



NORGE

(12) **PATENT**

(19) **NO**

(11) **307197**

(13) **B1**

(51) Int Cl⁷ G 05 B 23/00, G 01 D 18/00

Patentstyret

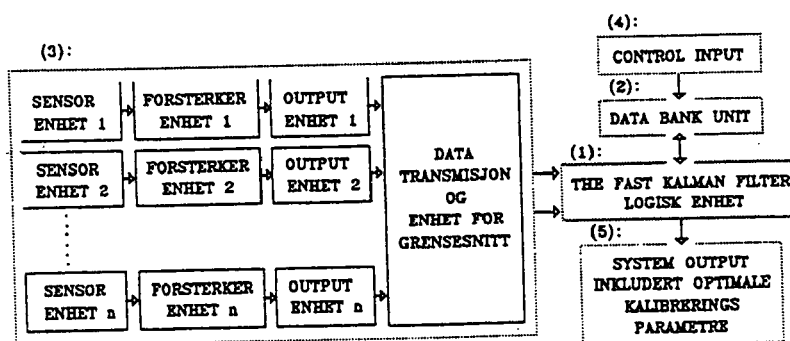
(21) Søknadsnr	19914098	(86) Int. inng. dag og søknadsnummer	1990.04.27, PCT/FI90/00122
(22) Inng. dag	1991.10.18	(85) Videreføringsdag	1991.10.18
(24) Løpedag	1990.04.27	(30) Prioritet	1989.04.28, FI, 892071
(41) Alm. tilgj.	1991.12.19		1989.12.22, FI, 896219
(45) Meddelt dato	2000.02.21		

(71) Patenthaver	Sigbjørn Grønås, Geofysisk Institutt, Universitetet i Bergen, Allégt 70, 5007 Bergen, NO
(72) Oppfinner	Antti Aarne Ilmari Lange, Liisankatu 15 A 10, SF-00170 Helsingfors, FI
(74) Fullmektig	Antti Aarne Ilmari Lange, Helsingfors, FI
	Ingen

(54) **Benevnelse** **Apparat og metode for å kalibrere et sensorsystem**

(56) **Anførte publikasjoner** Ingen

(57) **Sammendrag** En metode for å kalibrere utgående data fra et sensorsystem som inkluderer en logisk enhet (1) for å motta ukalibrerte signaler fra et sentralisert sensorsystem (3) og for å lese/skrive data fra/til en databankenhet som inneholder oppdatert informasjon om alle kontroller (4) og sensorenes kvalitetsaspekter. Basert på disse inngående data, kan den logiske enhet (1) skaffe til veie optimale kalibreringer for sensorene i sann tid eller nær sann tid ved hjelp av metoden for Fast Kalman Filtering (FKF) når sensorsystemet møter problemer med stabilitetsforholdene ved standard Kalman-filtrering.



Teknisk område

Denne oppfinnelsen relateres generelt til prosessering av signaler fra sensorer og mer spesielt til kalibrering og standardisering av utgående data fra sensorer ved bruk av multisensorsystem.

Bakgrunn

Elektrisk kontrollerte systemer gir ofte respons på, i det minste delvis, på ytre hendelser. Sensorer av ulike slag er typisk utnyttet for å tillate et slikt system å overvåke de ønskede ytre hendelser. Slike sensorer skaffer fram forutsigbare elektriske responser på spesifikke stimuli fra omgivelsene. Sensorer er omgitt av en eller flere komponenter, og slike komponenter har vanligvis en nøyaktighet innen visse toleransegrenser. Som et resultat, kalibreres sensorene før de installeres for bruk.

Imidlertid, slike kalibreringsteknikker er relativt kostbare. I stedet kan en databank bli opprettet for hver sensor for å relatere sensorens utgående data til kjente påvirkninger fra omgivelsene. Et slikt apparat og kalibreringsmetode for en sensor er det nylig tatt patent på (PCT/US86/00908; se WO 87/00267 15 Januar 1987). Imidlertid, en slik komplett empirisk databank kan fremdeles være for dyr å opprette for å oppdatere i sann tid for hver sensor i et stort sensorsystem.

Heldigvis, det har vist seg at det sjelden er et absolutt behov for en slik empirisk databank, dersom sensorsystemet bare har noe overflødighet eller overbestemmelse av data (se Antti A. Lange, 1986: "A High-pass Filter for Optimum Calibration of Observing Systems with Applications"; side 311-327 av Simulation and Optimization of Large Systems, editert av Andrzej J. Osiciadacz and publisert av Clarendon Press/Oxford University Press, Oxford, UK, 1988).

Det har mye lengre vært kjent hvordan kalibrering av relativt små sensorsystem kan opprettholdes i sann tid ved hjelp av forskjellige beregningsmetoder som har den generelle tittel Kalmanfiltrering (Kalman, 1960; og Kalman og Bucy, 1961). Det viser seg likevel at visse stabilitetsforhold må være tilfredsstillende om ikke alle estimerte kalibreringer og andre ønskede parametre starter å divergere mot flaske løsninger når de igjen og igjen blir oppdaterte kontinuerlig.

Heldigvis er det visse krav knyttet til observasjonene og kontrollene som garanterer stabilitet i det optimale Kalmanfilter. Disse krav, sammen med en streng optimalitet, vil vanligvis kreve at en måleomgang, eller til og med flere omganger for et fullstendig multisensorsystem skal kunne bli prosessert og analysert samtidig. Men dette har ikke til nå vært mulig i store applikasjoner i sann tid. I stedet har mye raskere halvoptimale Kalmanfiltre, som bare bruker noen få målinger om gangen, vært utnyttet i sanntidsapplikasjoner for navigasjonsteknologi og prosesskontroll.

Uheldigvis, til nå har kalibreringsteknikker i sann tid enten gitt for store beregningsmengder for optimal Kalmanfiltrering, eller så har stabiliteten vært mere eller mindre usikker slik den er ved suboptimal Kalmanfiltrering og i Langes high-pass filter. En rask algoritme for Kalmanestimering har vært rapportert, men den kan bare anvendes

ved avgrensede problemområder (Falconer og Ljung, 1978: "Application of Fast Kalman Estimation to Adaptive Equalization", IEEE Transactions on Communications, Vol. COM-26, No. 10, October 1978, side 1439-1446).

Det er et behov for et kalibreringsapparat og metode for store sensorsystem som gir bred anvendelse med lik eller bedre beregningshastighet, pålitelighet, nøyaktighet og som er mer regningssvarende.

Oppsummering om oppfinnelsen

Behovene er svært ofte møtt ved anskaffelse av apparat og metoder for å kalibrere et sensorsystem i sann tid eller i nær sann tid, slik som beskrevet i denne spesifikasjon. Gjennom bruk av dette apparat og metode kan usikre trimpunkter elimineres fra sensorene og de mest kostbare kalibreringsteknikker unngås. I stedet opprettes en databank som fra nesten ingen informasjon oppdaterer data i sann tid fra hele multisensorsystemet. I tillegg, for å hjelpe på konvergens og nøyaktighet i måleprosessen, kan helt ukalibrerte, men ellers brukbare sensorer inkluderes i sensorsystemet.

