

STATISTISCHE METHODEN VOOR ROBUUST ONTWERPEN

Jan Engel¹, Jan B. Dijkstra², Thieu Rietjens²

Samenvatting

In dit artikel worden de resultaten vergeleken die zijn verkregen door het toepassen van een drietal methoden voor statistisch robuust ontwerpen op een praktisch probleem. Dit probleem zal als case-study in het artikel een centrale plaats innemen. In deze case-study wordt een experiment beschreven dat is uitgevoerd volgens een Taguchi proefschemata. De gegevens zijn zowel geanalyseerd met de Taguchi methode als met enkele nieuw ontwikkelde methoden. Een meer uitgebreide versie van dit stuk vormt een deel van het cursusmateriaal van de Pato cursus Statistische Methoden voor Robuust Ontwerpen die gegeven wordt door de Technische Universiteit Eindhoven in samenwerking met CQM. De meer uitgebreide versie van dit artikel is bij de eerste auteur op verzoek verkrijgbaar.

¹Centre for Quantitative Methods B.V., Gebouw HCZ-3, Postbus 414, 5600 AK Eindhoven, tel. 040-2758722, e-mail: Engel@cqm.nl

²Technische Universiteit Eindhoven, Wiskunde & Informatica, e-mail: j.b.dijkstra@tue.nl (040-2474535) en tjeur@win.tue.nl (040-2472149)

I. Klassieke proeven en de Taguchi methode

1. Inleiding en case-study

1.1 Inleiding

De bewustwording van het optreden van variatie in productieprocessen en de noodzaak tot het beheersen van die processen heeft op veel plaatsen tot een doorbraak geleid van de kwaliteitsverbetering in de industrie. Evident is dat juist in de ontwerpfase van processen en produkten belangrijke ontwerpkeuzes worden gemaakt, en dat dus juist in deze fase bereikt moet worden dat kwaliteitsparameters zo weinig mogelijk variatie vertonen: voorkomen is beter dan genezen. Het is Taguchi geweest die daarvoor de ideeën heeft geleverd. Methoden voor statistisch robuust ontwerpen waarmee de doelstellingen van Taguchi gehaald kunnen worden, zijn nu beschikbaar. Zowel de opzet van de experimenten, als de methoden voor analyse van de experimentele gegevens kan men in de literatuur vinden, zij het dat deze tot nu toe nergens netjes gegroepeerd zijn. Regelmatig zullen we in dit artikel dan ook verwijzen naar die literatuur. Ons doel voor dit artikel is een drietal analysemethoden voor de gegevens uit een Taguchi experiment voor robuust ontwerpen op een rijtje te zetten en deze te illustreren aan de hand van een case die afkomstig is uit de industrie. De resultaten zullen we vergelijken en onze conclusies trekken.

1.2 Case-study

Bij de procesontwikkeling van een bepaald type LCD (Liquid Cristal Display) speelde het volgende probleem. De afstand tussen de twee glasplaten die de onder- en bovenkant van het LCD vormen dient te worden geoptimaliseerd. Deze afstand wordt de “cellgap” genoemd. Variatie in deze afstand leidt tot een vermindering van de beeldkwaliteit en het is daarom zaak een zo constant mogelijke afstand tussen de twee glasplaten te hebben. De gewenste waarde is 5.9 μm .

Het proces bestaat uit een fotolithografiestap om patronen op de glasplaten aan te brengen. Daarna worden met behulp van zeefdruktechniek enkele lagen aangebracht: eerst de topcoatlaag, met daarin glasbollen of glasfibers (spacers) met een diameter van de gewenste cellgap; en dan een orientatielaag. Op de ene glasplaat wordt nu een lijmrand gedrukt (met zogenaamd seal-materiaal) en op de andere de doorcontacteringspasta (het dot-materiaal). Beide glasplaten worden dan ten opzichte van elkaar gepositioneerd en vervolgens op elkaar gemonteerd. De lijmrand en de doorcontacteringspasta worden daarna onder druk uitgehard; dat laatste wordt “pampen” genoemd. Ook bevinden zich glasbollen in de lijmrand,

eveneens met een diameter van de gewenste cellgap. Tenslotte worden de glasplaten tot individuele cellen gekrast en gebroken. Dit voorbeeld is ontleend aan Banens c.s. (1995), deel 6. We komen er later op terug.

2. Experimenteren en proefschemata's

2.1. Inleiding

Bij de ontwikkeling van een nieuwe processtap of produkt, zoals de bovenstaande LCD, is het vaak niet eenvoudig voldoende kennis te verkrijgen omtrent de invloed van de procesparameters op de kwaliteitsparameters. In veel gevallen is bij de ontwikkelaar of de engineer wel technologische kennis aanwezig op grond van vroegere ervaringen, doch veelal blijven de vragen bestaan en zal meer informatie moeten worden verkregen door het uitvoeren van een of meer experimenten. Een kwaliteitsparameter van proces of produkt zal aan een targetwaarde moeten voldoen. Om dit te bereiken zullen de procesparameters op de juiste waarde ingesteld moeten worden. Welke die waarde is kan duidelijk worden op grond van de resultaten van een experiment. Als de procesparameters in het proces bovendien niet goed instelbaar zijn, maar variëren ten opzichte van hun ingestelde waarde (bijvoorbeeld de temperatuur in een oven) dan heeft ook dit effect op de kwaliteit van het te maken produkt, en wordt de situatie nog complexer. Kennis van de grootte van die variaties, en inzicht in de gevoeligheid van de kwaliteitsparameters voor dergelijke variaties is van wezenlijk belang voor een goede procesvoering met kwaliteitsprodukten als resultaat.

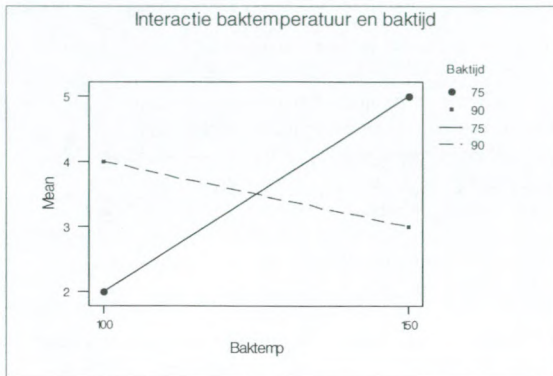
2.2 Experimenteren

Een van de doelen van experimenteren is het kwantificeren van de relaties tussen de procesparameters aan de ene kant en de kwaliteitsparameters aan de andere. Op deze wijze bouwen we kennis op van het proces of produkt. Een ander doel is het vinden van een optimaal werkpunt. Processen zijn veelal zeer complex, en vaak is het nodig in een proef een aantal procesparameters op te nemen; die procesparameters zullen we *factoren* noemen. De factoren worden in de proef op verschillende waarden (*niveaus*) ingesteld.

Men kan nu een proefopzet construeren door de geselecteerde factoren in een proefschemata op te nemen. Bij iedere combinatie van de niveaus van de factoren kan men dan een deelproef (run) uitvoeren. De proef die dan ontstaat wordt een *factoriële proef* genoemd. In principe zou men natuurlijk een factoriële proef volledig kunnen uitvoeren. Een *fractionele* proef, waarbij slechts een deel van alle mogelijke behandelingen wordt uitgevoerd, voldoet al uitstekend, en we komen meestal precies te weten wat we eigenlijk willen weten. Er is een belangrijke klasse van proefopzetten: de klasse van fractionele factoriële 2^{n-k} proeven (zie b.v. Myers en Montgomery, 1995). Een 2^{n-k} proef omvat n factoren en in totaal 2^{n-k} runs. Een 2^{n-k} proef stelt ons in staat lineaire effecten te schatten, en

soms interacties (zie verder). In Banens c.s. (1995), deel 5, staan verschillende soorten proefopzetten uitvoerig beschreven.

Voor de factoriële experimenten is het meestal gewenst het effect van iedere factor afzonderlijk op de kwaliteitsparameter te kunnen bepalen, het *zgn hoofdeffect* van die factor. In een aantal gevallen zijn ook *interacties* relevant; zie hiervoor figuur 1.



Figuur 1. Interactie van twee factoren.

Van interactie spreken we als het effect van een factor afhangt van de waarde die een andere factor aanneemt. In figuur 1 wordt de smaak van cake beoordeeld op een schaal van 1 t/m 5 door een proefpersoon. Er zijn twee factoren: baktijd in minuten en baktemperatuur in $^{\circ}\text{C}$. Het effect van baktemperatuur op de smaak hangt sterk af van de gekozen waarde voor baktijd, en de interactie tussen deze twee factoren is daarmee een feit.

