



(12) PATENT

(19) NO

(11) 337843

(13) B1

NORGE

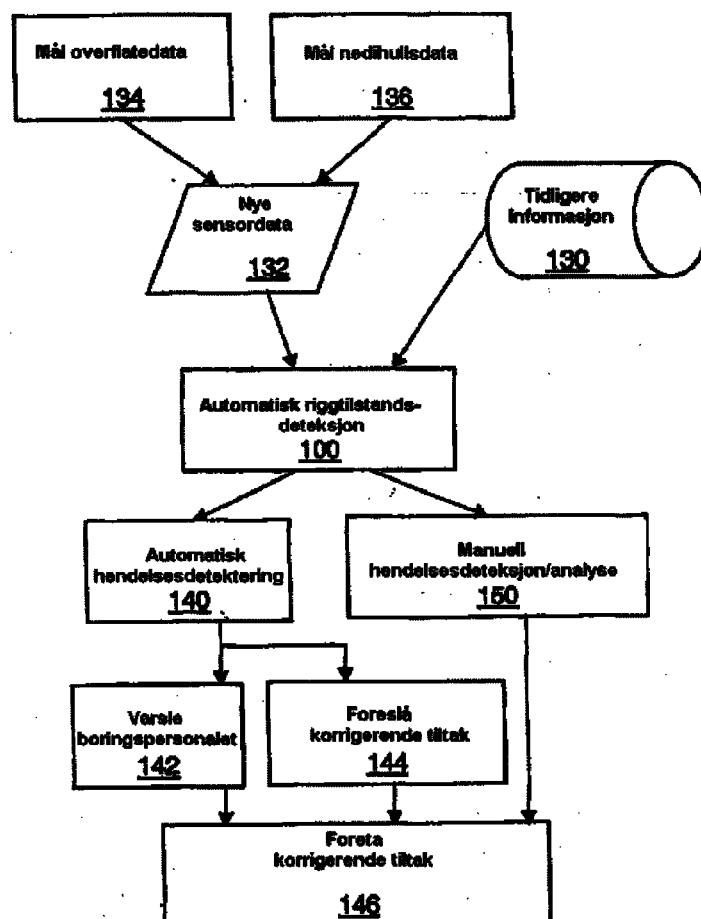
(51) Int Cl.

E21B 44/00 (2006.01)
G06N 7/00 (2006.01)

Patentstyret

(21)	Søknadsnr	20053079	(86)	Int.inng.dag og søknadsnr	2003.12.22 PCT/GB2003/05596
(22)	Inng.dag	2005.06.23	(85)	Videreføringsdag	2005.06.23
(24)	Løpedag	2003.12.22	(30)	Prioritet	2002.12.27, US, 330634 2003.03.26, US, 400125
(41)	Alm.tilgj	2005.09.16			
(45)	Meddelt	2016.06.27			
(73)	Innehaver	Schlumberger Technology B.V., Parkstraat 83-89, NL-2514JG HAAG, Nederland Richard John Meehan, 6622 Carrington Court, US-TX77479 SUGAR LAND, USA Walter D Aldred, 4 Lower Street, GB-SG87RJ THRILOW, CAMBRIDGESHIRE, Storbritannia Jonathan Dunlop, 113 Union Lane, GB-CB41PX CAMBRIDGE, Storbritannia William Lesso, 1901 Post Oak Blvd #501, US-TX77056 HOUSTON, USA Matthew Richard Orton, Flat 41, The Timberyard Drusdale Street, GB-N16ND LONDON, Storbritannia William John Fitzgerald, 3 Cambridge Road, GB-CB37PJ CAMBRIDGESHIRE, Storbritannia Bryn Aarflot AS, Postboks 449 Sentrum, 0104 OSLO, Norge			
(72)	Oppfinner				
(74)	Fullmektig				
(54)	Benevnelse	System og fremgangsmåte for riggtilstandsdetektering.			
(56)	Anførte publikasjoner				
(57)	Sammendrag				

En fremgangsmåte og utstyr er angitt for automatisk detektering av en boreriggs tilstand under den prosess som går ut på å bore et borehull. To eller flere, men fortrinnsvis fire innbyrdes uavhengige inngangskanaler benyttes for å motta informasjon, og hver inngangsdatakanal angir da en rekke målinger utført over tid under utbøringsprosessen. Basert på inngangskanaler detekteres den mest sannsynlige tilstand for boreriggen ut i fra minst tre mulige boretilstander. Deteksjonsmetoden er fortrinnsvis sannsynlighetsbasert og enda mer fortrinnsvis basert på partikkelfiltreringsteknikker. De foretrukne systemer og angitte fremgangsmåter er også i stand til å detektere hendelser samt fremvisning av disse samt varslings av borepersonalet om disse påviste hendelser samt også å antyde korrigerende tiltak.



Oppfinnelsens område

Foreliggende oppfinnelse gjelder det området som angår utboringsteknologi i oljefeltutnyttelse. Spesielt gjelder oppfinnelsen utstyr og fremgangsmåte for automatisk detektering av en boreriggs tilstand.

Oppfinnelsens bakgrunn

I oljefeltanvendelse kan utboringprosessen hindres av mange forskjellige problemer. Nøyaktige målinger av nedihulls tilstander, berggrunnsegenskaper og overflateutstyr gjør det mulig å minimalisere mange utboringstrisikoer, men disse er også avgjørende når det gjelder å påvise at et problem har oppstått. For nærværende påvisning av de fleste problemer er en følge av menneskelig årvåkenhet, men en påvisningssannsynlighet nedsettes ofte av tretthet, høy arbeidsbelastning eller mangel på erfaring.

Noen begrensende teknikker er blitt brukt for å detektere én av to mulige riggtilstander, men generelt har disse bare benyttet seg av en enkelt inngangskanal. For eksempel brukes en viss teknikk for automatisk å påvise om borerøret befinner seg "i glidetilstand" eller "ikke i glidetilstand". Denne informasjon brukes for å vinne nøyaktig styring av dybdeestimer, for eksempel i sammenheng med slike aktiviteter som måling-under-utboring (MWD eller slamlogging). For å kunne bestemme om borerøret befinner seg "i glidetilstand" benytter den kjente teknikk vanligvis bare en enkelt inngangskanal som holdes på overflaten, nemlig kroklast. Et annet eksempel er en teknikk som brukes for å forutsi om borkronen befinner seg "på bunnen" eller "ikke på bunnen". På lignende måte gjør denne fremgangsmåte bruk av bare en enkelt inngangskanal, nemlig en som angir blokkposisjon, og brukes da bare for å detektere om det foreligger én av to "tilstander" for boreriggen.

EP 0939195 beskriver en fremgangsmåte som detekterer en pause under en boreoperasjon som gjør at borkronen står stille. Under denne pausen kan ulike datainnsamlingsoperasjoner utføres som omfatter å bestemme en prosess modus, og basert på denne prosess modus velges en datainnsamlingssekvens. Basert på innsamlede data bestemmes en karakteristikk av formasjonen.

US 3605919 beskriver en tank for boreslam som har en flottør-ball oppi tanken som er forbundet til en første ende av en fleksibel kabel som har en vekt på sin andre ende for kontakt med et par elektriske brytere som påvirkes av

bevegelsen til flottør-ballen. Kabelen har en rekke utløsere i avstand fra hverandre som gir kontakt med en tredje bryter som gir elektriske signaler som angir et inkrementelt volumetrisk mål på strømmen av slam fra tanken inn i brønnen under boring. To par med elektriske spolebetjente ventiler reagerer logisk på posisjonen av flottør-ballen som gir signaler til en grensesensor som indikerer kroklast, og til en lukkesensor plassert i en returledning for boreslam fra brønnhullet, og som automatisk kontrollerer fyllingen av tanken, tømning av tanken og mengden av borefluid som tillates å flyte inn i borehullet. Elektriske kretser er også tilveiebragt som måler mengden av fluid som flyter inn i borehullet, og sammenligner de målte mengder med forutbestemte verdier, og som forårsaker alarmer som skal aktiveres i tilfelle av at det aktuelle fluidvolumet som flyter inn i brønnen under boring faller utenfor de forhåndsbestemte verdiene.