Til oppfinnelsens apparat hører en mikroprosessor eller et lignende element som er i stand til å utføre de spesifiserte logiske funksjoner i sann tid, motta informasjon fra flere sensorenheter, aksessere en databank og bestemme avlesninger av sensorenhetene i lys av databankinformasjonen, for å få fram standardiserte, kalibrerte, utgående data og for å oppdatere informasjon i databanken. I oppfinnelsens metode er de logiske funksjonene basert på en revisjon av Langes high-pass Filter for optimal kalibrering av observasjonssystemer som transformerer filteret til et Kalmanfilter.

Kort beskrivelse av figurene

Figurene og andre kvaliteter ved oppfinnelsen vil gjøre det klarere når en skal sette seg grundig inn i den følgende beskrivelse av den beste måte å anvende oppfinnelsen på.

Fig. 1 omfatter et blokkdiagram av en kalibreringsenhet etter standarder inntil nå.

Fig. 2 omfatter et blokkdiagram av et apparat og metode, etter standarder inntil nå, for å kalibrere et stort sensorsystem (basert på det som kalles desentralisert Kalmanfiltrering).

Fig. 3 omfatter et blokkdiagram av apparatet i oppfinnelsen (basert på det som kalles sentralisert Kalmanfiltrering).

Fig. 4 omfatter et skjematisk diagram av et eksempel på en foretrukket synliggjøring av apparatet i oppfinnelsen.

Den beste måten å anvende oppfinnelsen på

Før oppfinnelsen forklares, vil det være til hjelp å først forstå dagens kalibreringsteknikk i Fig. 1. En typisk sensor og kalibreringsenhet inntil nå inkluderer en logisk enhet (11) og en databankenhet (12). Sensorsignalet fra sensorenhet (13) fortsetter direkte gjennom en forsterkerenhet (16) til et utgående grensesnitt (18). Basert på dette og på informasjonen i databankenheten (12), skaffer den logiske enhet (11) til veie kalibrerte sensoravlesninger som kan brukes etter ønske.

Ved å referere til Fig. 3 skisseres nå apparatet i oppfinnelsen. Det inkluderer vanligvis en logisk enhet (1) og en databankenhet (2) som opererer sammen med et sentralisert multisensorsystem (3). Databankenheten (2) gir lager for all informasjon om de siste kontroller og aspekter om sensorenes kvalitet inkludert, om de finnes, utgående verdier fra testpunktene og de tilsvarende ytre hendelser som er empirisk bestemte. Den logiske enhet (1) mottar utgående sensordata fra sensorsystemet (3) og aksesserer databankenheten (2). Basert på dette skaffer den logiske enhet (1) til veie utgående data som omfatter oppdaterte kalibreringsdata, sensoravlesninger og overvåkingsinformasjon om de ønskede ytre begivenheter. Før forklaring av den oppfundne Fast Kalmanfiltrering (FKF)- metoden, som henger sammen med måten den logiske enheten (1) brukes på, vil det være til hjelp å først forstå noen grunnleggende sider ved Kalmanfiltrering.

Et optimalt rekursivt filter er et filter hvor det ikke er behov for å lagre alle tidligere målinger for å beregne et estimat for de aktuelle tilstandsparametre. Dette er en **Markov egenskap** ved en stokastisk prosess som er fundamental i **optimal** Kalmanfiltrering. I apparatet for å beregne vinden Fig. 4, er posisjonskoordinatene til værballongen - og, som vi snart skal se, også alle mer eller mindre ukjente kalibreringsparametre ved banesensorene - referert til som **systemets tilstand**.

Proessen er beskrevet ved ligningene fra (1) til (3). Den første ligningen forteller hvordan en **målevektor** y_t avhenger av **tilstandsvektor** s_t ved tidspunktene t , ($t=0,1,2,\dots$). Dette er **den lineære ligning for målingene** (eller observasjonene):

$$(1) \quad y_t = H_t + e_t$$

Konstruksjonsmatrisen H_t består typisk av partielle deriverte av de aktuelle måleligningene. Den andre ligningen beskriver tidsutviklingen av f eks et slipp av en værballong og kalles **systemligningen** (eller tilstandsligningen):

$$(2) \quad s_t = s_{t-1} + u_{t-1} + a_t$$

eller mer generelt,

$$s_t = A s_{t-1} + B u_{t-1} + a_t$$

Ligningen sier hvordan ballongposisjonene er sammensatt av sin tidligere posisjon s_{t-1} og inkrementene u_{t-1} og a_t . Disse inkrementene er typisk forårsaket av en kjent uniform bevegelse og en ukjent tilfeldig akselerasjon.

Målingene, akselerasjonsleddet og den forrige posisjon er vanligvis innbyrdes ukorrelerte og er kort beskrevet her ved de følgende kovariansmatriser:

$$(3) \quad \begin{aligned} R_{e_t} &= \text{Cov}(e_t) = E(e_t e_t') \\ R_{a_t} &= \text{Cov}(a_t) = E(a_t a_t') \end{aligned}$$

$$P_{t-1} = \text{Cov}(\hat{s}_{t-1}) = E\left\{(\hat{s}_{t-1} - s_{t-1})(\hat{s}_{t-1} - s_{t-1})'\right\}$$

Kalmans framover rekursjonsformel gir oss de beste lineære estimater om den aktuelle tilstand uten systematiske feil

$$(4) \quad \hat{s}_t = \hat{s}_{t-1} + u_{t-1} + K_t \left\{ y_t - H_t(\hat{s}_{t-1} + u_{t-1}) \right\}$$

og dens kovariansmatrise

$$(5) \quad P_t = \text{Cov}(\hat{s}_t) = P_{t-1} - K_t H_t' P_{t-1}$$

hvor **Kalmans gevinstmatrise** K_t er definert ved

$$(6) \quad K_t = (P_{t-1} + R_{a_t}) H_t' \left\{ H_t (P_{t-1} + R_{a_t}) H_t' + R_{e_t} \right\}^{-1}$$

La oss nå dele den estimerte tilstandsvektor $\hat{s}_t$ og dens kovariansmatrise P_t som følger:

$$(7) \quad \hat{s}_t = \begin{bmatrix} \hat{b}_t \\ \hat{c}_t \end{bmatrix}, \quad P_t = \text{Cov}(\hat{s}_t) = \begin{bmatrix} P_{b_t} & \text{Cov}(\hat{b}_t, \hat{c}_t) \\ \text{Cov}(\hat{c}_t, \hat{b}_t) & P_{c_t} \end{bmatrix}$$

hvor $\hat{b}_t$ gir oss den estimerte posisjon for ballongen og $\hat{c}_t$ de estimerte kalibreringsparametre.

