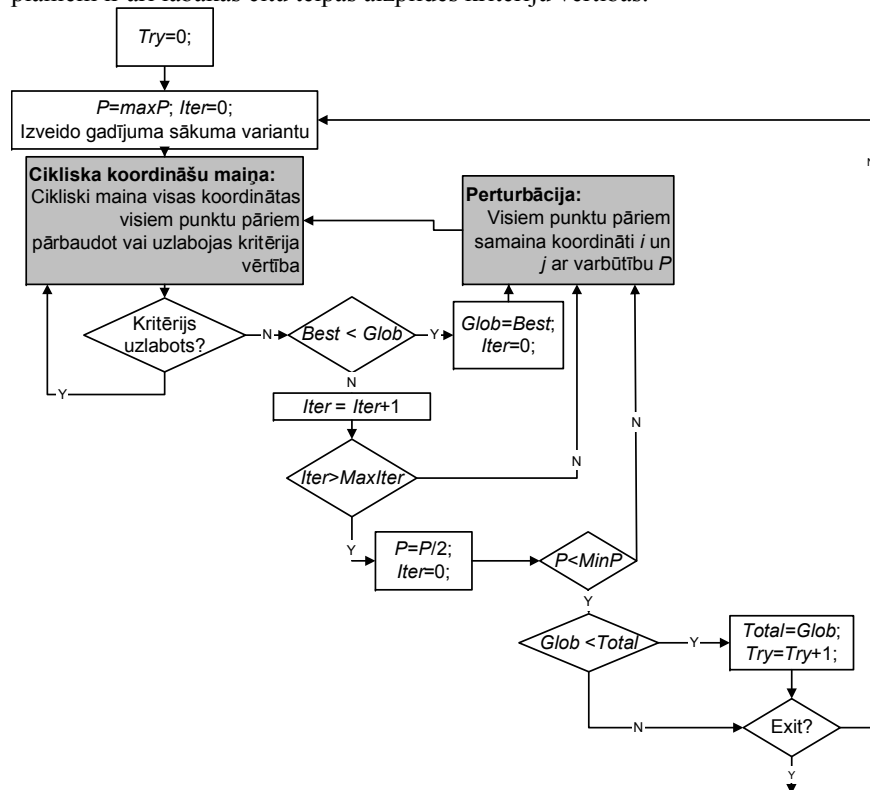
kur

$$Mmd = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \min_{j=1..n, j \neq i} \|x_i - x_j\|, \quad (2)$$

$$Std = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (Mmd - \min_{j \neq i} \|x_i - x_j\|)^2}{n-1}} \quad (3)$$

Koeficients k tika variēts robežās $[0, 1]$.

Optimizējot plānus pēc ϕ kritērija un akceptējot plānus, kuriem ir labāka MaxiMin kritērija vērtība, tika iegūta ātra optimizācijas procedūru LH eksperimentu plānu optimizācijai pēc MaxiMin kritērija. Šādi optimizētiem plāniem ir arī labākas citu telpas aizpildes kritēriju vērtības.



Attēls 2. LH plānu optimizācijas algoritma blokshēma

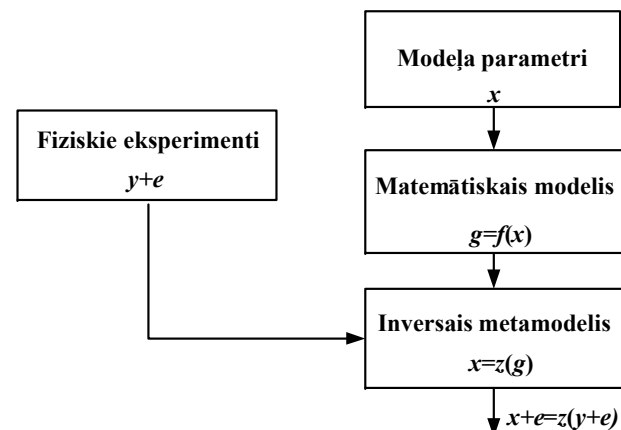
LH plānu optimizācijai literatūrā ir aprakstīti vairāki telpas aizpildes kritēriji. Lai novērtētu, kuru no telpas aizpildes kritērijiem ir visefektīvāk izmantot, tika izmantota testa funkcija un salīdzināti dažādu telpas aizpildes kritēriju un testa funkcijas aproksimāciju kļūdas lineārā korelācija. Tika secināts, ka MSE kritērijam ir vislielākā korelācija ar dotās testa funkcijas aproksimācijas kļūdu. Tādēļ tika secināts, ka LH eksperimentu plāni, kas optimizēti pēc MSE kritērija, ir efektīvi pielietojami datoreksperimentu plānošanai.

Izstrādāta datubāze un iegūtie telpas aizpildes eksperimentu plāni publicēti Internetā (www.mmd.rtu.lv).