WO 03100216 beskriver en fremgangsmåte og system for automatisk å bestemme tilstanden av en bore- eller annen passende brønnoperasjon som innbefatter å lagre en rekke tilstander for boreoperasjoner på forhånd. Mekaniske og hydrauliske data mottas fra brønnoperasjonen. Basert på de mekaniske og hydrauliske data blir en av de lagrede tilstandene automatisk valgt som tilstanden til brønnoperasjonen. Prosessevalueringen kan utføres basert på tilstanden til brønnoperasjon.

Kjente hendelses påvisningssystemer har vært avhengig av bore-personalet for å fastlegge riggtilstanden. Se for eksempel "The MDS System: Computers Transform Drilling", Bourgois, Burgess, Rike, Unsworth, Oilfield Review, bind 2, nr. 1, 1990, sidene 4-15, og "Managing Drilling Risk" Aldred et al., Oilfield Review, sommeren 1999, side 219.

Sammenfatning av oppfinnelsen

Det er således et formål for den foreliggende oppfinnelse å frembringe et system og en fremgangsmåte for automatisk riggtilstandspåvisning og som gjør bruk av flere inngangskanaler for å detektere én av flere distinkte riggtilstander.

Det er også et formål for den foreliggende oppfinnelse å frembringe utstyr og en fremgangsmåte for detektering av utboringshendelser basert på automatisk riggtilstandspåvisning.

I henhold til oppfinnelsen er det frembrakt en fremgangsmåte for utboring mens boreriggens tilstand automatisk detekteres under utboringprosessen på en

borebrønn, og som da omfatter følgende prosesstrinn. Mottak over to eller flere uavhengige inngangsdatakanaler, hvor hver inngangsdatakanal overfører en rekke av målinger utført over tid under utbøringsprosessen. Og, automatisk detektering av den mest sannsynlige tilstand for boreriggen fra minst tre mulige riggtilstander, hvor da denne detektering er basert på to eller flere inngangskanaler. Aktivitet som har sammenheng med utboringen blir fortrinnsvis forandret på grunnlag av vedkommende deteksjon av den mest sannsynlige tilstand for boreriggen.

Denne fremgangsmåte gjør fortrinnsvis bruk av tre eller flere uavhengige inngangskanaler som fortrinnsvis velges for å angi de følgende forhold: kroklast, blokkposisjon, dreiemoment og standrørtrykk. Dette sett av mulige riggtilstander inkluderer fortrinnsvis minst 6 tilstander, og enda mer å foretrekke mer enn 10 mulige tilstander. Fremgangsmåten genererer fortrinnsvis også en sannsynlighet for hver av de mulige riggtilstander.

Den algoritme som brukes ved automatisk detektering av den mest sannsynlige tilstand er fortrinnsvis sannsynlighetsbasert i sin art, og er enda mer å foretrekke basert på partikkelfiltreringsteknikker.

Fremgangsmåten inkluderer fortrinnsvis hendelsesdeteksjon basert på den automatisk detekterte riggtilstand. Denne hendelsesdeteksjon er fortrinnsvis automatisk. Fremgangsmåten gjør fortrinnsvis enten borepersonalet oppmerksom på den påviste hendelse og/eller foreslår korrigerende tiltak.

Foreliggende oppfinnelse inngår også i et system for utboring under automatisk detektering av boreriggens tilstand under utboringen av et borehull, mens et datamaskinlesbart medium er i stand til å opprette et datamaskinsystem for å utføre de påfølgende trinn under en utbøringsprosess for et borehull.

Slik det brukes her, gjelder uttrykkene "riggtilstander" eller "tilstander for boreriggen" tilsiktede tiltak som finner sted i et utboringssystem under utbøringsprosessen. Videre vil settet av riggtilstander fortrinnsvis være definert slik at de gjensidig utelukker hverandre.

Slik det brukes her vil uttrykket "utbøringsprosess" gjelde hele massen av borebrønnens konstruksjon i forbindelse med utboring av borehullet, inkludert operasjoner som vanligvis vil være kjent som tripping, rømming, rotasjonsutboring, glideutboring og løpende brønnføring.

Foreliggende oppfinnelse er særlig egnet til å tilveiebringe en fremgangsmåte for utboring under automatisk deteksjon av boreriggens tilstand under boreprosessen for en borebrønn som omfatter følgende prosesstrinn:

mottak gjennom to eller flere uavhengige datakanaler, hvor hver inngangskanal overfører en rekke målinger utført over tid under boreprosessen, og automatisk deteksjon av den mest sannsynlige tilstand for boreriggen ut i fra minst tre mulige boreriggtilstander, hvor trinnet med automatisk å detektere er basert på to eller flere inngangskanaler og sannsynligheter tildelt til hver tilstand-til-tilstands transisjon.

Kort beskrivelse av tegningene:

Figur 1 viser et eksempel på innganger og utgang for et system for riggtilstandsdetektering, i samsvar med den foretrukne utførelse av oppfinnelsen;

Figur 2 anskueliggjør et parametrisk partikkelfilter betraktet som et Bayesisk nettverk;

Figur 3 viser simulerte data hvor hver punktprøve er trukket ut fra én av tre støyfylte tilstander;

Figur 4 viser forandringer i de etterfølgende densiteter for én viss partikkel under fire tidstrinn ut i fra det eksempel som er vist i figur 3;

Figur 5 viser et eksempel på parametere i Kalman-filteret som er optimalisert for å detektere tilstanden "InSlips";

Figur 6 viser et parametrisk partikkelfilter for detektering av tilstandene "PoohPump", "RihPump" og "InSlips" ved bruk av HKLD- og BPOS-data, i samsvar med den foretrukne utførelse av oppfinnelsen;

Figur 7 viser opptegninger av innganger og utgang for et riggtilstands-deteksjonssystem i samsvar med den foretrukne utførelse av oppfinnelsen;

Figur 8 viser prosesstrinn som inngår i et system for automatisk riggtilstandsdeteksjon basert på en foretrukket utførelse av oppfinnelsen;

Figur 9 viser prosesstrinn som inngår i et forbedret system for hendelsesdeteksjon, og da i samsvar med foretrukne utførelser av oppfinnelsen;

Figur 10 viser et utboringssystem 10 som bruker automatisk riggtilstandsdeteksjon, og da i samsvar med foretrukne utførelser av oppfinnelsen;

Figur 11 viser en ytterligere detalj ved en egnet prosessor, i samsvar med foretrukne utførelser av oppfinnelsen; og

Figur 12 anskueliggjør stykkevis sannsynligheter for lineære standrørtrykk ved tilfeller hvor pumpene er slått på og pumpene er slått av, i samsvar med et beskrevet eksempel.

Detaljert beskrivelse av oppfinnelsen:

I henhold til oppfinnelsen er det blitt erkjent at de signaturer som kan føre til nøyaktig deteksjon av mange utboringshendelser er spredt over flere overflate- og nedihulls kanaler med lave signal/støy-forhold. I tillegg vil mange av rutine-tiltakene som treffes av utboreren kunne mistolkes for å utgjøre problemet, hvis da ikke systemet analyseres som en helhet. I henhold til oppfinnelsen er det da funnet at ved automatisk detektering av boreriggsaktiviteten eller "riggtilstanden" i sanntid, kan denne riggtilstandsinformasjon bli matet inn på problemdeteksjons-algoritmer og derved i høy grad øke nøyaktigheten for slike algoritmer.