De respektive oppdelinger av de andre størrelser vil da bli som følger:

$$(8) \quad H_t = \begin{bmatrix} H_{b_t} & H_{c_t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} X_t & G_t \end{bmatrix}, \quad u_t = \begin{bmatrix} u_{b_t} \\ u_{c_t} \end{bmatrix}, \quad a_t = \begin{bmatrix} a_{b_t} \\ a_{c_t} \end{bmatrix},$$

og

$$R_{a_t} = \begin{bmatrix} R_{a_{b_t}} & \text{Cov}(a_{b_t}, a_{c_t}) \\ \text{Cov}(a_{c_t}, a_{b_t}) & R_{a_{c_t}} \end{bmatrix}$$

Rekursjonsformelen

fra (4) til (6) gir oss nå den **filtrerte posisjonsvektor** (basert på oppdaterte kalibreringsparametre):

$$(9) \quad \hat{b}_t = \hat{b}_{t-1} + u_{b_{t-1}} + K_{b_t} \left\{ y_t - H_t (\hat{s}_{t-1} + u_{t-1}) \right\}$$

og den oppdaterte vektor for kalibreringsparametrene

$$(10) \quad \hat{c}_t = \hat{c}_{t-1} + u_{c_{t-1}} + K_{c_t} \left\{ y_t - H_t (\hat{s}_{t-1} + u_{t-1}) \right\}$$

Kalmans gevinstmatriser er respektivt

$$(11) \quad K_{b_t} = (P_{b_{t-1}} + R_{a_{b_t}}) H_t' \left\{ H_t (P_{t-1} + R_a) H_t' + R_e \right\}^{-1} + \dots$$

og

$$K_{c_t} = (P_{c_{t-1}} + R_{a_{c_t}}) H_t' \left\{ H_t (P_{t-1} + R_a) H_t' + R_e \right\}^{-1} + \dots$$

Ligning (9) spesifiserer et **"high-pass" filter** fordi det undertrykker fra posisjonskoordinatene alle støyeffekter som kommer fra konstante eller langsomtvarierende kalibreringsfeil i banesensorene. Dets frekvensresponser avhenger av kalibreringsstabiliteten for hver sensor og optimal innstilling skjer automatisk. Likevel, en må bruke nøyaktige estimater for kovariansmatrisene $P_t=0$, R_{c_t} og R_{a_t} i tillegg til å holde rede på rekalkibrering og tilpasninger u_c av sensorene ved alle tidspunkter $t, t=1,2,\dots$. Ligning (10) spesifiserer et **"low-pass" filter** fordi det undertrykker den tilfeldige støy a_{c_t} fra kalibreringsparametrene og det kan brukes for å oppdatere vektoren for kalibreringsparametrene. Det ligner på et eksponensielt glattingsfilter hvor vektene for den glidende midlingen kommer fra (11).

Fordi kalibreringsparametrene er svært nært relatert til målingene, har en

konstruksjonsmatrise H_t vanligvis lineært uavhengige kollonnevektorer. Dette vil forårsake numeriske problemer om ikke adekvate foranstaltninger tas. For det første, er det bruk for en **oppstartning** for å få adekvate førstegjetninger for posisjonsvektor $b_i=0$ og for kalibreringsvektor $c_i=0$. Langes "high-pass" filter (Lange 1988a) kan få fram denne informasjon for alle tilgjengelige datakilder, f eks instrumentkalibrering, laboratorietester, sammenligninger og arkiverte målinger. For det andre, de velkjente **stabilitetsforholdene** ved Kalmanfiltrering må også tilfredsstilles, ellers vil avrundingsfeil litt etter litt gjennomsyre filtreringsresultatene (se f eks Geld, 1974: "Applied Optimal Estimation", MIT Press, side 132).

Stabiliteten ved Kalmanfiltre refererer seg til hvordan de estimerte parametrene oppfører seg når målinger undertrykkes. Typisk er kalibreringsparametrene ikke observerbare gjennom mange ytre hendelser. Faktisk, antall målinger må alltid være større enn hele antallet ukjente tilstandsparametre. Dette er en sak med stor praktisk betydning for alle observasjonssystem med mange kalibreringsparametre som skal estimeres. Den nødvendige betingelse for observasjonstilgang kan vanligvis tilfredsstilles ved å prosessere innkommende sensorsignaler i store bunker eller alternativt, utføre tester for graden av "hvitthet" i lange tidsserier i restleddene e og ved å gjøre oppretingshandlinger når disse er etablert.

Faktisk, for et sant **optimalt Kalmanfilter** vil, ikke bare Kalman gevinstmatriser (11), men hele volumet av databunker også avhenge av tilstands- og modellparametre på en dynamisk måte. Metodene til nå bruker Kalmanrekursjoner (4) til (6) for å estimere disse parametrene.

Vi innfører nå den følgende modifiserte form på tilstandsligningen

$$(12) \quad \hat{s}_{t-1} + u_{t-1} = I s_t + (\hat{s}_{t-1} - s_{t-1}) - a_t$$

hvor $\hat{s}$ representerer en estimert verdi av tilstandsvektor s . Vi kombinerer den med ligning (1) for målingene for å få fram den såkalte **utvidede modell**:

$$(13) \quad \begin{bmatrix} y_t \\ \hat{s}_{t-1} + u_{t-1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} H_t \\ I \end{bmatrix} s_t + \begin{bmatrix} e_t \\ (\hat{s}_{t-1} - s_{t-1}) - a_t \end{bmatrix}$$

$$z_t = Z_t s_t + \varepsilon_t$$

f eks

Tilstandsparametrene kan nå beregnes ved bruk av den velkjente løsningen av et problem for regressjonsanalyse gitt nedenfor. Vi bruker det for **oppdatering**:

$$\hat{s}_t = (Z_t' V_t^{-1} Z_t)^{-1} Z_t' V_t^{-1} z_t \quad (14)$$

Resultatet er algebraisk likeverdig med bruk av Kalmanrekusjoner, men ikke numerisk (se f eks Harwey, 1981: "Time Series Models", Philip Allan Publishers Ltd, Oxford, UK, pp 101-119). For ballongbaneproblemet med et stort antall sensorer med glidende kalibrering, er matrisen som skal inverteres i ligningen (6) eller (11) større enn i formel (14).

Oppstartingen av det store optimale Kalmanfilteret for å løse kalibreringsproblemet for ballongbanesensorene gjøres ved hjelp av Langes "high-pass" filter. Det utnytter en analytisk inverteringsformel (Lange, 19881) for spredte matriser for å løse regressjonsmodeller med den følgende såkalte Kanonisk-Blokkangulære matrisestruktur:

$$\begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_K \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} X_1 & & & G_1 \\ & X_2 & & G_2 \\ & & \ddots & \vdots \\ & & & X_K G_K \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b_1 \\ \vdots \\ b_K \\ c \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_1 \\ e_2 \\ \vdots \\ e_K \end{bmatrix} \quad (15)$$

Dette er en matriserepresentasjon av måleligningen for et fullstendig sammenligningseksperiment for å bestemme vinden eller for ett ballongslipp. Vektorene $b_1, b_2, \dots, b_K$ refererer seg typisk til påfølgende posisjonskoordinater for en værballong, men må også inneholde de kalibreringsparametre som har betraktelige variasjoner i tid og rom. Vektoren c refererer til de andre kalibreringsparametrene som er konstante over samplingsperioden.

