

# Lerende bewegingen voor een lineaire motor

**T.J.A. de Vries** Bij het produceren, assembleren en op kwaliteit controleren van producten in een geautomatiseerde productielijn zijn op veel plaatsen translaterende bewegingen nodig. Snijden van plaatmateriaal met lasers, bestukken van printplaten en inspectie van half- of eindfabricaten met camera's zijn voorbeelden hiervan. In moderne productielijnen worden steeds hogere eisen gesteld aan de snelheid waarmee producten worden geproduceerd en de kwaliteit van het eindresultaat. Een van de gevolgen van deze tendens is dat de genoemde translaterende bewegingen tegelijkertijd sneller en nauwkeuriger moeten zijn dan voorheen.

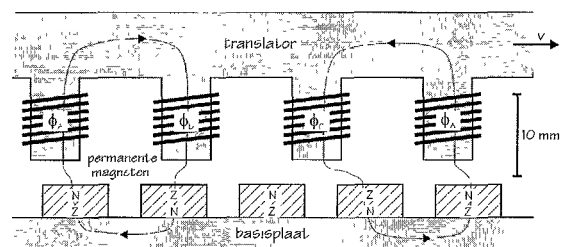
Meestal zijn translaterende bewegingen uitgevoerd met een roterende motor in combinatie met een schroefspil, een tandriem of een tandheugel en randsel. Het gebruik van zo'n overbrenging heeft tot gevolg dat er mechanische beperkingen zijn voor de haalbare nauwkeurigheden en snelheden. In plaats hiervan kan men ook een lineaire motor inzetten die zonder tussenkomst van een overbrenging de gevraagde verplaatsing of kracht levert. Vanwege het directe aandrijfsprincipe presenteren dergelijke motoren in het algemeen beter

Voor toepassingen in productiesystemen zijn synchrone permanente magneet motoren met elektronische commutatie aantrekkelijk. Zulke motoren kunnen grote krachten (en dus versnellingen) realiseren, terwijl er relatief weinig warmte wordt gedissipeerd. De voornaamste beperking van dit type motoren is dat de netto aandrijfskracht een 'rimpel' bevat, die vooral bij lage snelheden de haalbare nauwkeurigheden bepaalt. Door maatregelen te nemen in het mechanische en magnetische ontwerp kan de optredende rimpel worden verkleind. Helaas is op deze manier echter alleen ten koste van zeer nauwe toleranties op eigenschappen en positionering in de motor van de permanente magneten de rimpel echt klein te krijgen. In de rest van dit artikel wordt een strategie besproken die het mogelijk maakt om de positioneer-nauwkeurigheid bij langzame bewegingen aanzienlijk te verbeteren door de stuurstromen van de motor aan te passen met behulp van een regelaar. Deze strategie maakt gebruik van een eenvoudig neurale netwerk dat zelf het benodigde stuursignaal identificeert. Met een case zal de effectiviteit van deze aanpak geïllustreerd worden.

## Synchrone permanent magneet lineaire motor

### Werkingsprincipe

In figuur 1 staat het werkingsprincipe van een synchrone permanente magneet lineaire motor met elektronische commutatie afgebeeld.



Figuur 1 Werkingsprincipe

Drie naast elkaar gelegen spoelen in de translator worden gevoed met een drie-fasige stroom. Hierdoor ontstaan magnetische velden die in combinatie met de permanente magneten, die op de basisplaat in de stator zijn bevestigd, zorgen voor afwisselend aantrekkende en afstotende krachten. Hierdoor ervaart de translator een aandrijfskracht. Deze kracht kan door commutatie en grootte-instelling van de stroom worden beheerst. Behalve deze elektromechanische omzetting zijn er echter nog twee magnetische effecten die een kracht op de translator veroorzaken:

- "Cogging" De spoelen hebben ijzeren kernen omwille van de haalbare krachten. De magnetische aantrekking tussen de permanente magneten en deze ijzeren kernen veroorzaakt een stoorkracht in de bewegingsrichting. De grootte van deze kracht hangt slechts af van de relatieve

## Lerende besturing voor een lineaire motor

positionering van de spoelen ten opzichte van de magneten, en is altijd aanwezig, ook wanneer er geen stroom vloeit door de spoelen

- Reluctantiekrachten De zelfinductie van de windingen van de spoelen varieert wanneer de positie van de translator verandert. Hierdoor ontstaat een positie- en snelheidsafhankelijke stoorkracht in de bewegingsrichting. De magnetische structuur van de motor bepaalt in welke mate de voorgenoemde krachten optreden. In het ideale geval is de aandrijfkraft die de translator ervaart onafhankelijk van zijn positie en snelheid. Cogging en reluctantiekrachten veroorzaken echter een afhankelijkheid van de positie en snelheid, de zogenaamde 'krachtrimpel'.