Trešajā nodaļā ir apskatītas problēmas un risinājumi, ar ko nākas saskarties krīginga metodes praktiskai pielietošanai datoreksperimentu aproksimēšanai. Galvenās problēmas ir darbietilpīgā modeļa izstrāde, kas ietver kovariācijas matricas inversās matricas skaitļošanu un optimālu kovariācijas funkcijas parametru (hiperparametru) atrašanu. Darbā ir piedāvāta algoritmiska skaitļošanas shēma, ar kuras palīdzību iespējams panākt krīginga modeļa izveidošanas ātrdarbības uzlabošanu vairāku atbildes funkciju gadījumā. Šī shēma balstās uz faktu, ka kovariācijas matrica ir atkarīga no eksperimentu plāna, kovariācijas funkcijas un kovariācijas funkcijas hiperparametriem, bet nav atkarīga no atbildes funkcijas datiem. Šī shēma tika papildināta ar soļiem MLL un CV rādītāju skaitļošanas ātrdarbības uzlabošanai vairāku atbildes funkciju gadījumā.

Papildus tam ir apskatīti jautājumi, kas saistīti ar kovariācijas funkcijas izvēli, kovariācijas hiperparametru izvēli un to optimālu noteikšanu. No literatūras apskata tika secināts, ka nepastāv vienotas pieejas kovariācijas funkcijas un tās hiperparametru skaita izvēlei. Šajā nodaļā tika salīdzināti CV un MLL kritēriji kovariācijas funkcijas hiperparametru optimizācijai dažiem viena un divu faktoru testa uzdevumiem. Empīriski tika secināts, ka efektīvi šos optimizācijas uzdevumus iespējams risināt ar kvazi-Ņūtona metodi, izvēloties sākuma punktu $\theta_i=1$. Gadījumos, kad iegūto aproksimācijas kvalitāte bija neapmierinoša, optimizācijas process tika atkārtots, lietojot citus sākuma punktus $\theta_i=0.1$ un $\theta_i=5$, kā arī izmantojot Particle Swarm globālās optimizācijas metodi.

Trešās nodaļas otrajā daļā ir piedāvāta inversās metamodelēšanas metode (skat. Att. 3.) inverso uzdevumu risināšanai.



Attēls 3. Inversās metamodelēšanas metodes shēma

Inverso metamodeļu veidošana ir saistīta ar vairākām problēmām. Pirmkārt, inverso sakarību ir iespējams aproksimēt tikai gadījumos, kad inversais modelis eksistē. Ja inversais modelis neeksistē vai inversā sakarība ir neviennozīmīga, tās aproksimācija visbiežāk ir ar sliktu precizitāti un tādējādi metode var dot kļūdīgu risinājumu. Daudzos uzdevumos, palielinot atbilžu skaitu, daudznozīmība izzūd, pat ja katra no atbildēm atsevišķi ir nelineāra ar daudznozīmīgu inverso sakarību. Praksē ļoti izplatīta ir situācija, kad iespējams palielināt nomērīto atbilžu skaitu (lielāku par identificējamo parametru skaitu), tādējādi ir pamats uzskatīt, ka šis inversās metamodelēšanas trūkums nav ļoti būtisks vairumam praktisko uzdevumu. Neviennozīmīga inversā sakarība var norādīt uz kļūdu mērījumiem, matemātiskajā modelī vai arī uz to, ka problēma slēpjas uzdevuma formulējumā.

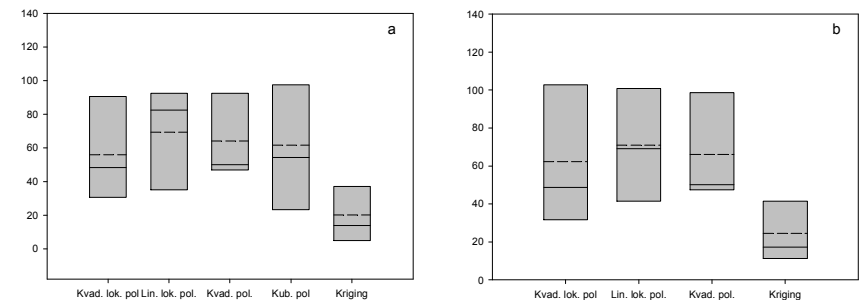
Otrkārt, aprēķinu atbildes nav iespējams plānot, tādēļ inverso metamodeļu veidošanā eksperimentālie punkti nenokļāj vienmērīgi pētāmo apgabalu. Šī iemesla dēļ jāskatās ar singulārām matricām, aproksimācijai lietojot polinomus, kuru koeficientus nosaka ar mazāko kvadrātu metodi. Šim gadījumam piedāvāts lietot kvaziapgriezto matricu pieeju, tās iegūstot ar Singulāro vērtību dekompozīcijas metodi.