We keren in paragraaf 4 terug naar de bovengenoemde case study. Welk antwoord biedt de statistiek ons nu op de vraag: hoe voer ik mijn experiment uit? Het antwoord hierop ligt in de volgende paragraaf.

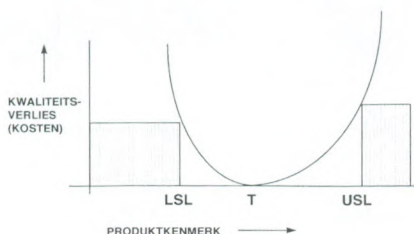
3. Taguchi methode

3.1 Inleiding

In de voorgaande paragraaf hebben we vooral gekeken naar het sturen, of optimaliseren, van het procesgemiddelde. Daarvoor zijn diverse proefschema's uitermate geschikt en met enkele typen hebben we al kennis gemaakt. Veel van deze schema's zijn bedacht in de Westerse wereld. Echter deed zich vanaf de jaren 50 in Japan een nieuwe ontwikkeling voor. In het kort zullen we hier de belangrijkste aspecten geven van de Taguchi methode.

Over deze methode is al op zeer veel plaatsen geschreven en we verwijzen graag naar Taguchi (1986, 1987), Trip (1991) en Banens e.a. (1995), deel 6, voor een veel uitvoeriger inleiding in deze interessante materie.

Genichi Taguchi, een Japans elektronisch engineer, speelde zijn rol in de ontwerpfase van proces en produkt. Het variatiebewustzijn, dat dank zij Deming al aanwezig was in de Japanse produktieindustrie, doet via Taguchi zijn intrede in de ontwerpfase. Wezenlijk is daarbij het begrip verliesfunctie, zie figuur 2.



Figuur 2: Verliesfunctie van Taguchi

De Taguchi filosofie kunnen we illustreren aan de hand van de verliesfunctie: kwaliteitsparameters moeten zo goed mogelijk op target liggen en niet alleen binnen de door de engineer gehanteerde specificatie, het traditionele uitgangspunt. De variatie in die kwaliteitsparameters moet daarom geminimaliseerd worden door het ontwerp zo te kiezen dat *het effect* van ruis wordt geminimaliseerd (*parameter ontwerp*). Nieuw binnen de Taguchi aanpak is het begrip *ruisfactor*, naast de goed instelbare factoren, de *ontwerpfactoren*. Voor onze case-study zullen we voor het experiment een Taguchi schema gebruiken, zie hiervoor de volgende paragraaf.

3.2 Taguchi schema's

Voor zijn proefschema's speelt Taguchi leentjebuur bij de klassieke schema's. Die schema's heeft hij handzaam samengevat en gebruikt hij op een bijzondere manier, namelijk in de vorm van een *product array*. Dit is opgebouwd uit een *inner array* en een *outer array*. Het inner array is dat deel van het schema waarin alle ontwerpfactoren worden opgenomen; het outer array omvat de ruisfactoren. Een voorbeeld met twee ontwerpfactoren, drie ruisfactoren en vier runs wordt gegeven in tabel 1. Op dit schema komen we bij de grafische detail analyse weer terug.

			Ruisfac- toren				
			D	-1	-1	1	1
			E	-1	1	-1	1
	Ontwerp	factoren	F	-1	1	1	-1
Run	factor A	factor B					
1	-1	-1		3.33	16.66	6.33	13.08
2	-1	1		1.02	20.15	10.72	9.49
3	1	-1		26.36	15.42	17.23	6.15
4	1	1		19.73	20.10	20.22	-0.95

Tabel 1. Product array van Taguchi met meetgegevens.

De volgende opmerking is hier nog op zijn plaats. Hoewel door Taguchi het lage niveau van een factor met code 1 wordt aangegeven en het hoge niveau met een 2, zullen wij dit niet doen. Dit vanwege de consistentie met het vervolg van dit artikel. We hanteren overal een -1 voor het lage niveau en een 1 voor het hoge.

3.3 Taguchi analyse

De kracht van de Taguchi methode zit op zijn minst in twee aspecten. Het eerste is dat de door hem voorgestelde schema's gestandaardiseerd zijn en dus goed toegankelijk. Het tweede aspect betreft de analyse: zijn grafische analyse is eenvoudig uit te voeren. Om zijn analyse uit te kunnen voeren berekent Taguchi twee grootheden. Dit zijn:

1. De gemiddelde waarde $\bar{y}$ van de waarnemingen per rij van het schema. Omdat het gemiddelde op target moet liggen, is het zinvol de invloed te analyseren van de ontwerpfactoren op $\bar{y}$. Met de belangrijkste ontwerpfactoren kunnen we het gemiddelde sturen.

2. De signaal/ruis verhouding $S/N = 10^{10} \log(\bar{y}^2/s^2 - 1/n)$. Ook deze grootheid wordt berekend per instelling van de ontwerpfactoren, dus per rij van het Taguchi schema. In de S/N wordt, in essentie, het gemiddelde $\bar{y}$ van de waarnemingen per rij berekend, waarna dit wordt gedeeld door de standaardafwijking s per rij. Een hoge waarde van S/N correspondeert dan met een lage standaardafwijking s ten opzichte van $\bar{y}$ en dit ligt precies in de lijn van Taguchi: het gemiddelde willen we op target zetten en de spreiding rond dat gemiddelde moet klein zijn.

We hebben nu de nodige voorbereidingen getroffen. Hoog tijd om met de case-study verder te gaan.

4. Case-study (vervolg)

4.1. Factoren in de proef

De in de proef opgenomen ontwerp- en ruisfactoren en hun niveaus zijn opgenomen in tabel 2.

De ontwerpfactoren:

A seal-materiaal	a1=huidig materiaal	a2=nieuw materiaal
B dot-materiaal	b1=huidig materiaal	b2=nieuw materiaal
C spacertype	c1=huidige fibers	c2=nieuwe fibers
D spacerconcentratie	d1=0.45 wt%	d2=1.35 wt%
E pamp-druk	e1=0.8 bar	e2=1.3 bar

De ruisfactoren:

M display-type	m1 = type 1	m2 = type 2
N tijd tussen printen		
En pampen	n1 = 15-30 min	n2 = 5-6 uur
O pamp-machine	o1 = machine 1	o2 = machine 2
P plaats in pamp-machine	p1 = beneden	p2 = boven
Q batch	q1 = batch 1	q2 = batch 2

Tabel 2. Ontwerpfactoren en ruisfactoren van LCD probleem.

Interessante effecten zijn alle hoofdeffecten van de ontwerpfactoren, alsmede de interacties AD en BD. Het schema dat we hanteren dient ons in staat te stellen die effecten te schatten. Gelukkig is zo'n schema voorhanden en dit wordt gegeven in tabel 3.

Run num mer	A 1	B 2	C 3	D 4	A*D 5	B*D 6	E 7	M=-1 N=-1 O=-1	M=-1 N=1 O=1	M=1 N=-1 O=1	M=1 N=1 O=-1
1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	*	*	*	*
2	-1	-1	-1	1	1	1	1	*	*	*	*
3	-1	1	1	-1	-1	1	1	*	*	*	*
4	-1	1	1	1	1	-1	-1	*	*	*	*
5	1	-1	1	-1	1	-1	1	*	*	*	*
6	1	-1	1	1	-1	1	-1	*	*	*	*
7	1	1	-1	-1	1	1	-1	*	*	*	*
8	1	1	-1	1	-1	-1	1	*	*	*	*

Tabel 3. Schema cellgap proef. De * bestaat uit de vier waarnemingen p1q1, p1q2, p2q1, p2q2: per instelwaarde van de overige ontwerp- en ruisfactoren wordt een produkt gemaakt op twee plaatsen in de pamp-machine en uit twee batches.

4.2 De analyse

Zoals gesteld vormen het gemiddelde en de signaal/ruis verhouding S/N per rij van het schema de ingrediënten voor de Taguchi analyse. Deze zijn gegeven in tabel 4.

Run nummer	A	B	C	D	E	gemiddelde	S/N
1	-1	-1	-1	-1	-1	5.966	37.921
2	-1	-1	-1	1	1	6.136	40.480
3	-1	1	1	-1	1	5.926	37.635
4	-1	1	1	1	-1	6.231	34.178
5	1	-1	1	-1	1	5.854	41.797
6	1	-1	1	1	-1	5.979	43.931
7	1	1	-1	-1	-1	5.864	44.826
8	1	1	-1	1	1	5.953	40.672

Tabel 4. Gemiddelde en signaal/ruis verhouding S/N van de cellgap gegevens.