De følgende betegnelser vil da bli brukt i denne beskrivelse av oppfinnelsen:

BHA	Bunnhullssammenstilling
BPOS	Blokkposisjon
BVEL	Blokkhastighet
DEPT	Borkronedybde
HKLD	Kroklaster
HMM	Skjult Markov-modell
IDEAL™	Integrert utboring evaluering og logging
LWD	Logging under utboringprosessen
MWD	Måling under utboringprosessen
POOH	Uttrekk fra hullet
PPF	Parametrisk partikkelfilter
RIH	Kjør inn i hullet
RPM	Omdreininger per minutt
SPIN-DR	Undersøkelse av fastkjørt rør, diagnose og anbefaling – SPIN Doctor™
SPPA	Standrørtrykk
TQA	Dreiemoment

Figur 1 viser et eksempel på innganger og utgang for et system innrettet for riggtilstandsdeteksjon, og da i henhold til en foretrukket utførelse av oppfinnelsen. Riggaktivitet kan brytes ned i et antall prosesser, slik som utboring i rotasjonsmodus, utboring i glidemodus, RIH, POOH, etc., som da styres av utboreren. Som vist i kolonnene (a) til (d) i figur 1, er de foretrukne inngangskanaler målt på overflaten av riggen, nemlig med henblikk på blokkposisjon (a), kroklast (b), dreiemoment (c) og standrørtrykk (d). Basert på disse fire inngangskanaler vil boreriggens deteksjonsutstyr kunne påvise boreriggens tilstand, slik som vist i kolonne (e). I dette eksempel har systemet detektert tilstandene "PooHPump", "RihPump" og "i glidetilstand", og som da vil bli beskrevet mer detaljert nedenfor.

Det er funnet at de følgende 13 riggtilstander gir et egnet grunnlag for å frembringe rigghendelsesdetektering og regulering i mange anvendelser:

Tilstand	Rotasjon	Pumping	Blokkbevegelse	Kroklast
DrillRot	√	√	↓	Lav
DrillSlide	x	√	↓	Lav
RihPumpRot	√	√	↓	Lav
RihPump	x	√	↓	Lav
Rih	x	x	↓	Lav
PooHPumpRot	√	√		Høy
PooHPump	x	√		Høy
PooH	x	x		Høy
StaticPumpRot	√	√	x	~T
StaticPump	x	√	x	~T
Static	x	x	x	~T
In slips	x	Enten eller	↓	~B
Uklassifisert	Enten eller	Enten eller	Enhver	Enhver

hvor B = vekten av løpeblokken

T = vekten av borestrengen

Fortrinnsvis opprettes en rimelig densitet for hver tilstand/kanal-kombinasjon og en overgangssannsynlighet blir tildelt for hver overgang mellom tilstander. Usannsynlige overganger slik som "Pooh" og derpå "InSlips" blir da tildelt en lav sannsynlighet, etter hvert som røret må beveges nedover for at det skal gå inn i glidning. Følgelig vil "Rih" og derpå "InSlips" bli tildelt en høy sannsynlighet.

En "uklassifisert" tilstand er inkludert med ekstremt konservative densiteter for å kunne fange opp lite sannsynlige rasjoner, slik som rotasjon, men ikke pumping. I henhold til den bestemte anvendelse som er for hånden kan det imidlertid være hensiktsmessig å definere ytterligere tilstander. Det er for eksempel funnet at i visse tilfeller vil tre ytterligere tilstander være hensiktsmessige for å definere det tilfellet som gjelder rotasjon uten pumping, nemlig RihRot, PoohRot, StaticRot.

Da overflatemålte inngangskanaler vanligvis er forstyrret av støy, vil systemet for å bestemme riggtilstander gjøre bruk av Bayesisk interferens, ved at denne fortrinnsvis arbeider ved angitte grader av tiltro til motstående hypoteser. Disse hypoteser inkorporerer den omfattende tidligere informasjon som vil være kjent om hver tilstand (for eksempel kroklasten faller til vekten av løpeblokken mens røret befinner seg i glidning) og hvilken tilstand som sannsynligvis eller med liten sannsynlighet vil følge en annen.

I henhold til en foretrukket utførelse blir de grunnleggende riggtilstander matet inn i et hierarki av mer kompliserte riggtilstander. I "in slips"-tilstanden hvor blokkposisjonen ender opp omtrent 90 fot høyere enn når den gikk inn i tilstanden, vil da kunne betegnes på nytt som "forbindelse (rør lagt til)". Sekvensen "Rih", "forbindelse (rør lagt til)", "Rih", "forbindelse (rør lagt til)", etc, vil da kunne klassifiseres som "tripping inn".

Fleste av de kjente tallrike forandringspunktsproblemer i den generelle signalbehandlingslitteratur blir påført vedkommende data retrospektivt, men den involverte beregning avgrenser vanligvis deres anvendelse til direktekoplet deteksjon. For eksempel US-patent nr. 5.952.569, som herved tas inn som referanse, angir anvendelse av enkle forandringspunktsmodeller som er beregningsmessig lite kostnadskreven ved sammenligning slik at dette vil være både retrospektivt og direktekoplet. Sekvensielle metoder modifierer resultatet fra det forutgående tidstrinn, eller en omregning fra utgangspunktet, slik at mer

sofistikerte modeller kan anvendes innenfor punktprøvningsperioden. I henhold til foretrukne utførelser av oppfinnelsen vil den sekvensielle Bayesiske teknikk som er kjent som partikkelfiltrering bli bruk ved riggtilstandsdetektering under bruk av et parametrisk partikkelfilter.

Sekvensiell Bayesisk filtrering vil nå bli beskrevet mer detaljert. En støyfylt måling x_t angis som en funksjon av en underliggende systemvariabel θ_t og et observasjonsstøyledd v_t i observasjonsmodellen

$$x_t = h_t(\theta_t, v_t) . \quad (1)$$

Systemmodellen:

$$\theta_{t+1} = f_t(\theta_t, w_t) \quad (2)$$

fanger opp systemets dynamikk. Løpende verdi for den systemvariable, θ_{t+1} , antas å være avhengig av den forutgående verdi θ_t , men uavhengig av verdien ved alle øvrige tidspunkter, θ_{t-1} , θ_{t-2} , ..., θ_0 ; og en slik prosess kalles da Markov. Hendelser som påvirker systemet dynamisk, men ikke fanges opp av Markov-prosessen, representeres da som en annen støyprosess som kalles systemstøy w_t .

Som et eksempel er θ_t en vektor som inneholder avstand og hastighet for et luftfartøy som flyr direkte bort fra en flyplass. Systemmodellen

$$\begin{pmatrix} r_{t+1} \\ \dot{r}_{t+1} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & \Delta t \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} r_t \\ \dot{r}_t \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 0 \\ w_t \end{pmatrix} \quad (3)$$

modulerer avstand som økende ved produktet av hastighet og punktprøvningsstid Δt . w_t er et Gaussisk uttrykk som modulerer hastighetsforandringer på grunn av vindkast eller piloten som forandrer skyvkraft. x_t er det området som angis av luftplassens radar som forstyrres av Gaussisk observasjonsstøy (kombinerte virkninger av elektrisk støy i forsterkerne, endelig avstandsoppløsning for radaren, etc).

$$x_t = (1 \quad 0) \begin{pmatrix} r_t \\ \dot{r}_t \end{pmatrix} + v_t . \quad (4)$$

I henhold til en foretrukket utførelse benytter deteksjonssystemet for riggtilstand en spesifikk type av partikkelfilter og som kalles parametrisk partikkelfilter.