Inversās metamodelēšanas metode, pretēji nesakritības metodei, ļauj tieši novērtēt risinājuma kvalitāti, nosakot metamodeļa precizitāti, lietojot krosvalidācijas rādītāju. Inversā risinājuma kvalitātes novērtēšana ir ļoti būtiska praktiskos uzdevumos. Otra galvenā inversās metamodelēšanas priekšrocība ir tā, ka, lietojot polinomu aproksimācijas, iespējams tieši noteikt dažādu izeju ietekmi (nozīmīgumu) uz ieejām.

Ceturtajā nodaļā ir pārbaudītas piedāvātās eksperimentu plānošanas un aproksimācijas metodes, lietojot vairākus divu, trīs un 5 faktoru testa uzdevumus dažādam eksperimentu punktu skaitam. Tika izmantotas literatūrā apskatītas testa funkcijas, lai salīdzinātu CV un MLL kritēriju efektivitāti kovariācijas funkcijas hiperparametru noteikšanai. Visiem testa uzdevumiem tika veidotas aproksimācijas, izmantojot gan CV, gan MLL metodi. Kovariācijas funkcijas parametri tika noteikti divos veidos. Pirmajā veidā tika noteikti $m+1$ (m – faktoru skaits) hiperparametri: viens pakāpes hiperparametrs un m attālumu nobīdes hiperparametri (katram ieejas faktoram atbilstošais attālumu nobīdes hiperparametrs). Otrajā veidā tika noteikti divi hiperparametri: pakāpes hiperparametrs p un viens attālumu nobīdes hiperparametrs kopīgs visiem ieejas faktoriem. Gandrīz visiem testa uzdevumiem labākā aproksimācijas precizitāte tika iegūta, lietojot CV kritēriju un nosakot m attālumu nobīdes hiperparametrus.

Šajā nodaļā tika salīdzināta kriginga metodes aproksimāciju precizitāte divu, trīs un 5 faktoru testa uzdevumiem ar pirmās un otrās kārtas polinomu un lokāli svērto pirmās un otrās kārtas polinomu aproksimācijām. Kriginga kovariācijas funkcijai tika noteikti $m+1$ hiperparametri, lietojot CV kritēriju. Tika secināts,

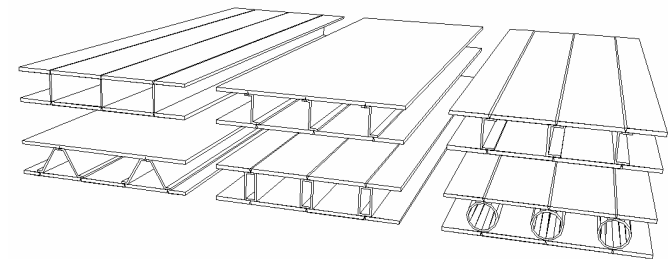
ka vairumā divu faktoru un visos apskatītajos trīs un 5 faktoru testa uzdevumos kriginga metode dod augstāku aproksimācijas precizitāti (skat. Att. 4.).



Attēls 4. Testa funkciju aproksimāciju salīdzinājums, lietojot dažādas metodes un dažādu punktu skaitu (attēls a - 3 faktoru testa uzdevumi, attēls b - 5 faktoru testa uzdevumi)

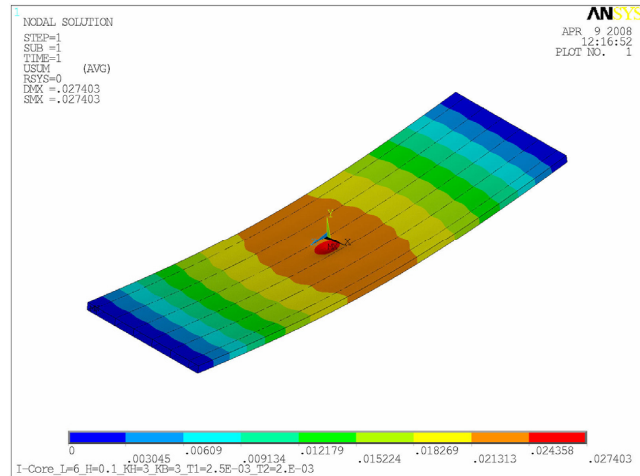
Piektajā nodaļā izstrādātās eksperimentu plānošanas un aproksimācijas metodes un programmatūra ir pielietotas praktisku mašīnbūves projektēšanas problēmu risināšanai – sendviču paneļu optimizācijai un plānsienu kompozītu konstrukciju elementu elastības parametru identifikācijai.

Pirmā no aplūkotajām praktiskajām problēmām ir metāla I, C, O, Oc, Z un V veida serdes profila sendviča paneļu (skat. Att. 5.) stiprības aprēķinu aproksimācija un optimizācija.