De effecten van de ontwerpfactoren en de twee interacties zijn af te lezen uit tabel 5 voor de invloed op de gemiddelde cellgap en uit tabel 6 voor de de signaal/ruis verhouding. De grafische presentatie staat in de figuren 3 en 4.

Gemiddelde (in μm)	A	B	C	D	E
-1	6.06	5.98	5.98	5.90	6.01
+1	5.91	5.99	6.00	6.07	5.97

Gemiddelde (in μm)	A=-1	A=+1	B=-1	B=+1
D=-1	5.95	5.86	5.91	5.89
D=+1	6.18	5.97	6.06	6.09

Tabel 5. Effecten op gemiddelde cellgap.

S/N (in dB)	A	B	C	D	E
-1	37.6	41.0	41.0	40.5	40.2
+1	42.8	39.3	39.4	39.8	40.1

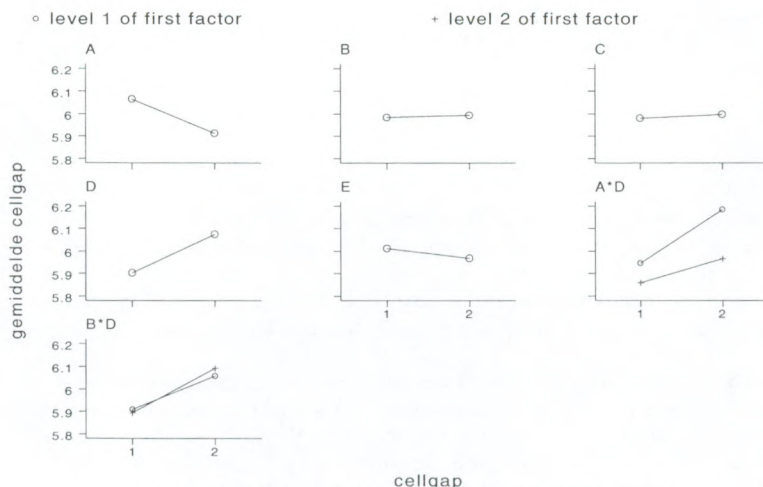
S/N (in dB)	A=-1	A=+1	B=-1	B=+1
D=-1	37.8	43.3	39.9	41.2
D=+1	37.3	42.3	42.2	37.4

Tabel 6. Effecten op signaal/ruis verhouding S/N.

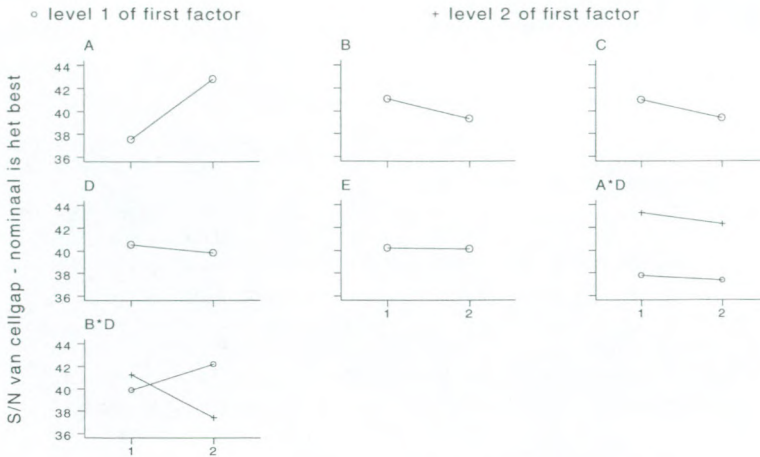
De eigenlijke analyse valt nu in twee stappen uiteen.

1. De analyse van de voor variatie belangrijke grootte S/N (tabel 6) leidt tot de conclusie dat factor A van invloed is op deze signaal/ruis verhouding en een waarde $A = 1$ is aantrekkelijk voor een cellgap met een grote S/N, dus met een kleine variatie. Ook de interactie $B \cdot D$ is van belang. Hierbij is dan $B = -1$ en $D = 1$ een goede keuze, of eventueel $B = 1$ en $D = -1$.

2. De waarde van het algemeen gemiddelde van cellgap (tabel 5) is gelijk aan $5.985 \mu\text{m}$. De factoren A en D lijken het meest van invloed op de gemiddelde cellgap. De keuze $A = 1$ hebben we al gemaakt en bij die keuze lijkt de waarde $D = -1$ het meest geschikt; zie tabel 5. Hiermee ligt de gemiddelde waarde van cellgap op $5.86 \mu\text{m}$. De invloed van de factoren C en E is slechts gering en hiervoor kunnen we een goedkope keuze maken. De belangrijke effecten worden in tabel 7 samengevat.



Figuur 3. Effectenplots voor de gemiddelde cellgap.



Graphs by factors and/or interactions

Figuur 4. Effectenplots voor de S/N.

Effect op S/N	Effect op gemiddelde
A B*D	A D

Tabel 7. Belangrijke effecten in LCD probleem.

Samengevat hebben we nu het volgende bereikt:

1. De variatie is minimaal bij de keuze $A=1$, $B=-1$ en $D=1$, of $B=1$ en $D=-1$.
2. De gemiddelde cellgap is redelijk dicht bij de targetwaarde van $5.90 \mu\text{m}$ bij de keuze

$A=1$ en $D=-1$. De voorspelde waarde van cellgap is dan $5.86 \mu\text{m}$. Om de homogeniteit te bewaren met de andere methoden in dit artikel voorspellen we variatie en gemiddelde cellgap ook op grond van de vereniging van de voor elk afzonderlijk van belang geachte set van factoren (zie ook deel III.2). De voorspelde waarde van cellgap bedraagt dan $5.84 \mu\text{m}$.

Met de Taguchi methode is dit het best bereikbare resultaat. Natuurlijk zal een confirmatie run in het proces nodig zijn om het resultaat te valideren. Als blijkt dat de variatie nu nog te groot is, is een voortgaande verbetering nodig van het proces. Mogelijk zijn er andere factoren die, mits geschikt gekozen, het effect van ruisfactoren verder kunnen reduceren. Anders zal de variatie in deze factoren zelf moeten worden teruggebracht. Maar dit zal veelal met extra kosten gepaard gaan.

5. Discussie

De Taguchi methode heeft inmiddels zijn sporen meer dan verdiend. Toch zijn de afgelopen tijd, met name ten aanzien van de opzet van de proeven en de aanpak van de analyse, nieuwe benaderingen uitgewerkt. Deze hebben als voordeel een grotere flexibiliteit ten aanzien van de proefopzet en een krachtiger extractie van informatie uit de waarnemingen van de proef: bij dezelfde experimentele inspanning komen we meer te weten. Dit nu zal in het vervolg van dit artikel aan de orde komen. Beide volgende delen behandelen alternatieven van de Taguchi analyse.

II. Een grafische detail analyse

1. Inleiding

De filosofie van robuust ontwerpen, en de bijbehorende methodologie zoals deze is gebracht door Taguchi en behandeld in deel I heeft heel wat stof doen opwaaien. Enerzijds heeft men, door bepaalde deelaspecten van de Taguchi methodologie te bekritisieren, soms de hele benaderingswijze tekort gedaan. Anderzijds is gepoogd het beste te kiezen uit twee werelden: robuust ontwerpen van de Japanners en statistische modelbouw uit de Westerse wereld. Door een andere aanpak toe te passen binnen de filosofie van robuust ontwerpen kan men de zwakke punten van Taguchi verbeteren zonder tekort te doen aan de hoofdgedachte. Dit is de basis voor de delen II en III van dit artikel waarin enkele nieuwe benaderingen aan de orde komen.

Uitgaande van de Taguchi proef zal de analyse zoals die in hoofdstuk 2 van dit deel wordt voorgesteld veel meer informatie aan de experimentele data ontlokken dan de Taguchi analyse. De nadruk ligt hierbij, zoals bij Taguchi, op een grafische analyse. Deze analyse is in de literatuur voorgesteld door b.v. Shoemaker c.s. (1991) en door Shoemaker en Tsui (1993). Zie ook Grize (1996), die een overzicht geeft van de stand van zaken rond de methoden van robuust ontwerpen. Een centrale rol wordt in deel II gespeeld door de geschatte effecten en de (gegeneraliseerde) interactie plots, waarbij de interacties worden bestudeerd tussen ontwerpfactoren en ruisfactoren. Het gevolg is dat in de parameterontwerp fase van hoofdstuk I.3 een antwoord kan worden gevonden op vragen als: welke ontwerpfactoren zijn van belang voor mijn procesniveau? Maar ook: welke ruisfactoren hebben een belangrijk effect? Van welke ruisfactoren kan ik het effect elimineren? Door welke ontwerpfactoren? Wat is het resultaat? Deze informatie is ook van groot belang als de vervolgfase van robuust ontwerp moet worden ingegaan: tolerantie ontwerp.