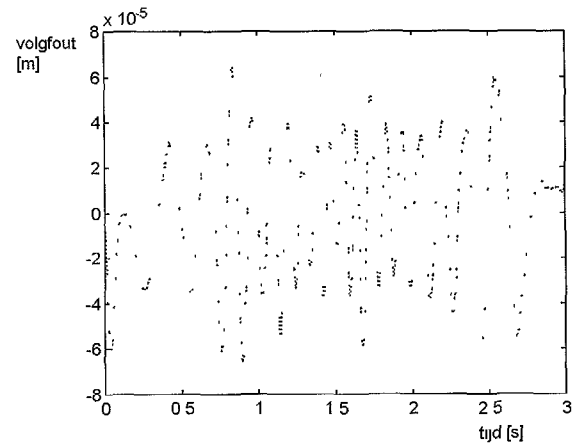
### Case: Linear Motor Motion System

Het 'Linear Motor Motion System' (LiMMS), een Philips produkt, is ontwikkeld ten behoeve van translenderende aandrijvingen met sub-millimeter precisie. Een LiMMS is opgebouwd uit de volgende onderdelen:

- een stator, waarop zich de permanente magneten en de lineaire geleiding bevinden
- een translator, die de met stroom gevoede spoelen bevat en die door middel van circulerende kogellagers op de geleiding is afgesteund en hierover beweegt
- een incrementele lineaire encoder waarmee de translator positie ten opzichte van de stator kan worden gemeten
- een DSP met aanverwante elektronica die de servoregeling en logica verzorgt

De as die in de hierna besproken experimenten is gebruikt heeft de volgende karakteristieken: encoder resolutie 0,5 mm,  $F_{\max} = 750$  N,  $m_{\text{translator}} = 7$  kg,  $m_{\text{last}} = 30$  kg,  $v_{\max} = 2$  m/s,  $a_{\max} = 20$  m/s<sup>2</sup>. In het mechanische en magnetische ontwerp is veel aandacht besteed aan het minimaliseren van de krachtrimpel, echter zoveel mogelijk zonder dit ten koste te laten gaan van de maximaal haalbare krachten en versnellingen. In het afgeleverde ontwerp is een krachtrimpel aanwezig die met name door cogging wordt veroorzaakt, en die dus met de translator positie samenhangt.

In figuur 2 staat afgebeeld welke volgfouten ontstaan wanneer onze motor een langzame, heen- en weergaande beweging maakt met een slag van 0,3 m en een parabolisch snelheidsprofiel ( $v_{\max} = 0,2$  m/s). In dit geval wordt de motor geregeld met een goed ingestelde PID-regelaar. De optredende volgfout is een goede maat voor de krachtrimpel en illustreert de sterke variatie in amplitude van deze verstoring.



Figuur 2: Optredende volgfouten bij PID-regeling

De rimpel die optreedt in de LiMMS heeft een ruimtelijke periode van 16 mm en een gemiddelde amplitude van 20 N. De exacte grootte voor de optredende krachtrimpel op een bepaalde locatie kan per exemplaar van de motor zeer verschillen en is daardoor niet te voorspellen. Wanneer de optredende krachtrimpel wel voorspelbaar zou zijn, zouden we deze kunnen compenseren door de stromen die door de spoelen lopen op het juiste moment in de juiste mate te vergroten of verkleinen ten opzichte van de nominale stroom die nodig is voor de aandrijving. Het juiste moment en de juiste mate van vergroting of verkleining zouden we kunnen bepalen aan de hand van de gewenste translatorpositie. Dit is het principe van (modelgebaseerde) vooruitkoppeling.