Attēls 5. Dažāda profila metāla sendviča paneļu shēmas

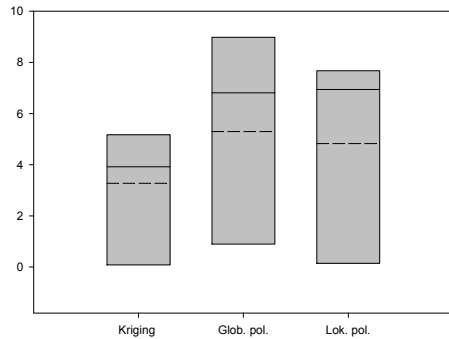
Skaitlisko eksperimentu plānošanai tika lietots 6 faktoru LH eksperimentu plāns, kas optimizēts pēc MSE kritērija, lietojot otrajā nodaļā piedāvāto algoritmu. Metamodeļa veidošanai tika izmantoti 250 punkti un citi 250 punkti tika izmantoti iegūto metamodeļu validācijai. Visu profilu sendviču paneļu skaitliskie eksperimenti tika veikti sadarbībā ar RTU Materiālu un konstrukciju institūta vad. pētnieku Kasparu Kalniņu, veidojot galīgo elementu modeli programmā ANSYS (skat. Att. 6.). Paneļi tika slogoti ar vienmērīgi izkliedētu 3 kPa lielu slodzi, papildinot to ar 1kN lielu koncentrētu spēku paneļa centrā.



Attēls 6. I profila sendviča paneļu deformācija

Šajā darbā tika mērītas un aproksimētas 7 atbildes. Tika konstatēts, ka sendviču paneļu plākšņu deformāciju aproksimāciju kvalitāti iespējams paaugstināt, ieviešot papildus mainīgo, kas ir apgriezti proporcionāls paneļa šķēluma inerces momentam.

Sendviču paneļu aprēķinu aproksimācijai efektīvākā izrādījās kriginga metode, nosakot kovariācijas funkcijas attālumu nobīdes hiperparametrus katram faktoram un lietojot CV kritēriju aproksimācijas prognozes precizitātes novērtēšanai (skat. Att. 7.).



Attēls 7. I profila dažādu atbilžu aproksimāciju kļūda 250 testa punktos, lietojot krigingu, polinomu un lokāli svērtu polinomu aproksimācijas

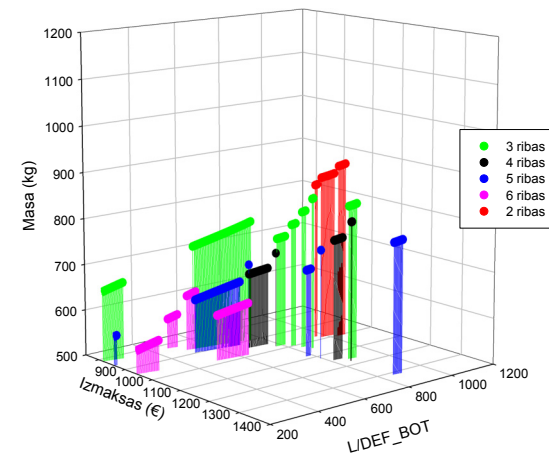
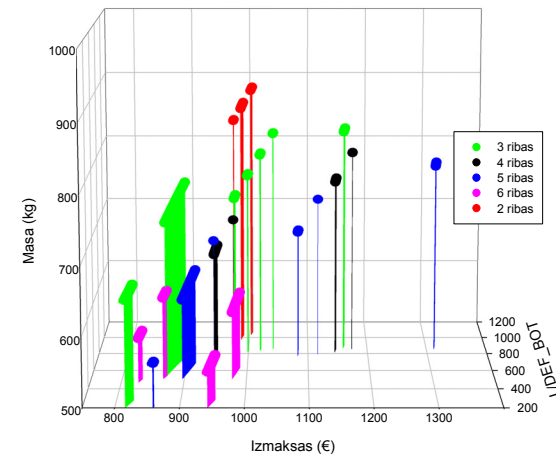
Izveidotie metamodeli tika pielietoti, lai atrastu optimālus I profila paneļa variantus. Optimizācijas procesā tika variēti trīs diskrēti un viens nepārtraukts parametrs. Tika fiksēts paneļa garums un platums, pieņemot, ka tie ir doti no

projektējuma specifikācijas. Optimizācijas procedūrā izmatotie ierobežojumi, tika izvēlēti balstoties uz sertifikatororganizācijas Det Norske Veritas [DNV Technical report (2003)] vadlīnijām kuģu klāju paneļu sertifikācijai. Pareto optimumu meklēšanai tika izvēlētas trīs kritēriju funkcijas: paneļa masa, paneļa garuma attiecība pret apakšējās plātnes izlieci un paneļa ražošanas izmaksas, kas tika iegūtas pēc formulas

$$C = 0.7y_7 + n(5 \times 10^5(t_1 + t_2) - 500(t_1 + t_2) + 4)L, \quad (5)$$

kur y_7 – paneļa masa, n – ribu skaits, t_1 – augšējās un apakšējās plāksnes biezums, t_2 – serdes stiprinājuma biezums, L – paneļa garums [Farkas (2003)].

Att. 8. ir parādīti iegūtie Pareto optimālie punkti.