Het praktijkprobleem zoals is ingeleid in deel I zal in hoofdstuk 4 opnieuw worden geanalyseerd. We zullen in de discussie van hoofdstuk 5 nog een aantal punten aan de orde stellen. Om de methode te introduceren geven we een eenvoudig voorbeeld. We

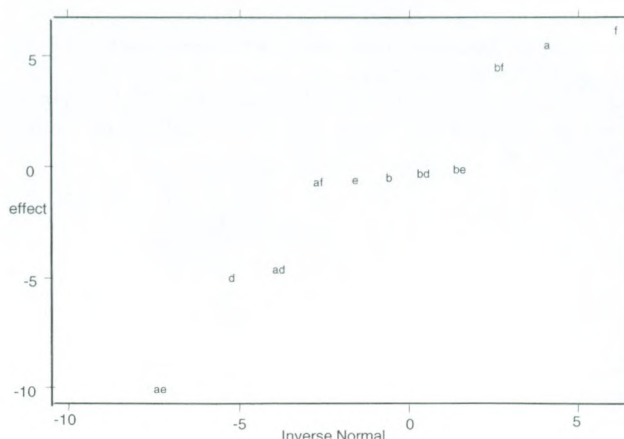
zullen hiervoor de aan Shoemaker en Tsui (1993) ontleende product array van tabel 1, deel I met twee ontwerpfactoren en drie ruisfactoren, in de volgende twee hoofdstukken gebruiken.

2. Schatten van effecten

Op grond van de gegevens van het product array kunnen we op de gebruikelijke wijze hoofdeffecten schatten van ontwerpfactoren en ruisfactoren. Ook schatten we alle interacties van ontwerpfactoren met ruisfactoren. Anders dan door het gebruik van de formele statistische methoden doet Taguchi zijn onderzoek naar de belangrijke effecten vooral grafisch; zie deel I. We zullen ook een grafische methode hanteren: de normale kwantielen plot (Normal Quantile Plot, NQP); zie Daniel (1959). Omdat we ons beperken tot proeven met alle factoren op twee niveaus is dit een adequaat hulpmiddel. De bekende veronderstellingen worden daarbij gehanteerd: 1. Er zijn niet veel belangrijke effecten; 2. Onbelangrijke effecten zijn te beschouwen als onafhankelijke trekkingen uit een normale verdeling met verwachting nul. Bij de eerste veronderstelling speelt mee het Pareto principe: in een experiment is veelal zo'n 20% van de schatbare effecten significant (zie Box en Meyer (1986)). Bij de tweede veronderstelling speelt de Centrale Limietstelling een rol, zij het dat schattingen van onbelangrijke effecten alleen onafhankelijk zijn als de variantie van de restfout constant is (dus niet afhangt van enigerlei factor, zij het ruis, zij het ontwerp). Aan deze laatste veronderstelling is veelal niet voldaan. Integendeel, bij robust design speuren we juist naar een niet constante en minimaliseerbare (rest)variantie; zie bijvoorbeeld Engel & Huele (1996b). Anderzijds schijnt enige afhankelijkheid van de geschatte effecten niet veel kwaad te kunnen; zie b.v. Asscher & Feigin (1993).

De voorbeeld product array levert de volgende NQP (figuur 5).

In deze en volgende figuren van dit deel is gebruik gemaakt van kleine letters die corresponderen met de hoofdletters van de factoren in de tekst; dit terwille van de overzichtelijkheid van de figuren. Belangrijke effecten zijn de hoofdeffecten A, D en F en de interacties A*D, A*E en B*F. De drie ruisfactoren zijn blijkbaar alle van belang en tevens zijn er interacties met ontwerpfactoren. Deze kennis gaan we nu verder gebruiken bij parameter ontwerp.



Figuur 5. Normal Quantile Plot.

3. Parameter ontwerp

In hoofdstuk 2 hebben we vastgesteld welke effecten van belang zijn in ons probleem. Parameterontwerp gaat uit van die geschatte effecten en probeert te komen tot een optimalisatie. We onderscheiden daarbij de volgende stappen:

1. Het groeperen van de effecten
2. Het maken van plaatjes
3. Het kiezen van de niveaus

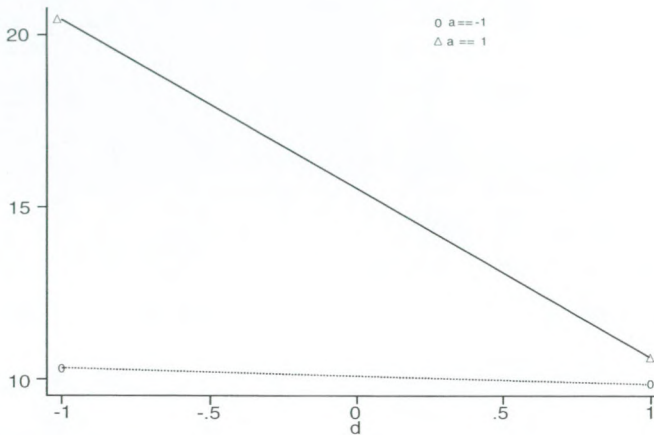
Deze punten zullen we achtereenvolgens aan de orde laten komen. Bij het elimineren van de effecten van ruis spelen de ontwerpfactoren een belangrijke rol. We groeperen daarom alle belangrijke effecten naar: effect op niveau en effect op variatie. De laatstgenoemde categorie groeperen we ook nog eens naar ruisfactor. Dit maakt het uitvoeren van stap 2 eenvoudig.

Het voorbeeld leidt in dit geval tot de volgende groepering; zie tabel 8.

Effect op niveau	Effect op variatie
A hoofdeffect	D hoofdeffect; A*D interactie
	A*E interactie
	F hoofdeffect; B*F interactie

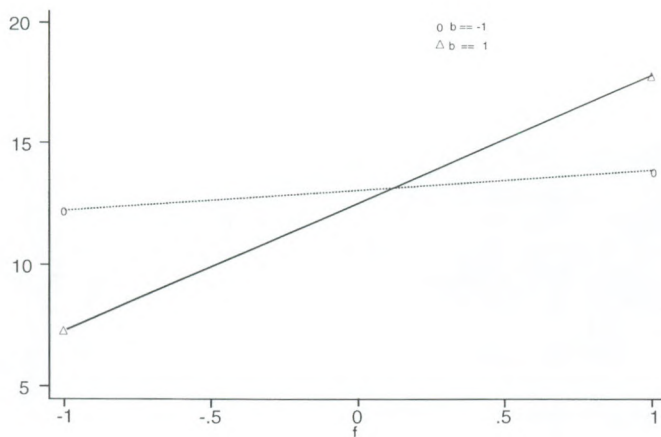
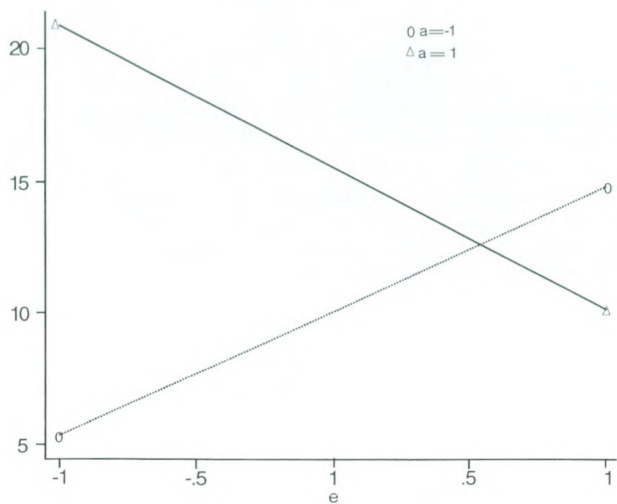
Tabel 8. Belangrijke hoofdeffecten en interacties van voorbeeld array.