Oppdatering av tilstandsparemetrene, spesielt inkludert avdrift i kalibreringen, baserer seg på optimal Kalmanfiltrering. Likevel, Kalmanrekursjonene ville nå omfatte invertering av svært store matriser i ligningene (6) eller (11) fordi målingene må prosesseres i store databunker for å få fram observasjonsmuligheter for de kalibrerte parametre. En databunke er vanligvis et nytt ballongslipp.

Heldigvis, framgangsmåten ved analytisk regresjon fører til nesten den samme blokkangulære matrisestruktur som i ligning (15). De optimale estimatene $\hat{\cdot}$ av $b_1, b_2, \dots, b_K$ og c oppnås ved følgende logiske innsetting i formel (15) for tidspunktene $t, t=1, 2, \dots$:

$$\begin{aligned}
 (16) \quad y_k &:= \begin{bmatrix} y_{t,k} \\ \hat{b}_{t-1,k} + u_{b_{t-1,k}} \end{bmatrix}; \quad X_k := \begin{bmatrix} X_{t,k} \\ I \end{bmatrix}; \\
 G_k &:= \begin{bmatrix} G_{t,k} \\ -X_{t,k} \end{bmatrix}; \quad b_k := b_{t,k}; \\
 e_k &:= \begin{bmatrix} e_{t,k} \\ (\hat{b}_{t-1,k} - b_{t-1,k}) - a_{b_{t,k}} \end{bmatrix}; \quad \text{for } k=1, \dots, K; \\
 y_{K+1} &:= \hat{c}_{t-1} + u_{c_{t-1}}; \quad X_{K+1} := [\text{empty}]; \\
 G_{K+1} &:= \begin{bmatrix} I \end{bmatrix}; \quad c := c_t; \quad \text{and, } e_{K+1} := (\hat{c}_{t-1} - c_{t-1}) - a_{c_t}
 \end{aligned}$$

Disse innsetinger avslutter spesifiseringen av algoritmen for Fast Kalmanfilter (FKF) for synliggjøring av oppfinnelsen for å kalibrere systemet i Fig. 4 for å bestemme høydevinden.

En annen foretrukket metode for å anvende oppfinnelsen er det globale observasjonssystem i det såkalte "World Weather Watch". Her inneholder vektoren y_k forskjellige observerte uoverensstemmelser og systematiske feil i værreporter (f eks midlere differanse mellom dag og natt i trykkverdier som skulle være nær null) fra radiosondesystemet k eller fra en homogen klynge k av radiosonde-stasjoner i et land (Lange, 1988a/b). Vektor b_k for kalibreringsavdrift vil da si oss hva som er galt og hvor mye. Vektor c for kalibreringsavdrift refererer til feil av global natur eller, noe som er mer eller mindre felles for alle observasjonssystem (f eks systematiske feil i radianser og deres vertikale vektingsfunksjoner eller en atmosfærisk tidevannseffekt).

For alle store multisensorsystem er typisk deres konstruksjonsmatriser H spredte matriser. Således kan en vanligvis utføre følgende

Oppdeling:

$$(17) \quad s_t = \begin{bmatrix} b_{t,1} \\ \vdots \\ b_{t,K} \\ c_t \end{bmatrix} \quad y_t = \begin{bmatrix} y_{t,1} \\ y_{t,2} \\ \vdots \\ y_{t,K} \end{bmatrix} \quad H_t = \begin{bmatrix} X_{t,1} & & & G_{t,1} \\ & X_{t,2} & & G_{t,2} \\ & & \ddots & \vdots \\ & & & X_{t,K} & G_{t,K} \end{bmatrix}$$

hvor c_t typisk representerer kalibreringsparametrene ved tid t ; og $b_{t,k}$ alle andre tilstandsparametre i tid og/eller i rom.

Dersom ikke oppdelingen er opplagt, kan en prøve å gjøre den automatisk ved å bruke en spesiell algoritme som konverterer alle spredte lineære systemer til den kanonisk blokkangulære form over (Weil and Kettler, 1971: "Rearranging Matrices to Block-angular

Form for Decomposition (and other) Algorithms", Management Science, Vol. 18, No. 1, September 1971, side 98-107).

Utvidet modell for et tilfelle med et volum i rommet: se ligningen (15) og (16).

Utvidet modell for et volum i bevegelse (lengde L):

$$\begin{bmatrix} \hat{y}_t \\ \hat{s}_{t-1} + u_{t-1} \\ \hat{y}_{t-1} \\ \hat{s}_{t-2} + u_{t-2} \\ \vdots \\ \hat{y}_{t-L+1} \\ \hat{s}_{t-L} + u_{t-L} \\ \hat{c}_{t-1} + u_{c_{t-1}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} H_t & & F_t & \\ I & & & \\ & H_{t-1} & & F_{t-1} \\ & I & & \\ & & \ddots & \\ & & & H_{t-L+1} & F_{t-L+1} \\ & & & I & \\ & & & & I \end{bmatrix} \begin{bmatrix} s_t \\ s_{t-1} \\ \vdots \\ s_{t-L+1} \\ c_t \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_t \\ (\hat{s}_{t-1} - s_{t-1}) - a_t \\ e_{t-1} \\ (\hat{s}_{t-2} - s_{t-2}) - a_{t-1} \\ \vdots \\ e_{t-L+1} \\ (\hat{s}_{t-L} - s_{t-L}) - a_{t-L+1} \\ (\hat{c}_{t-1} - c_{t-1}) - a_{c_t} \end{bmatrix}$$

$$\text{i.e. } Z_t = Z_t s_t + e_t$$

(18)

og hvor vektor c_t representerer alle kalibreringsparametre som er konstante i volumet i bevegelse. Som tidligere, fortsetter vi med

Oppdatering:
(19)

$$\hat{S}_t = \{Z_t' V_t^{-1} Z_t\}^{-1} Z_t' V_t^{-1} Z_t$$

Legg merke til at den gigantiske matrise Z tar form som en **nestet** blokkangulær matrise når romdomenet føyes til. Langes "high-pass" filter kan revideres til å behandle alle slike spredte matriser i utvidede modeller.