## Lerende vooruitkoppeling

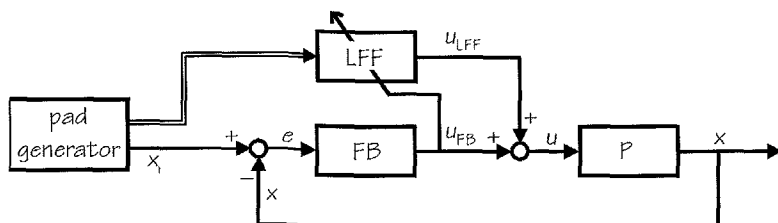
### Concept

Het belangrijkste kenmerk van lerende vooruitkoppeling is, dat een eenvoudige regelaar (bijv. PID) niet alleen als startregeling wordt gebruikt, maar tevens dient om gaandeweg steeds nauwkeuriger kennis van het te regelen proces te verkrijgen. De opgedane proceskennis wordt gebruikt om in vooruitkoppeling, op grond van het te volgen traject, het naar verwachting benodigde stuursignaal te genereren. Deze aanpak combineert de robuustheid en het eenvoudige ontwerp van een P(I)D regelaar met een lerende regelstrategie die de volgnauwkeurigheid verbetert.

Figuur 3 toont dit idee in blokschemavorm. Aan de linkerkant bevindt zich een referentieblok, dat de gewenste procesuitgang  $x_r$  als functie van de tijd geeft. Deze wordt vergeleken met de werkelijke (gemeten)

uitgangswaarde  $x$  van het proces (P). De aldus verkregen uitgangsfout wordt gebruikt door de in de terugkoppeling opgenomen regelaar (FB) om een stuursignaal  $u_{fb}$  te genereren. Parallel aan deze regelaar bevindt zich een lerende vooruitkoppeling (LFF), die een stuursignaal  $u_{ff}$  genereert. De relatie tussen ingang en uitgang van de vooruitkoppeling wordt geleidelijk zodanig aangepast (bijgeleerd) dat de volgfout en daarmee  $u_{fb}$  kleiner wordt. Dit kan worden gedaan door  $u_{fb}$  op te vatten als foutmaat voor de sturing van de vooruitkoppeling  $u_{ff}$ . Eenvoudig gezegd probeert de vooruitkoppeling geleidelijk het stuursignaal van de regelaar in de terugkoppeling "af te pakken".

Het ontwerp van de regelaar in de terugkoppeling vindt plaats op grond van een procesmodel of door tuning. Deze regelaar moet het proces stabiel kunnen regelen, zodat de gebruikte versterkingen niet te hoog mogen zijn. Aangezien het volgedrag verbeterd door de lerende component, kunnen de eisen voor de volgnauwkeurigheid van de regeling in de terugkoppeling minder streng zijn.



Figuur 3 Blokschema van het concept van lerende vooruitkoppeling

De lerende vooruitkoppeling moet een relatie vastleggen waarmee stuursignalen worden gegenereerd die ervoor zorgen dat de uitgang van het proces het referentiesignaal volgt. Door tijdsafgeleiden van  $x_r$  expliciet als ingang aan de vooruitkoppeling aan te bieden ontstaat een statische relatie tussen in- en uitgangen waarmee dynamisch procesgedrag kan worden gecompenseerd. Dat wil zeggen, de huidige uitgangswaarde van de vooruitkoppeling hangt uitsluitend af van de huidige ingangswaarden, en toch kan rekening worden gehouden met de waarden die de procesuitgang in het nabije verleden heeft aangenomen. In het geval van de LIMMS is het referentiesignaal de gewenste positie. Door ook de bijbehorende snelheid en versnelling expliciet als ingangen aan de vooruitkoppeling aan te bieden, kunnen we bijvoorbeeld rekening houden met de traagheid van de translator. Het voordeel van het gebruik van afgeleiden van de referentie is dat de kennisrepresentatie in de vooruitkoppeling eenvoudig kan zijn.

### Implementatie

Vanuit de hier gevolgde zienswijze is de functie van de vooruitkoppeling niet anders dan die van een tabel; bij aangeleverde waarden van de ingangen moet worden "opgezocht" welke uitgangswaarde hier bij hoort. Leren is dan in feite het vullen van de opzoektabel met de gewenste waarden. Voor wat betreft de keuze uit de beschikbare alternatieven spelen over het algemeen de volgende aspecten een rol.

- vereiste nauwkeurigheid waarmee de relatie kan worden opgeslagen,
- de rekenkundige complexiteit (hoeveelheid rekenwerk) in verband met de bemonsteringstijd van de digitale regelaar,
- de haalbare leersnelheid, hoeveelheid geheugen die wordt gebruikt
- gladheid (continuïteit en differentieerbaarheid) van de relatie

Met name op dit laatste punt laat een gewone tabel het afweten, wanneer de ingangen van de tabel geleidelijk veranderen zal het uitgangssignaal, steeds wanneer men in een ander vakje van de tabel terecht komt, een sprong vertonen.