Om tot een robuust ontwerp te komen maken we bij elke ruisfactor een plaatje, de gegeneraliseerde interactieplot. Daarbij zetten we langs de horizontale as de ruisfactor uit en langs de verticale as de responsie variabele. De lijnen in de interactieplot corresponderen dan met de niveaucombinaties van alle ontwerpfactoren die interactie vertonen met de bewuste ruisfactor. Figuur 6 levert dan het resultaat voor de voorbeeld data.



Figuur 6^a. Interactieplot voor de voorbeeld data

Het eerste doel van Taguchi is het verminderen van variatie. De conclusies uit figuur 6 zijn in dit verband duidelijk: variatie in de ruisfactoren manifesteert zich minimaal in de responsie als de lijnen “zo vlak mogelijk” lopen. Dit wordt bereikt door voor factor A het niveau -1 en voor factor B het niveau $+1$ te kiezen. Het is duidelijk dat aan het effect van ruisfactor E niet zo veel te doen valt, tenzij we andere keuzes durven maken voor de factorniveaus dan de in de proef opgenomen waarden. In dat geval kunnen we interpoleren, maar dan gaan we ervan uit dat we een empirisch model tot onze beschikking hebben. De introductie van modellen stellen we nog even uit tot deel III. We zullen nu de case-study van deel I weer oppakken.



Figuur 6^b. Interactieplots voor de voorbeeld data

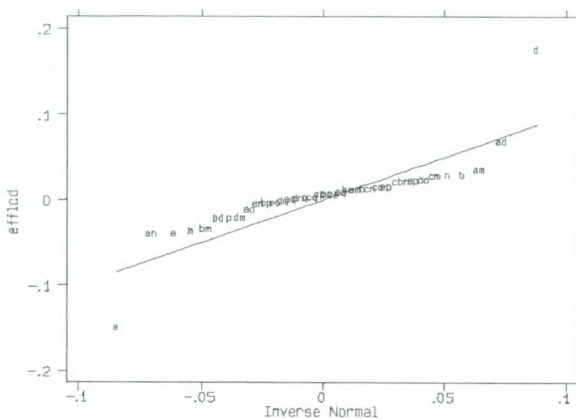
4. Case-study

4.1. Probleembeschrijving

Voor de probleembeschrijving verwijzen we naar deel I. De alternatieve analyse zullen we nu uitvoeren.

4.2 Het schatten van de effecten

In de proef kunnen nogal wat effecten geschat worden. Dit zijn de hoofdeffecten A, B, C, D, E, A*D, B*D van de ontwerpfactoren en de hoofdeffecten M, N, O, P, Q van de ruisfactoren. Voorts zijn alle interacties te schatten van een ontwerpfactor en een ruisfactor, zoals de interactie A*M van de factoren seal-materiaal en display-type en zelfs de driefactorinteractie A*D*M. Interacties van dit laatste type zullen we echter verwaarloosbaar veronderstellen. We zullen de effecten op standaardwijze schatten en van de geschatte effecten vervolgens de normal quantile plot maken. In deze plot, zie figuur 7, is als uitkomst het bijbehorende effect aangegeven als geplot symbool.



Figuur 7. Normal quantile plot van LCD probleem.

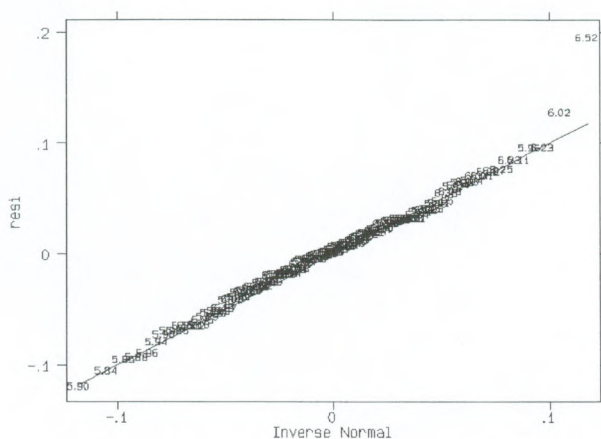
Een groot deel van de effecten ligt aardig op een rechte lijn. Deze effecten zijn niet aantoonbaar van nul verschillend. Van de rechte lijn afwijkend zijn de volgende effecten: A, D, E, A*D, B*D, M, P, A*M, A*N, A*O, B*M, D*M. We kunnen deze effecten als volgt klassificeren: zie tabel 9.

Effect op gemiddelde	Effect op variatie
A D E A*D B*D	M: M A*M B*M D*M
	N: A*N
	O: A*O
	P: P
	Q: geen effect

Tabel 9. Belangrijke effecten in LCD probleem.

Bij robuust ontwerpen willen we vooral het effect van de ruisfactoren M, N, O, P, Q zoveel mogelijk elimineren. Welke **conclusies** kunnen we trekken uit de analyseresultaten? 1). De ruisfactoren M, N, O, P dragen in ieder geval bij aan de variatie in cellgap. De ruisfactor Q (de van batch to batch variatie) speelt geen rol. 2). Het effect van factor P (plaats in pamp-machine) is niet te verminderen door een geschikte keus van de ontwerpfactoren. Als de variatie in P te groot is dan kunnen we er op dit moment niet veel aan doen. 3). Gelukkig is dat met de andere ruisfactoren wel wat anders. Zo kunnen we bijvoorbeeld de invloed van de ruisfactoren N (tijd tussen printen en pampen) en O (pamp-machine) wel beïnvloeden door factor A geschikt te kiezen. Voor ruisfactor M zijn er nog wel veel meer mogelijkheden: de ontwerpfactoren A, B en D zijn in stelling te brengen om de ruisfactor M een lesje te leren. 4). Het beïnvloeden van het gemiddelde kunnen we tenslotte doen via de ontwerpfactoren A, B, D en E.

Voor het parameterontwerp zullen we zo dadelijk de gegeneraliseerde interactieplots maken. Eerst zullen we echter nog enige aandacht besteden aan de kwaliteit van de gevonden resultaten, en wel via de residuenplot, zie figuur 8. Op de plaats van het residu is de bijbehorende waarde van de kwaliteitsparameter cellgap gegeven, hetgeen de karakterisatie van verdachte residuen eenvoudiger maakt. We zien dat enkele uitkomsten wat afwijken van de lijn (n.l. die bij de cellgap waarden van 6.52 en 6.02) doch heel dramatisch lijkt dit alles niet.

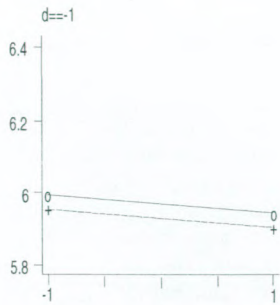


Figuur 8. Normal plot van residuen van LCD probleem.

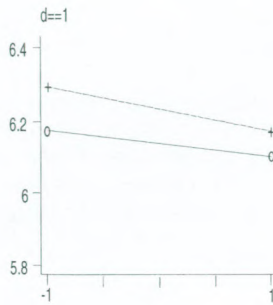
4.3 Parameterontwerp

Al met al dringt zich nu de vraag op: hoe kiezen we de niveaus van de ontwerpfactoren? We zullen eerst nagaan hoe het effect van variatie te verminderen is. Maar ook moeten we in een tweede stap zien te bereiken dat de gemiddelde cellgap de juiste waarde van $5.9 \mu\text{m}$ krijgt. We maken de figuren 9 en 10.