Formelen for rekursjonssteget i Fast Kalmanfilter (FKF) ved alle tidspunkter t er som følger (hvor $l=0,1,2,\dots,L-1$):

$$\hat{s}_{t-l} = \{X'_{t-l} V^{-1}_{t-l} X_{t-l}\}^{-1} X'_{t-l} V^{-1}_{t-l} (y_{t-l} - G_{t-l} \hat{c}_t)$$

$$\hat{c}_t = \left\{ \sum_{l=0}^L G'_{t-l} R_{t-l} G_{t-l} \right\}^{-1} \sum_{l=0}^L G'_{t-l} R_{t-l} y_{t-l}$$

$$R_{t-l} = V^{-1}_{t-l} \left\{ I - X_{t-l} \{X'_{t-l} V^{-1}_{t-l} X_{t-l}\}^{-1} X'_{t-l} V^{-1}_{t-l} \right\}$$

(20)

$$V_{t-l} = \begin{bmatrix} \text{Cov}(e_{t-l}) & \\ & \text{Cov}\{A(\hat{s}_{t-l-1} - s_{t-l-1}) - a_{t-l}\} \end{bmatrix}$$

$$y_{t-l} = \begin{bmatrix} y_{t-l} \\ A\hat{s}_{t-l-1} + Bu_{t-l-1} \end{bmatrix}$$

$$X_{t-l} = \begin{bmatrix} H_{t-l} \\ I \end{bmatrix}$$

$$G_{t-l} = \begin{bmatrix} F_{t-l} \\ \end{bmatrix}$$

og f.eks.
for

$$R_{t-L} = V^{-1}_{t-L}$$

$$V_{t-L} = \text{Cov}\{A(\hat{c}_{t-1} - c_{t-1}) - a_{c_t}\}$$

$$y_{t-L} = A\hat{c}_{t-1} + Bu_{c_{t-1}}$$

$$G_{t-L} = I.$$

Når tilstandsvektorene også er dekoplet i romdomenet, er diss undersystemer indikert ved ligningene (17), (16) og (15). Faktisk, Langes reviderte algoritme for "high-pass" filter, slik den er spesifisert i formal (20), vil gjøre hele jobben i en engang hvis bare de detaljerte understrukturer permuteres for å samsvare med den generelle blokkangulære form på ligning(18).

For et kontinuerlig Kalman filter: $u_i = F(t)\Delta t b_i$ (Gelb 1974, pp. 122-124).

I det det refereres til Fig. 2, vil en spesiell synliggjøring av dagens navigasjonssystem ved anvendelse av en desentralisert teknikk med Kalmanfiltrering bli forklart. Som antydnet ved blokkdiagrammet er "Federated Filtering" (Neal A. Carlson, 1988: "Federated Filter for Fault-Tolerant Integrated Navigation Systems", Proceedings of the IEEE 1988 PLANS, IEEE AES Society, se Fig. 1 på side 111) en toskritts teknikk for data-prosessering hvor utgående data fra lokale, sensorrelaterte filtre er prosesserte i rekkefølge og kombinert ved hjelp av et større hovedfilter. Hvert lokalfilter er dedikert til et separat undersystem av sensorer. Et eller flere lokale filtre kan også bruke data fra et felles referansesystem, f eks et innersielt navigasjonssystem (INS). Fordelene i forhold til dagens sentraliserte teknikk med Kalman-filtrering er en økt total gjennomgang i systemet ved parallell operasjon av lokale filtre og en videre økning av gjennomgang i systemet ved å bruke de lokale filtre til datakompressjon. Slike framgangsmåter er blitt absolutt nødvendige for store multisensor-navigasjonssystemer på grunn av store behov for beregning. Sett fra dagens sentraliserte Kalmanfiltre anvendt på store sensorsystem, faller disse framgangsmåter for å øke hastigheten på beregningene inn i to generelle kategorier for tilnærmede metoder, dvs dekoplete tilstander og prefiltrering for datakomprimering (se f eks Gelb, 1974: "Applied Optimal Estimation", MIT Press, side 289-291).

Ulempene er at et tilnærmet Kalmanfilter aldri er strengt optimalt, og derfor blir dets stabilitet mer eller mindre usikkert. I alle tilfeller er stabiliteten vanskeligere å etablere på en teoretisk rigorøs måte.

Ved å referere til Fig. 3, kan vi nå beskrive oppfinnelsens apparat som gjør bruk av en teoretiske sett sunn, men likevel en praktisk sentralisert metode for Kalmanfiltrering.

Som det kan ses ved sammenligning av Fig. 1 og Fig. 3, har den logiske enhet (1) i oppfinnelsen en toveis kommunikasjonsforbindelse til databankenheten (2), mens den logiske enheten i dagens system enhet (11) bare kan lese fra databankenheten (12). For at sensor- og kalibreringsenheten i dagens system skal operere skikkelig, må databankenheten (12) ha en passende samling av data om sensorenes (13) kvalitet. Slik informasjon må etableres empirisk og trenger ofte å bli reetablert ved adekvate intervaller, for hver individuelle sensor (13) ved sekvensiell eksponering til et antall kjente eksterne hendelser med kjente størrelser. Dette er ikke mulig i mange tilfeller med praktisk betydning; betrakt f eks en radiometrisk sensor på en værstatellitt i bane. I motsetning har den logiske enhet (1) i oppfinnelsen kapasitet til å strekke og oppdatere kalibreringsinformasjonen samlet i sin databank (2), bare ved å anta at en viss observasjonsbetingelse er oppfylt for Kalmanfiltret.

Som det kan sees ved å sammenligne figurene 2 og 3, er "Federated Kalman Filter"-

løsningen den samme som med et enkelt, sentralisert Kalman Filter bare dersom fusjon av informasjon og deloperasjoner er utført etter hver omgang med oppdatering av målinger med lokalt filter (og når hovedfiltret skulle kunne hankses med det store Kalman-filtreringsproblem uten hjelp av dekoplete tilstander). Altså er dagens løsninger i Fig. 2 teoretiske underlegne fordi det er en fullstendig sentralisert Kalmanfilterløsning i Fig 3. som yter optimale resultater som vist av Kalman i 1960, eller, i virkeligheten av Gauss og Markov allerede på 1800-tallet. Likevel, beregningsmengden ved dagens sentraliserte Kalmanfilter er proporsjonal med n^3 hvor n er antall tilstandsparametre, f eks antall av alle ukjente størrelser som må løses for å oppdatere estimatene for prosessparametrene.

For å bruke dette apparat og metode kan enkle og billige sensorer brukes fullt ut uten for mye å betrakte deres indre kalibreringsinnretninger og hastigheten til de logiske enheter. Til tross for bruk av helt ukalibrerte sensorer, som likevel har forutsigbarhet, kan nøyaktige resultater oppnås i sanntidsapplikasjoner gjennom bruk av kalibrering- og standardiseringsmetoden og apparat som avsløres i dette.

Det oppfundne metoden for Fast Kalmanfilter (FKF) er basert på det generelle prinsipp om dekoplete tilstander. Bruk av Langes analytiske inverteringsmetode for spredte matriser følger med oppfinnelsen (se f eks Lange, 1988a). Fordi løsningen er rett fram og eksakt, kan optimaliteten ved et stort sentralisert Kalmanfilter oppnås med en beregningseffektivitet som vanskelig kan slås.