Attēls 9. I profila sendviča paneļa pareto punkti

Iegūtie Pareto optimālie risinājumi tika validēti ar FE aprēķinu modeli un tika secināts, ka optimuma punktus metamodeļiem ir pietiekami augsta precizitāte. Piemēram, paneļa deformācijas relatīvā kļūda 2.61%.

Tika secināts, ka izstrādātās eksperimentu plānošanas un aproksimācijas metodes ir pielietojamas dažāda tipa metāla sendviču paneļu stiprības aprēķinu augstas precizitātes metamodeļu veidošanai un optimizācijai. Iegūtie risinājumi var būt par pamatu projektēšanas procesu paātrināšanai un ražošanas efektivitātes uzlabošanai.

Piektās nodaļas otrajā daļā tika pielietota trešajā nodaļā piedāvātā inversās metamodelēšanas metode ribotas oglekļa-epoksīda plāksnes elastības īpašību identifikācijai. Iegūtie rezultāti tika salīdzināti ar nesakrītības metodes rezultātiem.

Šajā uzdevumā tika izmantoti FE elementu aprēķini, kuru ieejās tika variētas šķērsvirziena, garenvirziena un bīdes elastības moduļi un skaitļotas pašsvārstību frekvences. Inversajā uzdevumā tika lietotas fiziski nomērītas pirmās 7 pašsvārstību frekvences, lai identificētu trīs elastības moduļus. Inversie metamodeļi tika iegūti ar zemu CV kļūdu un inversās metamodelēšanas metode deva līdzīgus rezultātus, salīdzinot ar nesakrītības metodes risinājumiem. Tika secināts, ka inversās metamodelēšanas metode var tikt izmantota gan kā nesakrītības metodes alternatīva, gan kā palīglīdzeklis. Turpmākos uzdevumos ir ieteicams pielietot abas metodes, lai paaugstinātu un kontrolētu identifikācijas precizitāti. Inversās metamodelēšanas metode ļauj identificēt parametru nozīmību un noteikt tās pašsvārstību frekvences, kuras visvairāk ietekmē identificējamus parametrus. Jautājums par frekvenču izvēli ir vēl papildus pētāms, kā arī turpmākajos eksperimentālajos mērījumos nepieciešams maksimāli novērst ārējo faktoru ietekmi. Dotajā uzdevumā ir nepieciešama arī naturālo eksperimentālo mērījumu skaita palielināšana, lai varētu novērtēt frekvenču mērījumu izkliedi.

SECINĀJUMI

1. Promocijas darbā veikta vispusīga literatūras analīze par mehānisku sistēmu metamodelēšanu, ieskaitot eksperimentu plānošanu, analīzi un optimizāciju.
2. Izstrādāta metamodelēšanas metodika mehānisku sistēmu projektēšanai, kura satur datoreksperimentu un naturālo eksperimentu plānu optimizāciju, uzlabotas neparimetriskās rezultātu aproksimācijas metodes, kā arī jaunu inversās metamodelēšanas metodi.
3. Datoreksperimentu plānu optimizācijai piedāvāts koordinātu maiņas algoritms apvienojumā ar regulējamu permutāciju un daudzkārtēju startu globālās optimizācijas metodi. Piedāvātais optimizācijas algoritms realizēts

datorprogramā. Izveidota eksperimentu plānu datubāze Internetā, kur publicēti iegūtie eksperimentu plāni.

4. Parādīts, ka mehānisku sistēmu metamodeļu veidošanai efektīvi ir telpas aizpildes eksperimentu plāni, kuri optimizēti pēc MSE kritērija.
5. Promocijas darbā izstrādāta krīginga hiperparametru noteikšanas metode, izmantojot krosvalidācijas kritēriju, kura paaugstina metamodeļu precizitāti. Piedāvāts algoritms efektīvai krīginga metodes pielietošanai vairāku atbilžu gadījumā.
6. Eksperimentāli pierādīta krīginga metodes augstāka prognozes precizitāte, salīdzinot ar citam parametriskajām un neparimetriskajām aproksimācijas metodēm.
7. Piedāvāta inversās metamodelēšanas metode, kura dod iespēju ne tikai risināt inversos inženierprojektēšanas uzdevumus, ieskaitot parametrisko identifikāciju, bet arī novērtēt risinājumu adekvātumu.
8. Izstrādāto algoritmu, metožu un programmatūras efektivitāte pierādīta vispārārtītos analītiskos testa uzdevumos un praktiskos optimālo konstrukciju projektēšanas un parametriskās identifikācijas uzdevumos.
9. Turpmākā darba virzieni – inversās metamodelēšanas pilnveidošana, sekvenciālo eksperimentu plānu un daudzkriteriālās eksperimentālās optimizācijas metožu attīstīšana.