0 b=-1

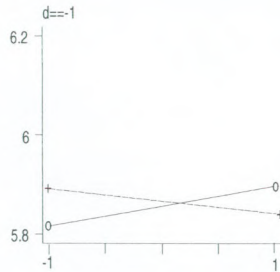


+ b=1

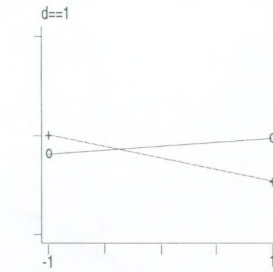


m
Graph of cellgap if $a=-1$

0 b=-1

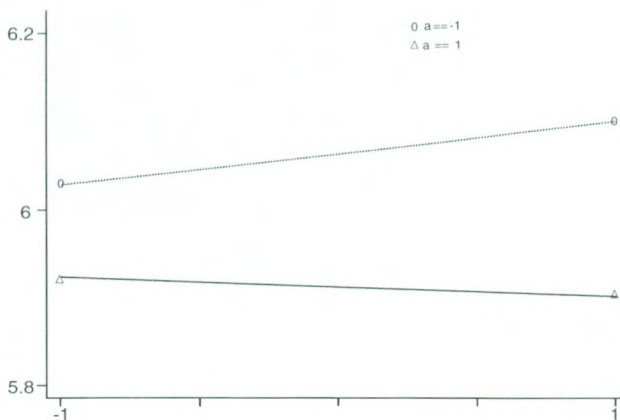


+ b=1



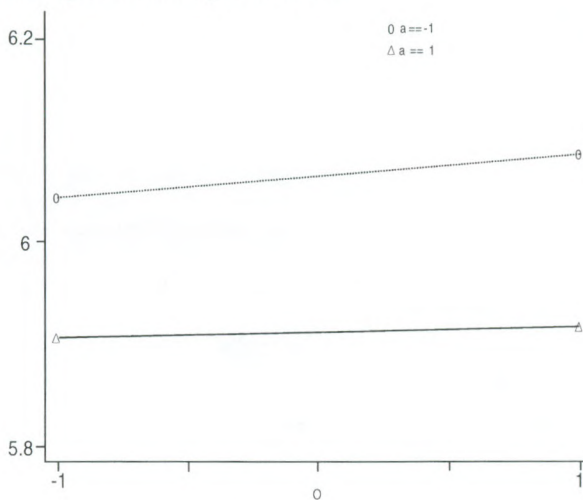
m
Graph of cellgap if $a=1$

Figuur 9. Gegeneraliseerde interactieplot van de factoren A (seal-materiaal), B (dot-materiaal) en D (spacerconcentratie) en M (display-type).

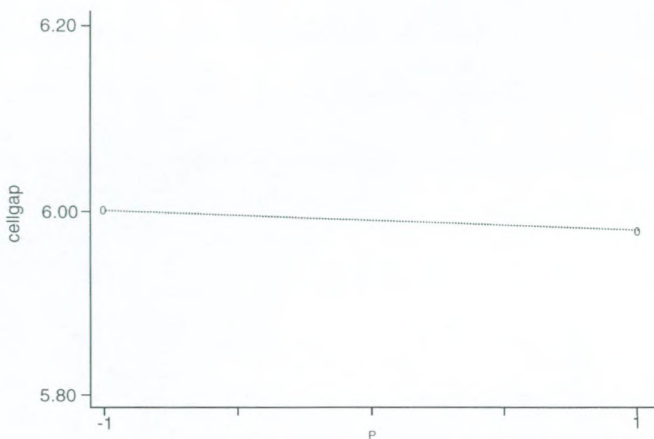


Figuur 10. Interactieplot van de factoren A (seal-materiaal) en N (tijd tussen printen en pampen).

Analoog worden de figuren 11 en 12 geconstrueerd.



Figuur 11. Interactieplot van de factoren A (seal-materiaal) en O (pomp-machine).



Figuur 12. Hoofdeffectplot van de factor P (plaats in pamp-machine)

Figuur 9 levert ons een beeld van het variatieeffect van de ruisfactor M. Dit wordt beïnvloed door de factoren A, B en D. De lijn met de flauwste helling vinden we blijkbaar bij de keuze A=1 en een van de twee keuzes: (B=1, D=-1) of (B=-1, D=1). Ook uit de figuren 10 en 11 blijkt een voorkeur voor de keuze A=1. Figuur 12 geeft het effect van factor P en hieraan is voorlopig niets te doen.

Behalve aan een kleine variatie dienen we ook aandacht te besteden aan het gemiddelde. De waarde van dat gemiddelde is af te lezen uit tabel 5, deel I.

De waarde van het algemeen gemiddelde van cellgap is gelijk aan $5.985 \mu\text{m}$. De keuze A=1 hebben we al gemaakt en bij die keuze lijkt de waarde D=-1 het meest geschikt; zie de bovengenoemde tabel. Hiermee ligt de waarde van cellgap gemiddeld op $5.86 \mu\text{m}$. Eerder hebben we gevonden dat bij de keuze D=-1 de keuze B=1 hoort. Hiermee komt de voorspelling op $5.85 \mu\text{m}$. Tenslotte kunnen we factor E (pamp-druk) nog op een lage waarde kiezen, waarmee het voorspelde niveau van cellgap weer wat omhoog kan gaan. Al met al is de voorspelling van de gemiddelde cellgap bij de keuze A=1, B=1, D=-1 en E=-1 dan gelijk aan $5.86 - 0.01 + 0.02 = 5.87 \mu\text{m}$.

Samengevat hebben we nu het volgende bereikt:

1. De variatie is minimaal bij de keuze A=1, (B=1, D=-1) of (B=-1, D=1).
2. De gemiddelde cellgap is zo dicht mogelijk bij de targetwaarde van $5.90 \mu\text{m}$ bij de keuze A=1 en B=1, D=-1 en E=-1. De voorspelde waarde van cellgap is dan $5.87 \mu\text{m}$.

5. Discussie

Voor het bepalen van belangrijke effecten zijn natuurlijk ook andere methoden voorhanden dan de NQP; zie Kaul (1997) voor een overzicht. De Taguchi proefschema's zijn typisch verzadigde schema's: na het aanpassen van het volledige model zijn er geen restvrijheidsgraden meer over. Variantieanalyse is daarom een wat minder direct toepasbare methode voor dit soort van problemen. Het toepassen van stapsgewijze regressie is wel een manier om aan de effecten te komen.

In dit deel is gekozen voor een grafische analyse van de gegevens. Hierbij is geen gebruik gemaakt van een empirisch (statistisch) model. Het voordeel van het gebruik van een statistisch model manifesteert zich in b.v. de situatie waarbij compromissen moeten worden gesloten. Ontwerpfactoren kunnen zowel effect hebben op ruis als op het niveau: aan een ontwerpfactor worden dan soms tegengestelde eisen opgelegd. Modelbouw kan uitkomst bieden. Resultaten hiervan zijn ten aanzien van het bestudeerde praktijkprobleem te vinden in Banens c.s. (1994), deel 6. In deel III van dit artikel zal overigens de modelbouwoperatie worden uitgevoerd waarbij ook de variantie wordt gemodelleerd, zij het vanuit een wat andere invalshoek.

III. Modelleren en Robuust Ontwerpen

1. Lineaire Modellen

Uitgangspunt is ook hier de reeds genoemde dataset in deel I, hoofdstuk 4. Er wordt hier echter op een wat andere wijze mee omgegaan. Voor elk van de acht niveau-combinaties van de factoren A tot en met E zijn 16 waarnemingen aan de cellgap y gedaan. De variabiliteit in deze groepjes van 16 is deels beheerst door de ruisfactoren M, N en O. We proberen nu de gemiddelde waarde $\bar{y}$ en de variantie s^2 te voorspellen middels A tot en met E. Hiervoor worden lineaire modellen gebruikt met A tot en met E als predictoren. De interacties A*D en B*D werden als mogelijk relevant beschouwd. Om deze in het lineaire model als predictor mee te kunnen nemen zijn, zoals in het voorgaande, de coderingen van lage en hoge niveau respectievelijk -1 en 1 . Een interactie kan daardoor als een product in het lineaire model worden opgenomen. Nadat de modellen die $\bar{y}$ en s^2 voorspellen, zijn aangepast, zoeken we naar instellingen die het proces met zo gering mogelijke variabiliteit op of zeer nabij de streefwaarde (in dit geval $5.9 \mu\text{m}$) brengen. Als we de factoren als nominaal beschouwen, dan zijn er $2^5=32$ mogelijke roosterpunten waar het zinvol is om aangepaste waarden $\hat{y}$ en s^2 uit te rekenen. In dit geval zijn de factoren D en E echter continu, zodat lineaire interpolatie mogelijk wordt. Het is niet aan te raden om s^2 zelf als response-variabele in een model op te nemen, omdat negatieve aangepaste waarden dan niet bij voorbaat kunnen worden uitgesloten. Om die reden wordt hier met $\log(s^2)$ gewerkt. De volgende twee modellen worden nu beschouwd.

$$y = \beta_0 + \beta_1 A + \beta_2 B + \beta_3 C + \beta_4 D + \beta_5 A*D + \beta_6 B*D + \beta_7 E + \varepsilon$$

$$\log(s^2) = \gamma_0 + \gamma_1 A + \gamma_2 B + \gamma_3 C + \gamma_4 D + \gamma_5 A*D + \gamma_6 B*D + \gamma_7 E + \varepsilon$$

In beide vergelijkingen staat ε voor een ruisterm die verondersteld wordt normaal en onafhankelijk verdeeld te zijn met verwachting 0 en constante variantie (niet noodzakelijk in beide vergelijkingen dezelfde variantie).