De som har kunnskap på området vil sette pris på at mange variasjoner kan praktiseres med hensyn til oppfinnelsen som er beskrevet uten å gå utenom oppfinnelsens ånd. Det må derfor forstås at oppfinnelsens rammer ikke må betraktes som begrenset til den spesielle synliggjøring som er beskrevet, unntatt så langt som kravene kan spesielt inkludere slike begrensinger.

Referanser:**References**

- (1) Kalman, R. E. (1960): "A new approach to linear filtering and prediction problems". Trans. ASME J. of Basic Eng. 82:35-45.
- (2) Lange, A. A. (1982): "Multipath propagation of VLF Omega signals". IEEE PLANS '82 - Position Location and Navigation Symposium Record, December 1982, 302-309.
- (3) Lange, A. A. (1984): "Integration, calibration and intercomparison of windfinding devices". WMO Instruments and Observing Methods Report No. 15.
- (4) Lange, A. A. (1988a): "A high-pass filter for optimum calibration of observing systems with applications". Simulation and Optimization of Large Systems, edited by A. J. Osadacz, Oxford University Press/Clarendon Press, Oxford, 1988, 311-327.
- (5) Lange, A. A. (1988b): "Determination of the radiosonde biases by using satellite radiance measurements". WMO Instruments and Observing Methods Report No. 33, 201-206.

Patentkrav

1. En metode for å kalibrere avlesninger fra et multisensorsystem, hvor sensorene skaffer til veie utgående signaler som respons på ytre hendelser, karakterisert ved at metoden omfatter følgende skritt:

- a) opprettelse av databankinnretninger for å lagre informasjon om:
 - en mengde utgående signalverdier fra sensorenes testpunkter for noen av de før nevnte sensorer og en mengde verdier for de før nevnte ytre hendelser, som svarer til de før nevnte utgående signalverdier fra sensorenes testpunkter, hvor forbedringen består i minimale krav til kvantitet og kvalitet av de før nevnte data fra testpunktene og i at ukalibrerte sensorer kan føyes til;
 - de før nevnte kalibrerte sensoravlesninger eller alternativt, de før nevnte avlesninger sammen med deres kalibreringsparametre og verdier for de før nevnte ytre hendelser som svarer til en situasjon; og
 - kontroller av eller endringer i, om de finnes, de før nevnte sensorer eller de før nevnte ytre hendelser som svarer til en ny situasjon;
- b) opprettelse av logiske innretninger for å aksessere de før nevnte kalibrerte avlesninger eller alternativt, de før nevnte avlesninger sammen med deres kalibreringsparametre, hvor forbedringen består i både lesing og skriving slik at de før nevnte logiske innretninger har en toveis kommunikasjonsforbindelse til de før nevnte databankinnretninger;
- c) framskaffelse av utgående sensorsignaler fra de før nevnte sensorer til de før nevnte logiske innretninger;
- d) framskaffelse av informasjon, om den finnes, om de før nevnte kontroller og endringer i de før nevnte databankinnretninger;
- e) oppdatering ved hjelp av Kalman rekursjon, hvor forbedringen består i bruk av en algoritme oppnådd fra Fast Kalman Filter (FKF) formel (20) i beskrivelsen, i de før nevnte logiske innretninger (1), med verdier av både de før nevnte ytre hendelser og de før nevnte kalibreringsparametre som svarer til den før nevnte nye situasjon; og
- f) framskaffelse av oppdaterte verdier av de før nevnte kalibrerte avlesninger og/eller de før nevnte ytre hendelser, etter ønske.

2. Metode i følge krav 1 karakterisert ved at de før nevnte logiske innretninger (1) opererer på en desentralisert eller kaskadelignende måte, men som på en eller annen måte utnytter Kalman filtrering hvor forbedringen består i bruk av en algoritme oppnådd fra Fast Kalman Filter (FKF) formel (20) i beskrivelsen.

3. Et kalibreringsapparat, anvendt på et multisensorsystem som skaffer til veie utgående data med en betraktelig forutsigbarhet som respons på en overvåket hendelse karakterisert ved at apparatet omfatter:

a) databankinnretninger for å lagre informasjon om en mengde utgående sensorverdier fra hver sensor, som kalibreringsapparatet vil bli brukt sammen med, og en mengde verdier for den før nevnte ytre hendelse som svarer til en situasjon og til noen testpunkter, hvor forbedringen består i minimale krav til kvantitet og kvalitet av de før nevnte data fra testpunktene, og i at ukalibrerte sensorer kan føyes til; og

b) logiske innretninger (1), basert på Kalman filtrering, hvor forbedringene består i bruk av en algoritme oppnådd fra Fast Kalman Filter (FKF) formel (20) i beskrivelsen, operasjonelt tilknyttet det før nevnte multisensorsystem for å motta de før nevnte utgående sensordata og som videre er operasjonelt knyttet til de før nevnte databaseinnretninger for å aksessere og oppdatere den før nevnte informasjon om den før nevnte mengde utgående sensorverdier og den før nevnte mengde verdier for den før nevnte ytre hendelse, for å skaffe til veie utgående data som omfatter kalibrerte avlesninger for det før nevnte sensorsystem og/eller etter ønske, aktuelle verdier for den før nevnte ytre hendelse som alle kan bli betraktelig standardiserte til forutvalgte standarder.

4. Apparatet i følge krav 3 karakterisert ved at de før nevnte logiske innretninger (1) opererer på en desentralisert eller kaskadelignende måte, men som på en eller annen måte utnytter Kalman filtrering, hvor forbedringen består i bruk av en algoritme oppnådd fra Fast Kalman Filter (FKF) formel (20) i beskrivelsen.

5. Metode i følge krav 1 karakterisert ved at den inkluderer det følgende skritt:

a) tilpasning ved hjelp av Kalman filtrering, hvor forbedringen består i bruk av en algoritme oppnådd fra Fast Kalman Filter (FKF) formel (20) i beskrivelsen, i de før nevnte logiske innretninger (1), den før nevnte informasjon om de før nevnte kontroller av eller endringer i de før nevnte sensorer eller de før nevnte ytre hendelser så langt som deres sanne størrelser er ukjente.

6. Metode i følge krav 2 karakterisert ved at den inkluderer det følgende skritt:

a) tilpasning ved hjelp av Kalman filtrering hvor forbedringen består i bruk av en algoritme oppnådd fra Fast Kalman Filter (FKF) formel (20) i beskrivelsen, i de før nevnte logiske innretninger (1), den før nevnte informasjon om de før nevnte kontroller av eller endringer i de før nevnte sensorer eller de før nevnte ytre hendelser, så langt som deres sanne størrelser er ukjente.