J. JANUŠEVSKA PUBLIKĀCIJU SARAKSTS

1. Auzins, J., Janusevskis, J., Janushevskis, A. (2007). Optimisation of Experimental Designs for Metamodeling. *Proceedings of the 9th US National Congress on Computational Mechanics*, San Francisco, CA, July 22 – 26, CD-ed, 1 page.
2. Auzins, J., Janushevskis, J. (2008). New Sequential Designs of Experiments for Metamodeling and Optimization. *Scientific Proceedings of RTU*, series 6, 16 pages. (pieņemts publicēšanai).
3. Auzins, J., Janushevskis, J., Janushevskis, A., Kalnins, K. (2006). Optimisation of Designs for Natural and Numerical Experiments. *Extended Abstracts of the 6th International ASMO-UK/ISSMO conference on Engineering Design Optimization*, Editors: J. Sienz, O. M. Querin, V. V. Toropov, P. Gosling, St. Edmund Hall Oxford, UK, p. 118 – 121.
4. Auzins, J., Janushevskis, J., Janushevskis, A., Kalnins, K. (2006). Optimisation of Designs for Natural and Numerical Experiments. *Proceedings of the 6th ASMO UK / ISSMO conference*, Editors: J. Sienz, O. M. Querin, V. V. Toropov, P. Gosling, ISBN: 0-85316-251-4, St. Edmund Hall, Oxford, UK, p. 281 – 287.
5. Auzins, J., Janushevskis, J., Kalnins, K. & Rikards, R. (2005). Sequential Metamodeling Techniques for Structural Optimization. *Collection of Abstracts of internatoinal Conference, (TCN CAE –05)*, Lecce, October 5 – 8, p. 15 – 16.
6. Auzins, J., Janushevskis, J., Kalnins, K. & Rikards, R. (2005). Sequential Metamodeling Techniques for Structural Optimization. *Proceedings of International Conference, (TCN CAE –05)*, Lecce, October 5 – 8, CD-ed., 20 pages.
7. Auzins, J., Kalnins, K. and Janushevskis, J. (2008). Metamodeling Techniques for All Steel Sandwich Panel Optimization. *Proceedings 8th World Congress on Computational Mechanics (WCCM8) 5th European Congress on Computational Methods in Applied Sciences and Engineering (ECCOMAS 2008)*, Venice, Italy, June 30 – July 5, 2 pages. (pieņemts publicēšanai).
8. Auzins, J., Kalnins, K., Rikards, R., Janushevskis, J. (2006). Inverse Metamodeling Approach for Structural Identification. *Proceedings of 14th International Conference on Composites and Nano Engineering*, Boulder, CD-ed., 2 pages.

9. Boiko, A., Auziņš, J., Januševiskis, J. (2008). Cisternvagona stiprības novērtējums pie daudzciklu sloģojuma. *RTU zinātniskie raksti*, 6. sērija, 5 lpp. (pieņemts publicēšanai).
10. Janushevskis, J., Janushevskis, A., Auzins, J. (2007). Comparative Analysis of Reliability of Global Search Algorithms (Globālās meklēšanas algoritmu drošuma salīdzinošā analīze). *Scientific Proceedings of RTU*, series 6, Vol. 24, p. 44 – 56.
11. Januševiskis J. (2007). Eksperimentu plāni Internetā. Grāmatā J. Auziņš, A. Januševiskis *Eksperimentu plānošana un analīze*, Rīga, RTU, ISBN 97-9984-32-157-8, 224. – 227. lpp.
12. Kalnins, K., Auzins, J., Bisagni, C., Janushevskis, J. (2008). Direct and Inverse Metamodeling of Composite Stiffened Structures with Predetermined Degradation. *Proceedings of 12th AIAA/ISSMO Multidisciplinary Analysis and Optimization Conference*, Canada, 4 pages. (pieņemts publicēšanai).
13. Kalnins, K., Auzins, J., Janushevskis, J., Janushevskis, A., Rikards, R., Eglitis, R. (2007). Sequential Metamodeling for Optimization of Stiffened Composite Structures. *Proceedings of the 7th World Congress on Structural and Multidisciplinary Optimization WCCMO-7*, Seoul, Korea, May 21 – 25, CD-ed, ISBN: 978-89-959384-2-3-98550, p. 1145 – 1150.
14. Kalnins, K., Jekabsons, G., Janushevskis, J., Auzins, J., Rikards, R. (2006). Different polynomial functions in surrogate modelling of sandwich structures. *Second International workshop on Surrogate Modelling and Space Mapping for Engineering Optimization (SMSMEO-06)*, Technical University of Denmark, p. 41 – 43.