2. Regressie

Er zijn natuurlijk vele criteria denkbaar om lineaire modellen aan waarnemingen aan te passen (parameters te schatten), maar onder bovenstaande vooronderstellingen ligt klassieke multiple regressie voor de hand. Deze methode minimaliseert de kwadraten van de residuen (waarneming minus aangepaste waarde) en leidt in dit geval tot de meest aanneemelijke waarden (maximum likelihood) voor de parameters β_j en γ_j voor $j=0$ t/m 7. Bovendien zijn de schatters zuiver, hebben ze de kleinste mogelijke variantie en wordt de weg geopend voor (in dit geval) zeer bruikbare toetsingstheorie.

We beginnen nu met het aanpassen van $\log(s^2)$. Dit geeft al meteen een probleem, want het aantal parameters is gelijk aan het aantal waarnemingen. Toetsing is alleen mogelijk met uit de residuen geschatte restvariantie en de residuen zijn in dit geval gelijk aan 0 (er zijn 8 onbekenden uit 8 vergelijkingen opgelost). Daarom wordt de minst relevante predictor (dat is E; deze krijgt de kleinste schatting voor de coëfficiënt) weggelaten. Vervolgens wordt het model opnieuw aangepast en nu blijken alle overgebleven predictoren significant te zijn met een onbetrouwbaarheid van 5 procent. Het aangepaste model wordt nu:

$$s^2 = \exp(-5.67 - 0.63A + 0.20B + 0.19C + 0.11D + 0.02A*D + 0.36B*D)$$

Dat geeft een nieuw probleem. Er zijn relevante predictoren voor de variantie gevonden en dus mag niet worden aangenomen dat de spreiding bij het aanpassen van y constant is. Daarom wordt voor deze tweede regressie gekozen voor een gewogen variant. Bij iedere observatie geldt nu een weging die omgekeerd evenredig is met de voor de bijbehorende instellingen van A tot en met D geldende aangepaste variantie. Bij deze regressie zijn 8 keer 16 is 128 observaties beschikbaar, dus kan binnen het volledige aangepaste model getoetst worden. De niet-significante predictoren worden middels achterwaartse eliminatie verwijderd. Dit resulteert in het volgende aangepaste model

$$\hat{y} = 5.99 - 0.074A - 0.030A*D + 0.013B*D + 0.085D - 0.021E$$

We kiezen er nu voor om de modellen hiërarchisch te maken. Als b.v. een interactie $A*D$ in het model zit, dan nemen we ook de hoofdeffecten A en D op. Verder zullen we een

factor die in een van beide modellen is opgenomen ook in het andere model opnemen: deze wordt immers wel op een waarde ingesteld. We kiezen er dus voor de vereniging van beide verzamelingen belangrijke factoren te nemen en de modellen opnieuw aan te passen. Het aangepaste model voor s^2 wordt nu:

$$s^2 = \exp(-5.67 - 0.63A + 0.19B + 0.19C + 0.11D + 0.02A*D + 0.36B*D + 0.0008E)$$

Gebruik makend van dit model wordt ook nu weer met gewogen regressie het model voor y aangepast. Het aangepaste model wordt:

$$\hat{y} = 5.99 - 0.076A - 0.033A*D + 0.0047B + 0.013B*D + 0.009C + 0.086D - 0.021E$$

Met de modellen voor $\hat{y}$ en s wordt nu gezocht naar optimale instellingen voor A tot en met E.

3. Taguchi's verliesfunctie

Nu is het de bedoeling om s^2 zo klein mogelijk te maken, waarbij $\hat{y}$ zo goed mogelijk op de streefwaarde is. Maar omdat alle factoren in zowel het model voor $\hat{y}$ als in dat voor s^2 zitten, kunnen er conflicten ontstaan. Op voorhand kan niet worden uitgesloten dat produceren net naast de streefwaarde leidt tot een veel kleinere spreiding dan produceren op de streefwaarde. Daarom is nu een doelfunctie gewenst die leidt tot een compromis tussen minimalisering van de spreiding en minimalisering van het verschil tussen het gemiddelde en de streefwaarde. Taguchi's verliesfunctie voldoet hieraan.

$$Loss = K(s^2 + (\hat{y} - T)^2)$$

Loss is het verlies dat geminimaliseerd moet worden. *K* is een positieve constante die we hier gemakshalve de waarde 1 geven (het verlies zelf interesseert ons niet, alleen de instelling waarbij het verlies minimaal is). *T* (target) staat voor de streefwaarde (hier 5.9 μm). In de functie voor *Loss* worden nu de aangepaste modellen voor s en $\hat{y}$ gesubstitueerd. Vervolgens wordt *Loss* met numerieke hulpmiddelen geminimaliseerd, waarbij voor A, B en C alleen de roosterpunten (-1 of 1) in aanmerking komen en voor D en E de mogelijkheid van lineaire interpolatie openstaat. Het minimum wordt gevonden voor A=1, B=-1, C=-1, D=0.616 en E=1. Deze waarden substitueren we vervolgens in de aangepaste modellen voor $\hat{y}$ en s . Zo krijgen we $s = 0.0011$ en $\hat{y} = 5.90$. Uiteraard mogen we niet verwachten dat een productie met deze instelling altijd zo robuust zal zijn. De gevonden oplossing heet in deze context de paper champion (Taguchi) en het is gewenst om op of rond de gevonden instellingen voor A tot en met E nog wat extra experimenten te doen (confirmation run).

4. Process Capability

Een andere aanpak voor hetzelfde probleem (predictoren die zowel $\log(s^2)$ als $\hat{y}$ beïnvloeden) is gebaseerd op de C_{pk} uit de statistische procesbeheersing. Deze grootheid is als volgt gedefinieerd:

$$C_{pk} = \frac{\min(\hat{y} - L, U - \hat{y})}{3s}$$

De C_{pk} is een maat voor de process capability (haalbare robuustheid, gegeven de geschatte ruis). In de vorige paragraaf werd *Loss* geminimaliseerd; hier moet de C_{pk} gemaximaliseerd worden. U en L zijn de upper en lower tolerantiegrenzen. Bij dit probleem werd in beide richtingen een tolerantie van 0.1 toegestaan, zodat geldt $L = 5.8$ en $U = 6.0$. Voor $\hat{y}$ en s worden de aangepaste lineaire modellen gesubstitueerd.

Vervolgens wordt met numerieke methoden de C_{pk} gemaximaliseerd.

Als geen enkele predictor vat zou hebben op zowel $\hat{y}$ als s , dan zouden de oplossingen met *Loss* en C_{pk} samenvallen voor symmetrische tolerantie rond de streefwaarde (en daaraan is hier voldaan). Beide aanpakken leiden dan namelijk tot minimalisering van s en tot minimalisering van het absolute verschil tussen $\hat{y}$ en T . Maar hier hebben de beide lineaire modellen dezelfde predictoren zodat een numeriek probleem ontstaat. De optimale instelling wordt gevonden voor $A=1$, $B=-1$, $C=-1$, $D=-0.369$ en $E=-0.753$. Voor de nominale predictoren A, B en C valt deze oplossing samen met wat eerder bij minimalisering van *Loss* gevonden werd. Bij de continue predictoren D en E (waarbij interpolatie is toegestaan) divergeren de oplossingen wat. Op het geschatte gemiddelde en de geschatte spreiding heeft dat echter nauwelijks enige invloed. Hier wordt $\hat{y}$ gelijk aan 5.90 en wordt s gelijk aan 0.0014 (was 0.0011 bij *Loss*).

Onder de aanname van normaliteit en door substitutie van de geschatte verwachting en spreiding als populatieparameter in de verdelingsfunctie wordt de voorspelde uitvalsfractie 0.0113 bij C_{pk} en 0.0082 bij *Loss*. Die voorspellingen zijn in dit soort gevallen doorgaans te optimistisch; ook hier is weer een confirmation run gewenst. Voor het vergelijken van beide strategieën bieden deze fracties toch enig aanknopingspunt. En de conclusie is dan ook dat het in dit geval maar weinig uitmaakt.

5. Residu-analyse

Bij het fitten van $\log(s^2)$ is het aantal geschatte parameters maar één minder dan het aantal waarnemingen. Een residu-analyse is dan niet erg zinvol; de residuen zijn in dat soort gevallen geen goede schattingen voor de modelafwijkingen. Een residu is een waarneming minus de waarde volgens het aangepaste model. Een modelafwijking is een waarneming minus de waarde volgens het model met de populatieparameters (die we nooit zullen kennen). Van de modelafwijkingen wordt geëist dat ze onafhankelijk normaal verdeeld zijn met verwachting 0 en constante variantie. Als het aantal

waarnemingen het aantal parameters ruimschoots overtreft, dan wordt die eis doorgegeven aan de residuen.