7. Et apparat for dataassimilasjon, til bruk sammen med et observasjonssystem og et dynamisk predikteringssystem, som skaffer til veie utgående data med en betraktelig forutsigbarhet som respons på en overvåket hendelse, karakterisert ved at apparatet omfatter:

- a) databankinnretninger for å lagre informasjon om en mengde utgående sensorverdier for hvert sensorsystem, som apparatet vil bli brukt sammen med, og en mengde verdier inkludert deres endringer prediktert ved hjelp av det før nevnte dynamiske system for den før nevnte ytre hendelse og for noen testpunkter, hvor forbedringen består i minimale krav til kvalitet og kvantitet for de før nevnte testpunktdata og i at ukalibrerte sensorer kan føyes til; og
- b) logiske innretninger (1), basert på Kalman filtrering, hvor forbedringen består i bruk av en algoritme oppnådd fra Fast Kalman Filter (FKF) formel (20) i beskrivelsen, operasjonelt tilknyttet til de før nevnte observasjon- og prediksjonssystemer for å motta de før nevnte utgående sensordata, og som videre er operasjonelt knyttet til de før nevnte databankinnretninger for å aksessere og oppdatere den før nevnte informasjon om den før nevnte mengde utgående sensorverdier og den før nevnte mengde verdier og predikterte endringer for den før nevnte ytre hendelse, for å skaffe til veie utgående data som omfatter kalibrerte avlesninger for det før nevnte observasjonssystem og/eller, etter ønske, aktuelle verdier for den før nevnte ytre hendelse.

8. Et apparat for prediktering, til bruk sammen med et observasjonssystem og et system for dynamisk prediktering, som skaffer til veie utgående data som har en vesentlig forutsigbarhet forut for overvåkte hendelser, karakterisert ved at det omfatter:

- a) databankinnretninger for å lagre informasjon om en mengde utgående sensorverdier fra hvert sensorsystem, som apparatet vil bli brukt sammen med, og en mengde verdier inkludert deres endringer prediktert ved hjelp av det før nevnte dynamiske system for de før nevnte ytre hendelser og for noen testpunkter, hvor forbedringen består i minimale behov for kvantitet og kvalitet for de før nevnte testpunktdata og i at ukalibrerte sensorer kan føyes til; og
- b) logiske innretninger (1), basert på Kalman filtrering, hvor forbedringen består i bruk av en algoritme oppnådd fra Fast Kalman Filter (FKF) formel (20) i beskrivelsen, operativt tilknyttet til de før nevnte observasjon- og prediksjonssystemer for å motta de før nevnte utgående sensordata, og som videre er operasjonelt knyttet til de før nevnte databankinnretninger for å aksessere og oppdatere den før nevnte informasjon om den før nevnte mengde utgående sensordata og den før nevnte mengde av verdier og predikterte endringer for de før nevnte ytre hendelser, for å skaffe til veie utgående data som omfatter predikterte avlesninger for det før nevnte observasjonssystem og/eller, slik det ønskes, predikterte verdier for de før nevnte ytre hendelser.

9. Et kontrollapparat, til bruk sammen med et sensorsystem og et dynamisk system, som skaffer til veie tilstandsparametre med en vesentlig forutsigbarhet for det før nevnte dynamiske system, karakterisert ved at det omfatter:

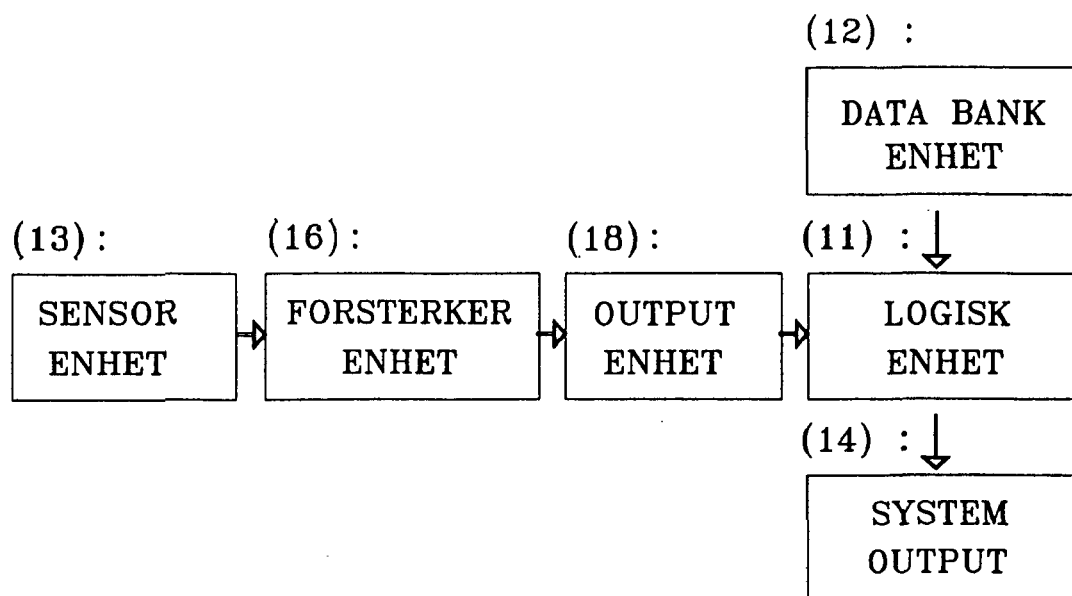
a) databaseinnretninger for å lagre informasjon om en mengde utgående sensorverdier for det før nevnte sensorsystem, som apparatet vil bli brukt sammen med, og en mengde verdier, kontroller og endringer prediktert ved hjelp av en modell for det før nevnte dynamiske system for de før nevnte tilstandsparametre og for noen testpunkter, hvor forbedringen består i minimale behov for kvantitet og kvalitet for de før nevnte testpunktdata og i at ukalibrerte sensorer kan føyes til; og

b) logiske innretninger (1) basert på Kalman filtrering, hvor forbedringen består i bruk av en algoritme oppnådd fra Fast Kalman Filter (FKF) formel (20) i beskrivelsen, operasjonelt tilknyttet de før nevnte observasjon- og dynamiske system for å motta de før nevnte utgående sensordata og de før nevnte kontroller, og som videre er operasjonelt knyttet til de før nevnte databankinnretninger for å aksessere og oppdatere den før nevnte informasjon om den før nevnte mengde utgående sensordata og den før nevnte mengde av verdier, kontroller og predikterte endringer for de før nevnte tilstandsparametre, for å skaffe til veie utgående data som omfatter kalibrerte/predikterte avlesninger for det før nevnte sensorsystem og/eller aktuelle/predikterte verdier for de før nevnte tilstandsparametre, slik det ønskes.