Det parametriske partikkelfilter (PPF) som brukes her beskriver et partikkelfilter hvor systemmodellen eller observasjonsmodellen reguleres av en skjult Markov-modell, slik som definert i Carpenter J, Clifford P. og Fearnhead P, "Building Robust Simulation-based Filters for Evolving Data Sets", Technical report, Department of Statistics, University of Oxford, 1998.

En skjult Markov-modell (HMM) utgjør en sannsynlighetsbasert prosess over et avgrenset sett av tilstander $\gamma = \{1, \dots, K\}$. Sannsynligheten for vedkommende tilstand i det neste tidstrinn er gitt ved kvadratmatrisen for overgangssannsynligheter $P(\gamma_{t+1} | \gamma_t)$ som kan fange opp sannsynlige og usannsynlige tilstandssekvenser.

Figur 2 anskueliggjør et parametrisk partikkelfilter som betraktes som et Bayesisk nettverk. I denne Bayesiske nettverksrepresentasjon av det parametriske partikkelfilter, angir pilene retningen av målrettet påvirkning.

Hver partikkel må betrakte muligheten for tilstandsovergang i neste trinn, slik at partiklene da deles opp i K nye partikler med vektor

$$\tilde{m}_{t+1}^{i,j} \propto m_t^i p(x_{t+1} | \gamma_{t+1} = j, \alpha_t^i) p(\gamma_{t+1} = j | \gamma_t^i). \quad (5)$$

for $j=1, \dots, K$. Et fornyet punktprøvetrinn brukes for å redusere antallet partikler fra nK tilbake til n , for derved å unngå et eksponentielt økende antall partikler med tiden. Dette nye punktprøvingstrinn og Kalman-filteret vil nå bli omtalt mer detaljert.

Punktprøvningsalgoritmen med minste varians velger et nytt sett av avveininger $X^{i,j}$ som nedsetter til minimum.

$$E \left(\sum_{j=1}^K \sum_{i=1}^n (\tilde{m}_{t+1}^{i,j} - X^{i,j})^2 \right) \quad (6)$$

som er gjenstand for begrensninger $E(X^{i,j}) = \tilde{m}_{i+1}^{i,j}$ og at høyst n av vedkommende $X^{i,j}$ er ikke lik null. Vektene som vil forplante seg til neste tidstrinn $(m_{i+1}^i)_{i=1,\dots,n}$ vil da bestå av de $X^{i,j}$ som ikke er lik null. Vektene som vil forplante seg neste tidstrinn $(m_{i+1}^i)_{i=1,\dots,n}$ vil da bestå av $X^{i,j}$ som ikke er lik null. Den resulterende algoritme vil da være som følger:

$$n = \sum_{j=1}^K \sum_{i=1}^n \min(c\tilde{m}_{i+1}^{i,j}, 1).$$

1. Beregn c , nemlig den eneste løsning av
Denne kan løses ved gjentatte tilnærmelser. Se "Sequential Monte Carlo methods in filter theory", P. Fearnhead, Department of Statistics, Oxford University, 1998, side 92.
2. Partikler hvor $c\tilde{m}_{i+1}^{i,j} > 1$ bibeholdes med uforandrede vektorer
 $X^{i,j} = \tilde{m}_{i+1}^{i,j}$. Antallet bibeholdte partikler er da k .
3. $n-k$ partikler blir punktprøvd blant de gjenværende $nK-k$ partikler under bruk av den systematiske punktprøvningsalgoritme (se Carpenter, 1998, side 8). Bemerk at den publiserte algoritme inneholder en typografisk feil, idet den fjerde linje fra slutten bør lyde "switch s^k with s^j ". De punktprøvde partikler mottar vekten $X^{i,j}=1/c$ og resten innstilles til null.
4. $X^{i,j}$ normaliseres for å danne sum som blir lik enheten.
5. Innstille $(m_{i+1}^i)_{i=1,\dots,n}$ til ikke nullverdien $X^{i,j}$.

Sannsynligheten for at en bestemt tilstand til enhver tid kan anslås ut fra summen av vektene for de forskjellige partikler i vedkommende tilstand (se Fearnhead, 1998, side 88) kan da angis ved

$$\hat{P}(y_{i+1} = j | x_{1:n}) = \sum_{i=1}^n m_{i+1}^i \delta(y_{i+1}^i - j). \quad (7)$$

Hvis systemets tilstand er uforandret, vil det kunne antas at den følgende observasjon og systemets modeller er gyldige

$$\begin{aligned}\theta_t &= F\theta_{t-1} + W_t, \\ x_t &= H\theta_t + V_t,\end{aligned}\tag{8}$$

De tilfeldige støyvariabler W_t og V_t utgjør multi-varierende tilfeldige Gaussiske variabler med middelvei lik null og kovarians matriser Q og R . W_t og V_t er ukorrelerete. Hvis den forutgående verdi også er Gaussisk, så vil begge ved hvert tidstrinn på den forutgående og den etterfølgende være Gaussisk.

Løsningen på disse forhold vil være velkjente Kalman-filter.

Den forutgående verdi ved tidspunktet t , nemlig $p(\theta_t | x_{1:t-1})$, har middelvei $a_{t|t-1}$ og kovarians $P_{t|t-1}$.

Den etterfølgende verdi ved tidspunktet t , nemlig $p(\theta_t | x_{1:t})$, har middelvei a_t og kovarians P_t .

Likningene for Kalman-filteret er da:

$$a_{t|t-1} = Fa_{t-1},\tag{9}$$

$$P_{t|t-1} = FP_{t-1}F^T + Q,\tag{10}$$

$$a_t = a_{t|t-1} + P_{t|t-1} K_t^{-1} (x_t - a_{t|t-1}),\tag{11}$$

$$P_t = P_{t|t-1} - P_{t|t-1} K_t^{-1} P_{t|t-1}.\tag{12}$$

Kalman-vinningsmatrisen K er da gitt ved

$$K_t = P_{t|t-1} + R.\tag{13}$$

Et enkelt eksempel på et parametrisk partikkelfilter vil nå bli beskrevet. Figur 3 viser simulerte data hvor hver punktprøve er trukket ut fra én av de tre støyfylte tilstander. Spesielt figur 3 viser et eksempel på et parametrisk partikkel-filter påført på simulerte data som er trukket fra den heltrukne Gaussiske linje 210 på venstre side av opptegningen (a). Den smale Gaussiske figur 212 angir tidligere kjennskap til tilstandsbeliggenhetene. I dette eksempel foreligger det en enkelt inngangskanal som angitt ved linjen 200, og de tre tilstander er angitt ved

romertallene I, II og III. Midtpunktet i hver sirkel angir da en partikkel, mens sirkelens radius angir partikkelens vekt og partikkeltilstanden er da angitt ved romertallene I, II og III. 100 partikler ble benyttet.

I opptegning (b) blir PPF brukt for å anslå hvilken tilstand vedkommende data er blitt uttrukket fra. Romertallene I, II og III angir de mest sannsynlige tilstander for hver punktprøve. Hver partikkel inneholdt et uavhengig Kalman-filter for hver tilstand. Dette filter tilsvarer partikkelens løpende tilstand og blir oppdatert sekvensielt, mens de øvre de to filtre blir sovende.

Figur 4 viser forandringer i de etterfølgende densiteter for én viss partikkel under fire tidstrinn fra det eksempel som er vist i figur 3. De tre tilstander er da angitt ved romertallene I, II og III. Det bør bemerkes at disse grafiske opp-tegninger alle er forutgående og etterfølgende densiteter innenfor systemets variable domene. Sannsynlighets-densitetene i det variable observasjonsdomene vil være bredere, idet for eksempel $P(\theta_3|y=2)$ nesten er en delta-funksjon, slik at sannsynlighetsdensiteten vil se ut meget lik $p(\theta_1|y=2)$ mens variansen=R.