LITERATŪRAS SARAKSTS

1. Barton, R. R. (1998). Simulation metamodels. *Proceedings of the 1998 Winter Simulation Conference*, eds. D.J. Medeiros, E.F. Watson, J.S. Carson and M.S. Manivannan, p. 167 – 174
2. Booker, A. J. (1998). Design and Analysis of Computer Experiments. *Proceedings of the 7th AIAA/USAF/NASA/ISSMO Symposium on Multidisciplinary Analysis and Optimization*, St. Louis, MO, AIAA 1, p. 118 – 128, AIAA-98-4757.
3. Bursztyn, D., Steinberg, D. M. (2006). Comparison of designs for computer experiments. *J. Stat. Plann. Inference*, Vol. 136 (3), p. 1103 – 1119.
4. Chen, W., Allen, J. K., Mavris, D. and Mistree, F. (1996). A Concept Exploration Method for Determining Robust Top-Level Specifications. *Engineering Optimization*, Vol. 26 (2), p. 137 – 158.
5. Cheng, B. and Titterington, D. M. (1994). Neural Networks: a Review from a Statistical Perspective. *Statistical Science*, Vol. 9, p. 2 – 54.
6. Clarke, S. M., Griebisch, J. H. and Simpson, T. W. (2005). Analysis of Support Vector Regression for Approximation of Complex Engineering Analyses. *Transactions of ASME, Journal of Mechanical Design*, Vol. 127 (6), p. 1077 – 1087.
7. Cleveland, W. S. (1979). Robust locally-weighted regression and smoothing scatterplots. *Journal of the American Statistical Association*, Vol.74, p. 829 – 836.
8. Currin, C, Mitchell, T. J., Morris, M. D. and Ylvisaker, D. (1991). Bayesian prediction of deterministic functions, with applications to the design and analysis of computer experiments. *Journal of the American Statistical Association*, Vol. 86, p. 953-963.
9. De Visscher, J. (1995). *Identification of the complex stiffness matrix of orthotropic materials by a mixed numerical experimental method*. PhD thesis, Vrije Universiteit Brussel, Brussels, Belgium.
10. *DNV Technical report* (2003), Project Guidelines for Metal-Composite Laser – Welded Sandwich Panels, Nr: 2003-0751.
11. Dyn, N. , Levin, D., and Rippa, S. (1986). Numerical Procedures for Surface Fitting of Scattered Data by Radial Functions. *SIAM Journal of Scientific and Statistical Computing*, Vol. 7(2), p. 639 – 659.

12. Fan, J. and Gijbels, I. (1996). *Local Polynomial Modelling and Its Applications*. Chapman & Hall, London.
13. Farkas, J. (2003). *Metal Structures: Design, Fabrication, Economy*. Proc.of Int. Conf. on metal structures (ICMS-03), *Miskolc, 3-5 April 2003*, Rotterdam, Millpress, p. 229 – 236.
14. Ferin, G. , Certon, D., Guyonvarch, J., Felix., N. Inverse calculation method for piezocomposite materials characterization. *Proceedings of IEEE International Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control Conference*, Montreal, Canada.
15. Fox, E. P. (1996). Issues in Utilizing Response Surface Methodologies for Accurate Probabilistic Design. *Proceedings of the 37th AIAA/ASME/ASCE/AHS/ASC Structures, Structural Dynamics, and Materials Conference*, Salt Lake City, Utah, Paper No. 96-1496, Part 3, p. 1615 – 1622.
16. Furukwaw, T. and Yagawa, G. (1998). Implicit constitutive modelling for viscoplasticity using neural networks. *International Journal for Numerical Methods in Engineering*, Vol. 43, p.195 – 219.
17. Giunta, A. A., Dudley, J. M., Narducci, R., Grossman, B., Haftka , R. T., Mason, W. H., Watson, L. T. (1994). Noisy Aerodynamic Response and Smooth Approximations in HSCT Design, *5th AIAA/USAF/NASA/ISSMO Symposium on Multidisciplinary Analysis and Optimization 7-9 September 1994*; AIAA Journal, Panama City, FL, Vol. 2, p. 1117 – 1128.
18. Giunta, A. A., Balabanov, V., Haim, D., Grossman, B., Mason, W. H. and Watson, L. T. (1996). Wing Design for a High-Speed Civil Transport Using a Design of Experiments Methodology. *6th AIAA/USAF/NASA/ISSMO Symp. on Multidisciplinary Analysis and Optimization*, Bellevue, WA, AIAA Vol. 1, p. 168 – 183.
19. Härdle, W. (1990). *Applied Nonparametric Regression*. Cambridge University Press, Cambridge.
20. Haykin, S. S. (1999). *Neural Networks: A Comprehensive Foundation*. Second edition. Upper Saddle River, NJ: Prentice Hall.
21. Hendriks, F., Brokken, D., Eemeren, J. van, Oomens, C., Baaijens, F. and Horsten, J. (2003). A numerical-experimental method to characterize the nonlinear mechanical behaviour of human skin. *Skin research and technology*, Vol. 9, p. 274 – 283.
22. Jin, R., Chen, W. and Simpson, T. (2001) Comparative Studies of Metamodeling Techniques under Multiple Modeling Criteria. *Journal of Structural Optimization*, Vol. 23 (1), p. 1 – 13.