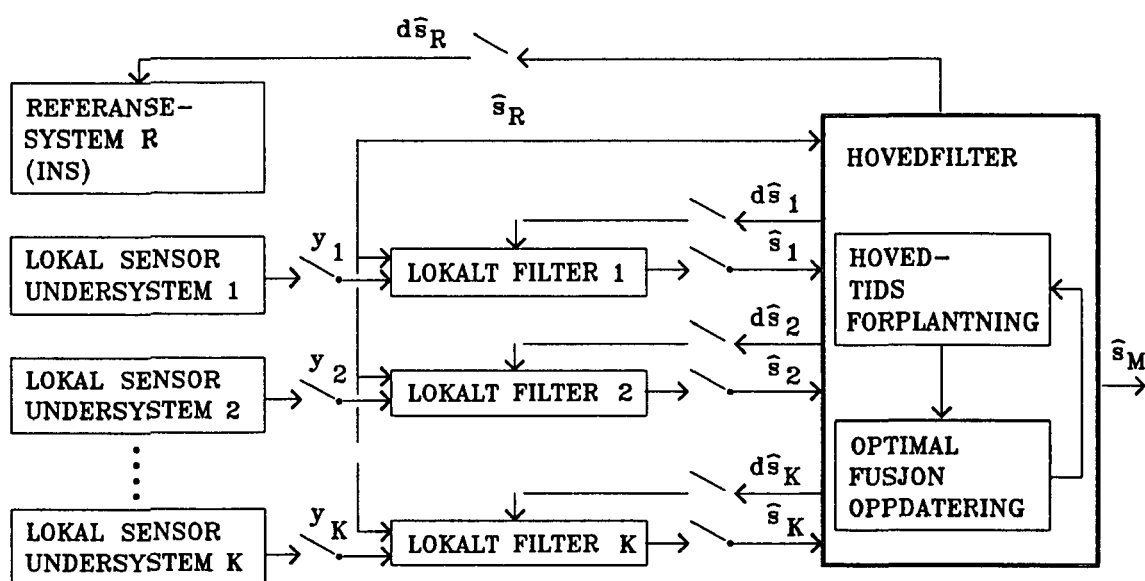
10. Apparat i følge krav 7, 8 eller 9, karakterisert ved at de før nevnte logiske innretninger (1) opererer på en desentralisert eller kaskadelignende måte, men utnytter på en eller annen måte Kalman filtrering, hvor forbedringen består i bruk av en algoritme oppnådd fra Fast Kalman Filter (FKF) formel (20) i beskrivelsen.

11. Apparat i følge krav 3, 7, 8, eller 9, karakterisert ved at informasjon om kontroller eller endringer i de før nevnte sensorer eller de før nevnte ytre hendelser, så langt som deres sanne størrelser er ukjente, er tilpasset ved hjelp av Kalman filtrering, hvor forbedringen består i bruk av en algoritme oppnådd fra Fast Kalman Filter (FKF) formel (20) i beskrivelsen.

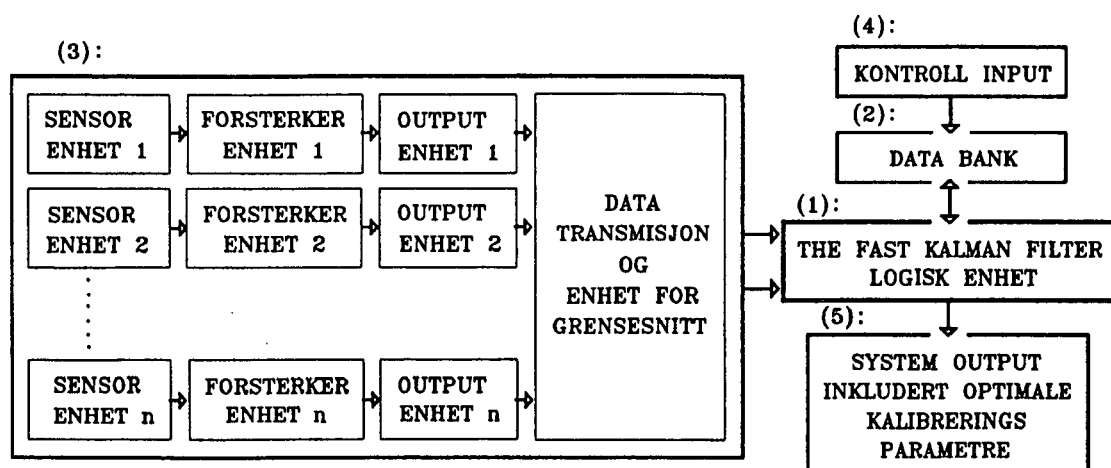
12. Apparat i følge krav 4 eller 10, karakterisert ved at informasjon om kontroller eller endringer i de før nevnte sensorer eller før nevnte ytre hendelser, så langt som deres sanne størrelser er ukjente, er tilpasset ved hjelp av Kalman filtrering, hvor forbedringen består i bruk av en algoritme oppnådd fra Fast Kalman Filter (FKF) formel (20) i beskrivelsen.



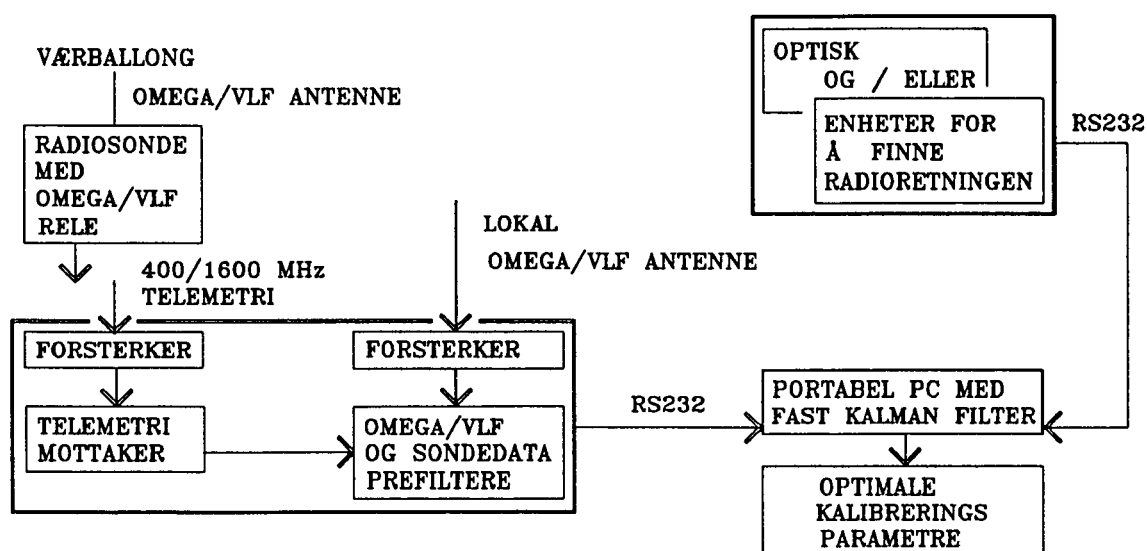
Figur 1.



Figur 2.



Figur 3.



Figur 4.