Bij het fitten van y is een residu-analyse wel zinvol. Hier zijn namelijk 128 observaties beschikbaar. De residuen moeten wel gewogen worden met de inverse van de aangepaste standaarddeviatie. Een kleine oriëntatie leverde op dat er geen uitschieters zijn, dat de gewogen residuen redelijk onafhankelijk zijn van de aangepaste waarden $\hat{y}$ en tenslotte dat het met de normaliteit ook wel goed zit.

IV. Vergelijking van de uitkomsten

In de voorgaande delen hebben we drie methoden voor de analyse van een Taguchi experiment toegepast op een praktijk probleem, en we hebben in elk van de drie gevallen resultaten gevonden. Het is nu heel interessant een korte beschouwing te wijden aan de overeenkomsten en de verschillen van de gevonden uitkomsten. We geven daarbij eerst de resultaten in de volgende tabel.

Methoden I en II zijn eigenlijk grafische methoden; modelbouw is bij deze methoden niet expliciet, zij het wel impliciet, aan de orde. Zo voorspellen we bij Methode I het gemiddelde bij die factorinstellingen waarbij geen proef gedaan is. Minimaal maken we dan de veronderstelling dat we uit de proefgegevens alle belangrijke effecten op de juiste manier hebben geschat. Methode II kijkt in meer detail naar het proces dan Methode I en gebruikt dan ook meer informatie om het proces op target te brengen. Ook wordt ten

	Taguchi (I)	Grafisch (II)	Model (III): Verliesfunctie	Model (III): Cpk
Variatie minimaal	A=1, (B=-1, D=1) of (B=1, D=-1)	A=1, (B=1, D=-1)	A=1, B=-1, C=-1 D=0.616, E=1	A=1, B=-1, C=-1, D=-0.369, E=-0.753
Gemiddelde op target	A=1, D=-1	A=1, B=1, D=-1, E=-1	Zie boven	Zie boven
Voorspelling gemiddelde	5.84 μm	5.87 μm	5.90 μm	5.90 μm
Voorspelling standaardafwijking	0.037 μm	0.037 μm	0.0011 μm	0.0014 μm
Percentage uitval	13.5%	4.4%	0.82 %	1.13%

Tabel 10. Een vergelijking van de resultaten van de drie benaderingen van robuust ontwerpen.

aanzien van het omgaan met variatie een ander criterium gebruikt. Dit alles leidt tot een beter werkpunt met een lagere schatting van de uitval. Methode III stelt expliciet een

model op voor het gemiddelde en de variantie. Hierbij worden veronderstellingen gemaakt: zowel $\hat{y}$ als $\log(s^2)$ beschouwen we als lineaire functie van de factoren en hun interacties. Doordat we de veronderstelling van lineariteit in de ontwerpfactoren benutten is het mogelijk te interpoleren en kan een lagere waarde gevonden worden voor de Taguchi verliesfunctie dan wel een hogere waarde voor de Cpk dan bij de Methoden I en II. Natuurlijk lopen we wel enig extra risico bij het maken van deze veronderstellingen. Maar indien ze redelijk zijn betalen ze zich weer dubbel en dwars terug in een beter resultaat. De verliesfunctie en de Cpk leiden bij dit voorbeeld overigens tot vrijwel identieke uitkomsten.

Methoden I en III zijn vooral geschikt voor het vinden van een geschikt (optimaal) werkpunt. Maar er is een keerzijde: we krijgen eigenlijk geen inzicht in de grootte van het effect van de diverse ruisfactoren. Meer inzicht daarin geeft ons Methode II. Deze leidt tot een werkpunt, maar er is meer. Hierbij wordt de totale bijdrage van de ruisfactoren uiteengehaald en kunnen we onderscheid maken tussen ruisfactoren met veel of weinig invloed. Tevens kunnen we dan ook nagaan van welke ruisfactoren de invloed te verkleinen is door een geschikte instelwaarde van de ontwerpfactoren te kiezen. En we kennen daarmee de ruisfactoren die ons, ondanks onze goede bedoelingen, last blijven bezorgen. We kunnen daarbij nog opmerken dat ook Methode II een tegenhanger heeft in de vorm van een modelaanpak. Resultaten hiervan zijn b.v. te vinden in Engel en Huele (1996a). Omdat het laatste woord nog niet gezegd is over de betrouwbaarheid van deze benadering (zie b.v. Verspagen, 1999) heeft deze nog geen plaats gekregen in dit artikel.

Praktisch gesproken kunnen we uit het voorgaande het volgende advies afleiden.

1. Indien we vooral *inzicht* willen verkrijgen in effect van de afzonderlijke ruisfactoren op de responsies is de grafische aanpak II geschikt.
2. Indien we op zoek zijn naar een *werkpunt* waarbij de verliesfunctie minimaal dan wel de Cpk maximaal is, is de Methode III aan te bevelen.

Voor definitieve conclusies is, zoals Taguchi ons leerde, tenslotte altijd een confirmation run nodig, een experiment op en rond de gevonden optimale instelling. "The proof of the pudding is in the eating" is zoals zo vaak van toepassing. Iedere analyse is behept met de nodige onzekerheden en alleen het proces zelf is doorslaggevend.

Woord van dank

De auteurs willen graag hun dank uitspreken aan Emiel van Berkum, Jan van Gellecum en Micha Pudlo (allen TUE) voor enkele aanvullingen en verbeteringen van dit artikel.

Verwijzingen

Asscher, J. and Feigin, P.D. (1993), Models, designs and analyses for parameter design experiments, Technion-Israel Institute of Technology, unpublished report.

- Banens, P.J.A. c.s. (1994), Industriële statistiek en kwaliteit, Kluwer Bedrijfswetenschappen.
- Box, G.E.P. en Meyer, R.D. (1986), An analysis for unreplicated fractional factorials, *Technometrics*, 28, 11-18.
- Daniel, C. (1959), Use of halfnormal plots in interpreting factorial two-level experiments, *Technometrics*, 1, 311-341.
- Dijkstra, J.B., Engel, J., Oudemans, J.H.C. en Rietjens, M.J.M. (1996), *Cursusmateriaal Robuust Ontwerpen*, PATO, stichting Post Academisch Onderwijs in de Technische Wetenschappen.
- Engel, J., Dijkstra, J.B. en Rietjens, M.J.M. (1999), Statistische methoden voor robuust ontwerpen, Intern CQM rapport I5161-01.
- Engel, J. en Huele, A.F. (1996a), Taguchi parameter design by second-order response surfaces, *Quality and Reliability Engineering International*, 12, 95-100.
- Engel, J. en Huele, A.F. (1996b), A generalized linear modelling approach to robust design, *Technometrics*, 38, 365-373.
- Grize, Y.L. (1995), A review of robust process design approaches, *Journal of Chemometrics*, 9, 239-262.
- Kaul, E.E.A. (1997), Het detecteren van invloedrijke effecten in een gefractioneerde proefopzet zonder herhalingen. Het gezamenlijk modelleren van niveau en spreiding, TNO afstudeerverslag.
- Myers, R.H. en Montgomery, D.C. (1995). *Response Surface Methodology: process and product optimization using designed experiments*. New York: Wiley.
- Shoemaker, A.C., Tsui, K.-L. en Wu, C.F.J. (1991), Economic experimentation methods for robust design, *Technometrics*, 33, 415-427.
- Shoemaker, A.C. en Tsui, K.-L. (1993), Response model analysis for robust design experiments, *Communications in Statistics-Simulation*, 22, 1037-1064.
- Smeltink, J. en van der Lei, M (1997), CELLGAPS, een vergelijking van de methode van Taguchi met de SPC-methode, Opleiding Wiskunde voor de Industrie Eindhoven, student report 97-04.
- Taguchi, G. (1986), *Introduction to quality engineering*, ASI, Dearborn, Michigan.
- Taguchi, G. (1987), *System of experimental design* (Vol 1 and 2), ASI, Dearborn, Michigan.
- Trip, A. (1991), Taguchi methods for quality engineering, *Kwantitatieve methoden*, 37, 119-135.
- Verspagen, S. (1999), De invloed van modelonzekerheid bij statistisch robuust ontwerpen, intern CQM-Report

Ontvangen: 5 april 1999

Geaccepteerd: 22 september 2000