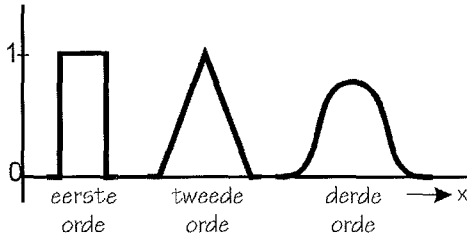
In onze toepassing is voor een éénlaags spline-netwerk gekozen. Een éénlaags spline-netwerk is een eenvoudig neurale netwerk, het is op te vatten als een tabel met een interpolatiemechanisme. In vergelijking met andere alternatieven is een spline-netwerk uitermate efficiënt voor wat betreft rekenkundige complexiteit. De nauwkeurigheid en de hoeveelheid benodigd geheugen zijn vergelijkbaar met een tabel. De veel toegepaste meerlaags neurale netwerken scoren in vergelijking slecht op de punten nauwkeurigheid, complexiteit en leersnelheid. Ze vereisen wel veel minder geheugen.

### Werkingsprincipe van het éénlaags spline-netwerk

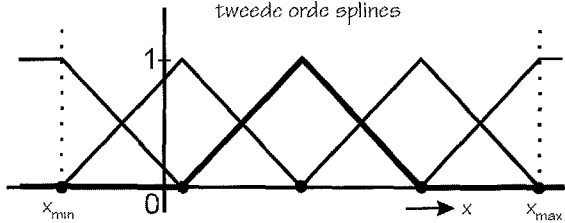
Spline-functies zijn van een bepaalde orde. Naarmate de orde hoger wordt, is de spline-functie "gladder". Een  $n$ -de orde splinefunctie bestaat uit stukjes  $(n-1)$ -de orde polynomen, die zodanig op elkaar aansluiten dat de spline  $(n-1)$  maal differentieerbaar is. In figuur 4a) zijn voorbeelden van spline functies getoond. Een derde orde spline bestaat dus uit stukjes kwadratische functies, die zodanig op elkaar aansluiten dat de spline geen sprongen en knikken bevat. Verder valt te zien dat een spline op een beperkt interval van nul verschilt, hetgeen erg voordelig is om het benodigde rekenwerk te beperken.

# Lerende besturing voor een lineaire motor

Figuur 4a)  
Voorbeelden van  
spline-functies



Figuur 4b) Raster  
met bijbehorende  
splines



Een éénlaags spline-netwerk kan een statische relatie tussen  $k$  ingangen  $x_1 \dots x_k$  en één uitgang  $y$  realiseren op een begrensde gebied van de ingangsräume. Dit begrensde gebied van de ingangsräume wordt het domein genoemd. Een eindig aantal basisfuncties, in dit geval splines, wordt op het domein geplaatst.

Voor elke ingangsvariabele worden 1-dimensionale spline-functies gedefinieerd. Hiertoe worden op iedere ingang  $x_i$  rasterpunten  $g_1 \dots g_n$  gekozen. Ieder rasterpunt vormt het eind van één spline-functie, het begin van een andere en het maximum (1) van een derde. Het aantal rasterpunten op ingang  $x_i$  wordt genoteerd als  $n_{x_i}$ . Meestal verdelen we de rasterpunten gelijkmatig over het ingangsdomein, en is vooral het kiezen van dit aantal  $n_{x_i}$  belangrijk. Een voorbeeld van een rasterdefinitie met bijbehorende spline-functies is getoond in figuur 4b). In dit voorbeeld is gekozen voor 2<sup>o</sup> orde splines en  $n_x = 6$ .