Når en partikkel har forandret tilstand, vil dens tiltro i den tidligere tilstand bli innført på nytt. Ved bruk av PPF-enheter i riggtilstandsdeteksjonssystemet, og hvis det er kjent at utboreren tidligere har holdt vekten på borkronen nær 10 klbf under utboring, vil det være risikofylt å anta at utboreren vil gjøre det samme neste gang.

Hver partikkels s_t^i inkorporert γ_t^i , tiltro til tilstanden av HMM og α_t^i , nemlig partiklenes støttepunkter,

$$s_t^i = (\gamma_t^i, \alpha_t^i, b_t^i, c_t^i, P_t^i) \quad (14)$$

hvor α_t^i , b_t^i og c_t^i utgjør etterfølgende midler for de tre tilstander (slik som angitt med likning (11) har hvert av Kalman-filtrene)

P_t^i er den etterfølgende varians for det aktive Kalman-filter (begge sovende filtre hadde varians R, slik at det er lite effektivt å lagre denne informasjon i hver partikkel).

Kalman-modellen var den samme for hver tilstand $F=H=1$, $Q=0$, $R=0,3$, $P_1=R$. Valget av overgangssannsynligheter

$$P(\gamma_{t+1} | \gamma_t) = \begin{pmatrix} 1-P_J & P_J & 0 \\ P_J & 1-2P_J & P_J \\ 0 & P_J & 1-P_J \end{pmatrix} \quad (15)$$

er grunnleggende for filterets adferd i dette eksempel. Direkte sprang mellom tilstandene 1 og 3 var ikke tillatt, slik at filteret estimerer at sannsynligheten for å bli i tilstand 1 ved $t=48$ vil kunne neglisjeres, på tross av at observasjonen ligger nær inntil middelveiden for tilstand 1. Det ble antatt at HMM ville forbli i en viss tilstand av lengde for omtrent 20 punktprøver, slik at sannsynligheten for sprang P_J ble innstilt til $1/20=0,05$. Økning av P_J vil da øke sannsynligheten for mini-tilstander som foreligger ved $t=33, 72$ og 88 .

Det ville være relativt enkelt å definere en observasjonsmodell med x_t som vektor av de fire overflatekanaler, samt utforme tilsvarende systemmodell, men etter hvert som problemets dimensjon øker, så vil antallet påkrevde partikler øke eksponentielt. I problemer hvor den anvendbare informasjon er lettere å trekke ut fra visse kanaler enn andre, vil modellering av enklere kanaler med en ikke-utviklende sannsynlighet redusere problemets dimensjon. Vektlikningen for de nye partikler blir da

$$\tilde{m}_{t+1}^{i,j} \propto m_t^i p(a_{t+1} | \gamma_{t+1} = j, \alpha_t^i) \frac{p(b_{t+1} | \gamma_{t+1} = j)}{p(b_t | \gamma_t^i)} P(\gamma_{t+1} = j | \gamma_t^i) \quad (16)$$

hvor	$\tilde{m}_{t+1}^{i,j}$	= vekten av den j-te-avkom av i-te
	m_t^i	= vekten av den i-te partikkel = opphavspartikkelens vekt
	a_t	= observasjoner som krever en utvikling
	b_t	= observasjoner som ikke krever utvikling
	γ_t	= skjult tilstand = riggtilstand
	α_t^i	= vektor for parametere som inneholder
	$p(a_t \dots)$	= Gaussisk sannsynlighet fra Kalman-filteret
	$p(b_t \dots)$	= ikke-utviklende sannsynlighet
	$P(\gamma_t \dots)$	= overgangssannsynlighet

Denne fremgangsmåte er demonstrert i det følgende eksempel for system for detektering av en riggtilstand som bare bruker HKLD- og BPOS-kanaler. Signal/støy-forholdet for BPOS-kanalen er vanligvis meget høyt, slik at denne kanal er blitt modulert med en ikke-utviklende sannsynlighet, hvilket da gir

$$\tilde{m}_{i+1}^{i,j} \propto m_i^i p(HKLD_{i+1} | \gamma_{i+1} = j, \alpha_i^i) \frac{p(BVEL_{i+1} | \gamma_{i+1} = j)}{p(BVEL_i | \gamma_i^i)} p(\gamma_{i+1} = j | \gamma_i^i). \quad (17)$$

De relevante forutgående tilstander for HKLD og sannsynlighetene for BVEL er gitt i den følgende tabell (TQA- og SPPA-sannsynlighetene kan ignoreres frem til et senere eksempel).

Tabell over forut tilstander og sannsynligheter

Tilstand	Alternativt navn	HKLD	BVEL	TQA	SSPA
DrillRot	Rotasjonsmodus utboring	$U(B, T+2\sigma_T)$	$U(-V_{DRILL}, 2\sigma_V)$	$U(\mu_{TQ0}, 3\sigma_{TQ0}, TQ_{DRILL})$	På
DrillSlide	Glidemodus utboring	Som ovenfor	Som ovenfor	Som StaticPump	På
RihPumpRot	Rømming inn	$0,8U(B, T+2\sigma_T) + 0,2U(T+2\sigma_T, T+O)$	$U(-V_{TRIP}, 0)$	Som DrillRot	På
RihPump	Glidning inn	Som ovenfor	Som ovenfor	Som StaticPump	På
Rih	Tripping inn	Som ovenfor	Som ovenfor	Som StaticPump	Av
PoohPumpRot	Rømming ut	$0,2U(B, T-2\sigma_T) + 0,8U(T-2\sigma_T, T+O)$	$U(0, V_{TRIP})$	Som DrillRot	På
PoohPump	Glidning ut	Som ovenfor	Som ovenfor	Som StaticPump	På
Pooh	Tripping ut	Som ovenfor	Som ovenfor	Som StaticPump	Av

StaticPumpRot	Sirkulasjon & rotasjon	$N(T, \sigma_T^2)$	$N(0, \sigma_V^2)$	Som DrillRot	På
StaticPump	Sirkulering	Som ovenfor	Som ovenfor	$N(\mu_{TQ0}, \sigma_{TQ0}^2)$	På
Static	Bort fra bunnen	Som ovenfor	Som ovenfor	Som ovenfor	Av
InSlips		$N(B, \sigma_B^2)$	$U(-V_{SLIPS}, 0)$	Som StaticPump	Som under
Uklassifisert		$U(B, T+O)$	$U(-V_{TRIP}, V_{TRIP})$	$U(2_{TQ0}, TQ_{DRILL})$	$U(0, C)$

Nøkkel:

$U(lav, høy)$ = uniform pdf

$N(middelverdi, varians)$ = Gaussisk pdf

Andre symboler er forklart nedenfor.