23. Jin, R., Chen, W., and Simpson, T. W. (2000). Comparative Studies of Metamodeling Techniques Under Multiple Modeling Criteria. *AIAA-2000-4801*, presented at the 8th AIAA/NASA/USAF/ISSMO Symposium on Multidisciplinary Analysis and Optimization, Long Beach, CA.
24. Kauer, M. (2001). *Inverse finite element characterization of soft tissues with aspiration experiments*. PhD thesis, Swiss Federal Institute of Technology, Zurich, Switzerland.
25. Levin, D., (1998). The approximation power of moving least-squares. *Mathematics of Computation*, Vol. 67 (224), p.1517 – 1531.
26. Mavris, D. N., Bandte, O. and Schrage, D. P., (1995) Economic Uncertainty Assessment of an HSCT Using a Combined Design of Experiments/Monte Carlo 475 Simulation Approach. *17th Annual Conference of International Society of Parametric Analysts*, San Diego, CA.
27. Panneton, R., Atalla, Y., Blanchet, D. and Bloor, M. (2003). Validation of the inverse method of acoustic material characterization. *Proceedings of the 2003 SAE Noise & Vibration conference*, Traverse City, Michigan, USA, May 5 – 8.
28. Powell, M. J. D. (1987). Radial Basis Functions for Multivariable Interpolation: A Review. *IMA Conference on Algorithms for the Approximation of Functions and Data*, London, Oxford University Press, p. 143 –167.
29. Ramberg, J. S., Pignatiello, J. J. (1991). Top Ten Triumphs and Tragedies of Genichi Taguchi. *Quality Engineering*, Vol. 4, p. 211 – 225.
30. Rasmussen, C. E. and Williams, K. I. (2006). *Gaussian Processes for Machine Learning*, The MIT Press, Cambridge, England.
31. Renaud, J. E. and Gabriele, G. A. (1994). Approximation in Nonhierarchical System Optimization. *AIAA Journal*, Vol. 32 (1), p. 198 – 205.
32. Renaud, J. E., and Gabriele, G. A. (1993). Improved Coordination in Non-hierarchical System Optimization. *AIAA Journal*, Vol. 31, p. 2367 – 2373.
33. Sacks, J., Welch, W. J., Mitchell, T. J. and Wynn, H. P. (1989). Design and analysis of computer experiments. *Statistical Science*, Vol. 4, p. 409 – 423.
34. Santner, T. J, Williams, B. J, Notz W. I. (2003). *The Design and Analysis of Computer Experiments*. Springer – Verlag, New York.
35. Simpson, T. W. (1998). *A Concept Exploration Method for Product Family Design*, Ph.D. Dissertation, Department of Mechanical Engineering, Georgia Institute of Technology.

36. Smith, W. F. and Mistree, F. (1994) The Development of Top-Level Ship Specifications: A Decision-Based Approach. *5th International Conference on Marine Design*, Delft, The Netherlands, p. 59 – 76.
37. Trujillo, D., Busby, H. (1997). *Practical Inverse Analysis in Engineering*. CRC Press, Boca Raton, Florida, USA, 1th edition. ISBN 0-8493965-9-X.
38. Tudor, J. (2003). Determination of dynamic properties and modelling of extensional damping materials. *Proceedings of the 2003 SAE Noise & Vibration conference*, Traverse City, Michigan, USA, May 5 – 8.
39. Wang, G., Shan, S. (2007). Review of Metamodeling Techniques in Support of Engineering Design Optimization. *Journal of Mechanical Design*, Vol. 129 (4), p. 370 – 380.

**PROMOCIJAS DARBS
IZVIRZĪTS INŽENIERZINĀTŅU DOKTORA GRĀDA IEGŪŠANAI**

Promocijas darbs inženierzinātņu doktora grāda iegūšanai tiek publiski aizstāvēts Rīgas Tehniskās universitātes (RTU-P04) Mašīnzinātnes, mašīnu projektēšanas apakšnozares promocijas padomes atklātā sēdē,
.....
.....

Adrese: Ezermalas iela 6 -342, Rīga, LV – 1006
Tālrunis, fakss: +371 7089396

OFICIĀLIE RECENZENTI:

Prof., Dr.sc.ing. Andris Čate
RTU Materiālu un konstrukciju institūts

Prof., Dr.sc.ing. Antons Kiščenko
Augstskola „Turība”

Prof., Dr.habil.sc.ing. Jānis Vība
Rīgas Tehniskā universitāte Mehānikas institūts

APSTIPRINĀJUMS

Es apstiprinu, ka esmu izstrādājis šo promocijas darbu, kurš iesniegts izskatīšanai Rīgas Tehniskajā universitātē inženierzinātņu doktora grāda iegūšanai. Promocijas darbs nav iesniegts nevienā citā universitātē zinātniskā grāda iegūšanai.

Jānis Januševskis.....(paraksts)

Datums:

Promocijas darbs sastāv no ievada, 5 nodaļām, slēdziena un literatūras saraksta. Darba apjoms ir 191 lappuses, 94 attēli, 67 tabulas un literatūras saraksts, kas satur 261 nosaukumu.