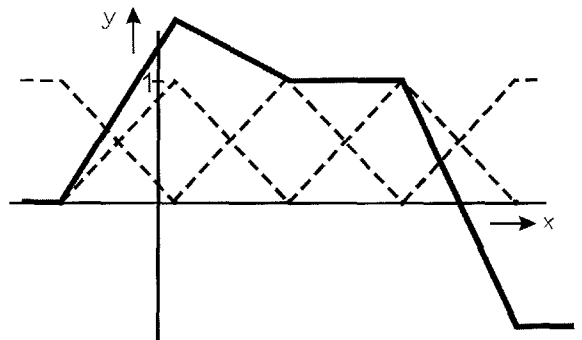
Meerdimensionale spline-functies kunnen worden verkregen door onderlinge vermenigvuldiging van de 1-dimensionale functies. Dit is een eigenschap die wordt vastgelegd door de architectuur van het spline-netwerk, en is in iedere toepassing hetzelfde. De meerdimensionale basisfuncties die zo ontstaan, worden geïndiceerd als  $b_{i_1 \dots i_k}(x)$ . De volgende eigenschap geldt voor alle  $x = [x_1 \dots x_k]^T$  binnen het domein. De som van alle basisfuncties voor een bepaalde waarde van de ingangen is precies 1, in formulevorm:

$$\sum_{\substack{1 \leq i_1 \leq n_{x_1} \\ \dots \\ 1 \leq i_k \leq n_{x_k}}} b_{i_1 \dots i_k}(x) = 1 \quad (1)$$

Aan elk van deze basisfuncties kan een gewicht worden toegekend, genoteerd als  $w_{i_1 \dots i_k}$ . De uitgang van het netwerk wordt dan gedefinieerd door:

$$y(x) = \sum_{\substack{1 \leq i_1 \leq n_{x_1} \\ \dots \\ 1 \leq i_k \leq n_{x_k}}} b_{i_1 \dots i_k}(x) w_{i_1 \dots i_k} \quad (2)$$

Een gewenste relatie tussen  $x$  en  $y$  kan worden benaderd door de gewichten een juiste waarde te geven. Dit idee wordt geïllustreerd in figuur 5, de getekende lijn is de benadering zoals die zou ontstaan als aan de basisfuncties uit figuur 4b) de gewichten 1, 0, 1, 1, 1/2, -1 worden toegekend. In het algemeen zal een gewenste relatie nauwkeuriger kunnen worden gerepresenteerd wanneer meer basisfuncties gebruikt worden. Convergentie van het leerproces in de lerende vooruitkoppeling legt echter een bovengrens op aan het aantal te gebruiken basisfuncties.



Figuur 5 Voorbeeld van resulterende benadering voor de gewichten 1, 0, 1, 1, 1/2, -1

De relatie die in het netwerk opgeslagen moet worden is meestal niet op voorhand bekend (dan zou je waarschijnlijk geen lerend netwerk nodig hebben). Wel zijn er dan voorbeelden van de relatie beschikbaar, dus ingangswaarden met bijbehorende gewenste uitgangswaarden. Beschouw nu eens zo'n voorbeeld, dus een ingang  $x$  met bijbehorende gewenste uitgangswaarde  $y_t(x)$ . Wanneer de volgende leerregel wordt gebruikt om de gewichten aan te passen, zal de uitgang van het netwerk de gewenste uitgang naderen:

$$w_{i_1 \dots i_k, new} = w_{i_1 \dots i_k, old} + \gamma \cdot (y_t(x) - y(x)) \cdot b_{i_1 \dots i_k}(x) \quad (3)$$

waarbij de leersnelheid is  $\gamma$ . Hoe kleiner wordt gekozen, hoe vaker een bepaald voorbeeld moet worden aangeboden voordat het netwerk dit exact zal reproduceren.

## Lerende besturing voor een lineaire motor

Vergroten van  $\gamma$  heeft echter een keerzijde: wanneer bijvoorbeeld  $\gamma=1$  wordt gekozen, zal een aangeboden voorbeeld weliswaar in één leerstap gereproduceerd worden, maar eerder ingeleerde voorbeelden voor nabijgelegen ingangswaarden zijn daarmee weer vergeten. Meestal gebruiken we een leersnelheid die maar weinig groter is dan 0.

Als we een spline-netwerk gebruiken in de hiervoor besproken lerende vooruitkoppeling, wordt  $y_l(x) - y(x)$  uit vergelijking (3) vervangen door de uitgang van de in de terugkoppeling opgenomen regelaar,  $u_{fb}$ .