	Symbol	Beskrivelse	Verdi	Kilde
H K L D	T	THKD (total kroklast)	210klbf	Tilført av opptakssystemet
	σ_T	Usikkerhet i T	5klbf	Estimering fra tilstandene StaticPumpRot
	O	Maksimalt overtrekk	150klbf	Konservativt estimat
	B	Vekt av løpeblokk	85klbf	Estimert fra InSlips-tilstandene
	σ_B	Usikkerhet i B	10klbf	Estimert fra InSlips-tilstandene
B V E L	V_{TRIP}	Maksimal trippings-hastighet (oppover eller nedover)	3ft/s	Konservativt estimat
	V_{DRILL}	Maksimal ROP	0,2 ft/s	Konservativt estimat
	V_{SLIPS}	Maksimal hastighet av rørets treffglidninger	0,2 ft/s	Konservativt estimat
	σ_V	Usikkerhet i BVEL	10^{-3} ft/s	Konservativt estimat
	μ_{TQ0}	Null kalibrering av TQA	-0,5 klbf	Estimert fra InSlips-

T Q A				tilstandene
	σ_{TQ0}	Usikkerhet i μ_{TQ0}	10 kflb	Estimert fra InSlips-tilstandene
	TQ_{DRILL}	Maksimal dreiemoment under utboring	260 kflb	Estimert fra DrillRot-tilstandene

Figur 12 anskueliggjør sannsynlighetene for stykkevis lineært standrør-trykk for de tilfeller pumper er på og pumper er av, i samsvar med dette eksempel. I figur 12, $A=500\text{psi}$, $B=1000\text{psi}$, $C=5000\text{psi}$, $D=2/(2C-B-A)$, $E=(2C-2B)/(A(2C-B-A))$.

Konservative estimerer er fortrinnsvis behandlet som konstanter. Parametere som estimeres ut fra bestemte tilstander vil variere fra rigg til rigg og mange vil variere med dybden. Disse estimerer kan utføres av personalet eller ved hjelp av en kalibrerings algoritme. De verdier som er angitt i tabellen ovenfor ble bruk i de eksempler som er vist.

Indikatorer for "borkrone på bunn" og "i glidning" fra slike systemer som IDEAL™ vil være nyttige for automatisk kalibrering.

B og σ_B blir fortrinnsvis innstilt til median og standard avvik for HKLD-data når anvisning "i glidning" er sann.

μ_{TQ0} blir fortrinnsvis innstilt til medianverdi for vedkommende TQA-data når anvisningen "i glidning" er sann. Dette avviser automatisk dreiemomentene ved etterfylling og løsgjøring.

TQ_{DRILL} blir fortrinnsvis innstilt til maksimalverdien av TQA, mens indikeringen av "borkrone på bunn" er sann.

Detektering av når borestrengen går inn i glidning er veldig viktig, slik at Kalman-filteret fortrinnsvis er optimalisert for denne overgang. Figur 5 viser Kalman-filterets parametere optimalisert for å detektere tilstanden "InSlips" som angir "i glidning". Opptegningen (a) viser kroklast som funksjon av punktprøve-nummer for et begrenset antall valgte punktprøver. Disse kroklastdata er vist ved punkter 228 som er forbundet innbyrdes ved hjelp av en tykk streklinje 230. En kvadratisk verdi 242 er tilpasset til vedkommende kroklastdata, slik som vist. Slik det også er vist ved stiplede linjer 240 er det 3 standard avvik fra de tilpassede kvadratiske kurver. Observasjonsstøyvariansen R er anslått med tilpasning av en

kvadratisk kurve 242 til HKLD-data for "RihPump" som er vist i figur 5 (a). Den maksimale gradient for den kvadratiske tilpasning var 4,2 klbf/s, slik som vist ved kurvlinjen 244. Det ble antatt at systemstøyprosessen ville kunne være i stand til å generere en punktprøve av denne størrelse i form av en hendelse 1-sigma, slik at Q ble satt til $4,2^2=18$.

I figur 5 (b) er det også vist kroklastdata som funksjon av punktprøve-nummer, men for et bredere område av punktprøver. I dette eksempel er kroklastdatakurven atter betegnet med henvisningstallet 230. Kalman-estimatet er vist ved kurvelinje 232, som da er omgitt først av standard avviket 234 på Kalman-estimatet, og derpå av standard avviket for observasjonsstøyen R (vist ved linjene 236), samt endelig av standard avviket for Kalman-feilen + R (vist ved linjene 238). Da Kalman-filteret ikke kan sporfølge overgangen meget raskt, vil etterfølgeren av en "RihPump"-partikkel som også befinner seg i "RihPump"-tilstand oppnå en meget lavere vekt enn etterfølgeren i "in slips"-tilstanden som er satt seg ned ved ~ 85 klbf.

Blokken vil fortsette å falle noen få tommer etter at røret har gått inn i glide-tilstand, slik at en forandring i BVEL vil ligge etter en forandring i HKLD og er derfor mindre anvendbar for å detektere glidetilstanden nøyaktig. SPPA og TQA inneholder ingen informasjon om overgangen, slik at behandlingen av HKLD må gjøres så nøyaktig som mulig.

Figur 6 viser PPF ved detektering av tilstandene "PoohPump", "RihPump" og "in slips" under bruk av HKLD- og BPOS-data, i samsvar med en foretrukket utførelse av oppfinnelsen. Opptegning (a) viser blokkposisjonen og opptegning (b) viser blokkhastighet, som er en funksjon av blokkposisjonen. Opptegning (c) viser inngangskanalen for kroklast. Slik det brukes her, er inngangskanalerne innbyrdes "uavhengige" hvis ikke én av inngangskanalerne er direkte en funksjon av en annen inngangskanal. Blokkposisjonen og blokkhastighet er således ikke uavhengig av hverandre, men de er begge uavhengig av inngangskanalen for kroklast.

Som i figur 3 (a), angir i opptegningen (c) midten av hver sirkel en partikkel og dens radius angir partikkelens vekt. Den overveiende tilstand av partikkelen er angitt ved tilstandsnavnet ved bunnen av figur 6, nemlig "PoohPump", "RihPump" og "InSlips". I dette eksempel ble det anvendt 100

partikler. Opptegningen (d) viser detekterte tilstandssannsynligheter ved å summere partikkelvekt på hvert punktprøvenummer.

Et eksempel på et riggtilstandsdetekteringssystem som bruker fire inngangskanaler vil nå bli beskrevet. Installasjonen av en RPM-sensor er meget mer komplisert enn installasjonen av en dreiemomentsensor (TQA), slik at de fleste oljefeltutbøringsarbeider bare baserer seg på den sistnevnte. Det bør bemerkes at hvis det blir praktisk å opprette en RPM-sensor på riggen vil RPM være meget å foretrekke fremfor dreiemoment som en inngangskanal til det automatiske detekteringssystem for riggtilstanden. For tilstandsdeteksjon blir TQA brukt for å differensiere mellom roterende og ikke-roterende tilstander som ellers har meget likartede utseender, for eksempel "RihPump" og "RihPumpRot". Ethvert dreiemoment over et støygulv vil da bli regnet som roterende. Statistikkene for TQA i ikke-roterende tilstand bør være tilnærmet stillestående, slik at en utvikling av sannsynlighet ikke vil være nødvendig. TQA-sannsynligheter er vist i sannsynlighetstabellen ovenfor.

På lignende måte vil størstedelen av informasjonen i SPPA også være binær, nemlig pumper på eller av, for å skjelne "RihPump" fra "Rih". Vekten av de nye partikler vil derfor være:

$$\tilde{m}_{t+1}^{i,j} \propto m_i^j p(HKLD_{t+1} | \gamma_{t+1} = j, \alpha_i^j) p(\gamma_{t+1} = j | \gamma_t^i) L_{t+1}^j / L_t^i \quad (18)$$

hvor $L_{t+1}^j = p(BVEL_{t+1} | \gamma_{t+1} = j) p(TQA_{t+1} | \gamma_{t+1} = j) p(SPPA_{t+1} | \gamma_{t+1} = j)$ ikke er partikkel-avhengig, slik at den bare behøver å beregnes én gang per tidstrinn.

Figur 7 viser opptegninger av inngangene og utgangen for riggtilstandsdeteksjonssystem i samsvar med en foretrukket utførelse av oppfinnelsen. I det tilfellet som er vist i figur 7, med de samme data anvendt som i det angitte eksempel i figur 6, men de inkluderer et bredere område av punktprøver. I det angitte tilfellet i figur 7 ble en foretrukket PPF-basert algoritme anvendt på 16 minutters boringsdata. Rakkene a-e viser henholdsvis blokkposisjon, blokkhastighet, kroklast, dreiemoment og standrørstrykk. Rekke f viser utgangen fra riggtilstandsdetekteringen. De enkelte tilstander er uttrykt i form av en sannsynlighet. Det bemerkes at i figur 7 er åtte av de foreslåtte tretten tilstander blitt iverksatt opp til denne data og er vist i opptegningen (f) i figur 7. I opptegningen (f)

vil de to bokstavbetegnelsene henvise til de følgende riggtilstander, nemlig RD = DrillRot, RO = PoohPumpRot, CR = StaticPumpRot, RI = RihPumpRot, C = StaticPump, SO = PoohPump, SI = RihPump og IS = InSlips.

I det foreliggende eksempel ble overgangsmatrisen P tildelt ensartede verdier for å forenkle tolkningen. Også mer realistiske verdier er å foretrekke, ved derved å forbedre tilstandsdeteksjonen. Et eksempel på en usannsynlig tilstandssekvens er utboring i rotasjonsmodus som finner sted direkte etter utboring i glide-modus (DrillSlide). Dette forholder seg slik fordi trekkreftene er større under utboring i glidemodus, slik at hvis rotasjonen begynner mens man befinner seg på bunnen, så vil vekten på borkronen kunne raskt bli uønsket høy. DrillSlide, PoohPump, ~5 fot, RihPumpRot ~ 5 fot, DrillRot er en mer typisk sekvens.

De første 12 tilstander i tabellen ovenfor for forut tilstander og sannsynligheter etterlater tilsiktet gap i parameterområdet for de fire overflatekanaler, som da tilsvarer meget usannsynlige og potensielt skadelige prosesser, for eksempel hvis BHA inneholder en slammotor, RIH under rotasjon, men ikke pumping, utgjør en meget risikofylt operasjon, som om borkronen berører borehullsveggen og roteres, ville den suge inn slam og eventuelt borkaks inn i motoren. For å dekke disse gap og hindre ustabilitet i programvaren, er det definert en tilstand kalt "uklassifisert" med meget brede forut tilstander.

Figur 8 viser prosesstrinn som inngår i et system for automatisk riggtilstandsdeteksjon basert på en foretrukket utførelse av oppfinnelsen. Spesielt viser figur 8 prosesstrinn for å bruke en parametrisk partikkelfiltermetode for automatisk riggtilstanddeteksjon. I trinn 110 initialiseres n -partikler med lik vekt og likt antall partikler i hver tilstand. Partiklene blir fortrinnsvis vilkårlig punktprøvd fra sannsynlighetsfordelinger som utgjør en del av tidligere informasjon 130. For eksempler på egnede sannsynlighetsfordelinger se "Tabellen for samtlige tidligere tilstander og sannsynligheter" ovenfor. Bemerk at sannsynlighetsfordelingene danner α_i^j i likning (16). I trinn 112 gir hver partikkel "fødsel" til en ny partikkel i hver tilstand, og vil derpå "dø". I trinn 114 er vekten beregnet som foreldervekten ganger sannsynligheten ganger overgangens sannsynlighet. Sannsynlighetsfordelingen fra tidligere informasjon 130 og de nye sensordata 132 (hvilket vil si inngangskanaler) er fortrinnsvis inkorporert i samsvar med likning (16). I trinn 116 og 118, er populasjonen redusert tilbake til n -partikler, hvor de større vekter mer

sannsynlig vil overleve, og vektene normaliseres for å danne en sum lik enhetsverdien. Den foretrukne fremgangsmåte for å utføre disse prosesstrinn er beskrevet ovenfor i den beskrivelse som følger etter likning (6). I trinn 119 blir partikkeltilstanden sammenlignet med tilstanden for dens forelder. Hvis de ikke er den samme, bør trinn 112 gjentas for den neste punktprøve. Hvis de ikke har den samme verdi blir partikkelens tiltro fortrinnsvis forfinet ved bruk av Kalman-filteret ved anvendelse av data 132 i samsvar med likningene (9) til (13) ovenfor. I trinn 122 er tiltroverdiene sammentrekt innenfor tidligere grenser hvis nødvendig, fortrinnsvis under bruk av sannsynlighetsmodeller i tidligere informasjon 130, slik som utledet av tabellen ovenfor. I trinn 124 blir vektverdiene for partiklene summert i hver tilstand, slik at det frembringes tilstandssannsynlighet for hver punktprøve, og blir så i trinn 112 gjentatt for den neste punktprøve.

I henhold til oppfinnelsen holder det seg slik at når utboringsbetingelsene har gjort opptreden av en bestemt utboringshendelse ganske sannsynlig, kan det være kjent a priori at forandring til en bestemt riggtilstand i høy grad vil forverre problemet. For eksempel på kanten av en tetningshendelse bør utboreren ikke foreta uttrekk fra hullet før borehullet er blitt sirkulert tilstrekkelig gjennomgående til at sannsynligheten for tetning avtar til et rimelig nivå. En forutsigelse av den neste boreriggtilstand kan utledes fra den løpende tilstand sannsynligheter og overgangssannsynlighetene,

$$P(\gamma_{t+1} = k \mid data_{1:t}) = \sum_{\gamma_t} P(\gamma_{t+1} = k \mid \gamma_t) P(\gamma_t \mid data_{1:t}) \quad (19)$$

Hvis hendelsessannsynligheten er høy og sannsynligheten for en uønsket neste riggtilstand også er høy, så vil algoritmen fortrinnsvis minne utboreren om ikke å utføre forandring til vedkommende spesielle riggtilstand. Den samme teknikk blir fortrinnsvis påført gjentatte ganger for å forutsi riggtilstand et antall punktprøver fremover.

I henhold til en alternativ utførelse, blir ytterligere inngangskanaler brukt, og riggtilstand blir da nøyaktig detektert uten bruk av partikkelfiltreringsteknikker. I dette eksempel gjør detekteringssystemet for riggtilstanden bruk av to inngangskanaler fra et kjent utborings-opptakssystem, som vil være kjent under betegnelsen IDEAL™ fra Schlumberger. Spesielt blir to binære indikatorer brukt,

nemlig: (1) BONB som angir når borkronen befinner seg på bunnen, og (2) STIS som indikerer når borerøret befinner seg i glidning.

Bayes regel da:

$$P(\gamma_t = j | b_t) = \frac{p(b_t | \gamma_t = j)P(\gamma_t = j)}{\sum_i p(b_t | \gamma_t = i)P(\gamma_t = i)} \quad (20)$$

hvor

$P(\gamma_t = j | b_t)$ = etterfølgende sannsynlighet for tilstand j

$p(b_t | \gamma_t = j)$ = multi-varierte sannsynlighet for tilstand j

$P(\gamma_t = j)$ = forut sannsynlighet for tilstand j.

Modellering av sannsynlighetene hver for seg gir da:

$$P(b_t | \gamma_t = j) = p(HKLD_t | \gamma_t = j)p(BVEL_t | \gamma_t = j)p(SPPA_t | \gamma_t = j) \times p(TQA_t | \gamma_t = j)p(BONB_t | \gamma_t = j)p(STIS_t | \gamma_t = j) \quad (21)$$

Sannsynlighetstabellen utvides for å inkludere de binære indikatorer som angitt i den følgende tabell.