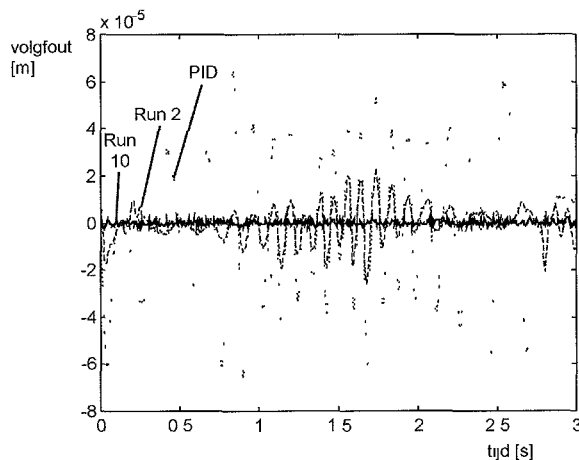
Slechts een beperkt aantal van de basisfuncties  $b_{i1}$   $i_k$  verschilt van nul voor een gegeven ingang  $x$ . Omdat alleen de gewichten van basisfuncties ongelijk nul invloed hebben bij een leer- en/of uitleesstap, betekent dit een enorme besparing voor wat betreft de hoeveelheid rekenwerk, bijvoorbeeld dat er maar 16 i.p.v. 10000 gewichten moeten worden aangepast.

Wanneer meerdere uitgangen gewenst zijn, kan dit geregiseerd worden door parallelschakeling van meerdere netwerken. In de praktijk betekent dit, dat voor iedere uitgang een set gewichten wordt gehanteerd, de basisfuncties zelf kunnen gemeenschappelijk genomen worden, hetgeen wederom veel rekenwerk scheelt.

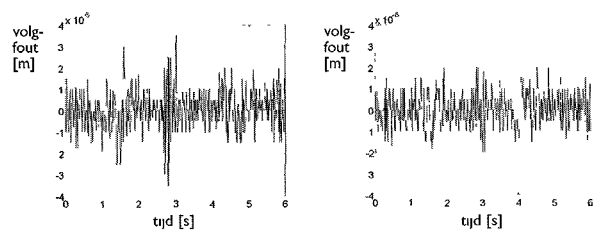
### Resultaten

Teneinde het volgedrag van de regelaar te testen is dezelfde langzame, heen- en weergaande beweging afgelegd als eerder besproken in bij figuur 2 (slag 0,3 m, parabolisch snelheidsprofiel,  $v_{max} = 0,2$  m/s). Het leergedrag van de regelaar is bekeken door de LIMMS herhaaldelijk dit traject te laten afleggen. In figuur 6 is de optredende volgfout tegen de tijd uitgezet voor de tweede en de tiende keer dat het traject wordt afgelegd. Ter vergelijking is de volgfout van de PID-regelaar (figuur 2) opnieuw opgenomen.

Figuur 6 Volgfouten bij lerende vooruitkoppeling



Deze figuur maakt duidelijk dat de lerende vooruitkoppeling snel een aanzienlijke verbetering weet te realiseren. De invloed van cogging wordt volledig gecompenseerd, net als overigens wrijving en anderen 'storingen'. Wanneer we dezelfde beweging blijven uitvoeren, treedt nog een marginale verbetering op, zoals blijkt uit figuur 7a) en b). In deze resultaten is de resolutie van de lineaire encoder herkenbaar. Na de 20e run heeft het leerproces hoegenaamd geen invloed meer op het gedrag van het geregelde systeem.



Figuur 7a) Volgfout in run 10

7b) Volgfout in run 20

Nauwkeurigheden van enkele micrometers zijn dus haalbaar bij het herhaald uitvoeren van dezelfde bewegingen. Wanneer we een andere beweging gaan uitvoeren is echter opnieuw een leerperiode nodig voordat soortgelijke resultaten worden behaald. Door fysische proceskennis te gebruiken bij het kiezen van de architectuur van de lerende vooruitkoppeling en door 'strategische trainingsexperimenten' uit te voeren is het mogelijk de lerende vooruitkoppeling zodanig te initialiseren dat voor iedere beweging bij de eerste uitvoering een nauwkeurigheid kan worden gegarandeerd van tenminste 30 micrometer. Dat laat zien dat lerende vooruitkoppeling een aantrekkelijk alternatief is voor het verbeteren van het servogedrag van synchrone permanente magneet motoren met elektronische commutatie.

### Noot

Dit onderzoek is verricht in samenwerking met en financieel gesteund door Philips' CFT. Dit artikel is eveneens verschenen in "De Constructeur", september 1997.

Voor meer informatie: dr. ir T.J.A. de Vries, Universiteit Twente, faculteit Elektrotechniek, Laboratorium voor Regeltechniek, Postbus 217, 7500 AE Enschede, Tel. 053 - 489 28 17, Fax 053 - 489 22 23, E-mail: T.J.A.deVries@el.utwente.nl