Tilstand	Rotasjon	Pumping	Blokk-bevegelse	Krok-last	BONB	STIS
DrillRot	√	√	↓	Lav	1	0
DrillSlide	x	√	↓	Lav	1	0
RihPumpRot	√	√	↓	Lav	0	0
RihPump	x	√	↓	Lav	0	0
Rih	x	x	↓	Lav	0	0
PoohPumpRot	√	√		Høy	0	0
PoohPump	x	√		Høy	0	0
Pooh	x	x		Høy	0	0
StaticPumpRot	√	√	x	~T	0	0
StaticPump	x	√	x	~T	0	0
Static	x	x	x	~T	0	0
In slips	x	Enten eller	↓	~B	0	1

Uklassifisert	Enten eller	Enten eller	Enhver	Enhver	Enten eller	Enten eller
---------------	----------------	----------------	--------	--------	----------------	----------------

I henhold til en annen alternativ utførelse blir uskarp logikk brukt for automatisk å detektere riggtilstander i stedet for eller i kombinasjon med sannsynlighetsbaserte metoder som er beskrevet ovenfor.

I henhold til en alternativ utførelse blir et uavhengig partikkelfilter anvendt på hver inngangskanal for å detektere tidsbestemte særtrekk i vedkommende data, slik som trinnforandringer, ramper, etc; disse filtre blir da kalt "forandringspunkt-detektorer". Et ytterligere partikkelfilter analyserer den estimerte fordeling av forandringspunkter segmentparametere, og da i tillegg til de rå kanaldata for derved å bestemme sannsynligheten for hver boreriggtilstand.

Forandringspunktsdetektorene er utført for å segmentoppdele signal i forskjellige seksjoner som hver kan beskrives ved følgende generelle lineære modell:

$$y(m:t)=G_j(1:t-m+1)b+w,$$

hvor

- m er forandringspunktstiden ved starten av dette segment ($t+1$ er således forandringstidspunktet for det neste segment).
- $y(m:t)$ er data fra tiden fra m til t anordnet i en kolonnevektor.
- b er en kolonnevektor for koeffisienter (denne algoritme behøver ikke å kjenne til verdien av b).
- G_j er en matrise for den j -te modell og $G_j(1:t-m+1)$ angir de første $t-m+1$ rekker i matrisen. For eksempel G_1 nedenfor er en modell for data med en konstant middelvei og b vil ha ett element som utgjør verdien av denne middelvei; G_2 er en modell for lineært å variere data og b vil ha to elementer som utgjør skjæring og helling for vedkommende linje; G_3 er en modell for en eksponentiell nedbrytning med en takt λ og b vil da ha to elementer som utgjør den endelige verdi av nedbrytningen, samt

amplituden av den eksponentielle.

$$G_1(1:t) = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \\ \vdots \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix}, \quad G_2(1:t) = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 1 & 1 \\ 1 & 2 \\ \vdots & \vdots \\ 1 & t-2 \\ 1 & t-1 \end{bmatrix}, \quad G_3(1:t) = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & e^{-\lambda} \\ 1 & e^{-2\lambda} \\ \vdots & \vdots \\ 1 & e^{-(t-2)\lambda} \\ 1 & e^{-(t-1)\lambda} \end{bmatrix}$$

I det følgende vil $G_j(k)$ angi den k -te rekke i matrisen. Det totale antall modeller er J , og $G_1, G_2, \dots, G_J$ skal da spesifiseres av brukeren. Andre datamodeller som vil passe inn i dette rammeverk gjør polynomer av en hvilken som helst orden, sinuslignende modeller med kjente frekvenser samt auto regressive modeller. Det antas at et vilkårlig antall rekker av G_j kan spesifiseres, og for de eksempler som er angitt ovenfor vil det være åpenbart hvorledes dette skal gjøres.

- w er en kolonnevektor med samme størrelse som $y(m:t)$, hvert element er en uavhengig punktprøve fra et Gaussisk uttrykk med null middelvei og varians σ^2 . Som med b behøver algoritmen ikke å kjenne til verdien av σ .

For å oppnå data med forandringstidspunkter, vil verdiene av b og σ være forskjellige i hvert segment. Den ønskede utgang for algoritmen er en samling av lister for forandringstidspunkter, samt en sannsynlighet for hver liste. Den mest sannsynlige liste vil således utgjøre den mest sannsynlige segmentering av vedkommende data i samsvar med valget av modeller, $G_1, \dots, G_J$.

Segmenteringen av signalet kan best beskrives ved bruk av tre strukturer, og algoritmen kan betraktes som et søk etter dette tre. Ved tidspunktet 0 (før noen som helst data har ankommet) består tre av et enkelt rotknutepunkt R . Ved tidspunktet 1 er rotknutepunktet splittet opp i J -blader, nemlig ett blad for hver av de J segmentmodeller – hvor det første blad representerer den hypotese at det første datapunkt modulert med G_1 , det andre blad er en hypotese for G_2 , etc. Ved påfølgende tidspunkter vil treet vokse ved at hvert bladknutepunkt splittes opp i $J+1$ blad, nemlig én for hver modell og en ekstra representert ved null, som da angir at datapunktet ved tilsvarende tidspunkt tilhører samme modellsegment som

dets forelderutspring. Ved de to modeller som allerede er beskrevet kan for eksempel en bane gjennom treet fra roten til et bladknutepunkt ved tidspunktet 10 være R1000002000, og dette vil da angi at $y(1:6)$ er blitt generert med G_1 og at $y(7:10)$ er blitt generert med G_2 (konstant nivå fulgt av en rampe for eksemplene G_1 og G_2 som er angitt tidligere).

En viss terminologi vil være til nytte. Det skal betraktes et generisk bladknutepunkt, hvor

- "Den løpende modell" kan finnes ved bevegelse oppover treet mot roten inntil et ikke-0 knutepunkt påtreffes og den løpende modell utgjør da verdien av dette knutepunkt.
- "Det aller seneste forandringspunkt" er det tidspunkt som tilsvarer knutepunktet i det forutgående kulepunkt.

Over tid vil treet vokse, og det søker bruk av en samling av partikler som hver opptar et distinkt bladknutepunkt. La partiklene være indekspåført $i=1,2,\dots,N$, (N velges av brukeren og en verdi omkring 20-100 er vanligvis tilstrekkelig, og tilordnet partikkelen i er da en viss vekt w_i som kan tolkes som sannsynligheten for at en segmentering som er angitt ved banen fra partikkelen til roten (slik som i eksemplet ovenfor) er den korrekte segmentering. Det vil også bli henvist til uttrykket "knutepunktvekt", som da er den vekt en partikkel som befinner seg i et visst knutepunkt vil ha (skjønt det ikke behøver å foreligge noen faktisk partikkel i knutepunktet). For det formål å definere algoritmen, vil fremgangsmåten for oppdatering av samlingen av N -partikler når et nytt datapunkt ankommer først blir beskrevet, og for det andre hvis det blir beskrevet hvorledes partiklene initialiseres fra starten.

Ved tidspunktet t vil treet som helhet ha $J(J+1)^{t-1}$ blader, og det antas at $N < J(J+1)^{t-1}$ slik at ikke alle blader er opptatt av en partikkel (det tilfellet hvor $N \geq J(J+1)^{t-1}$ utgjør den initialiserings-prosess som vil bli beskrevet nedenfor). Formålet for denne algoritme er å konsentrere partiklene på blader som innebærer at middelveiden av partikkelvektene vil være stor. For å oppdatere partiklene fra tidspunktet $t-1$ til tidspunktet t blir da

- Hver partikkel lenket til sine $J+1$ bladknutepunkter ved tidspunktet t . For de N -partikler vil det kollektivt være $(J+1)N$ slike knutepunkter – og nye partikler blir da plassert i hver av disse knutepunkter. I det foreliggende eksempel vil en partikkel hvis bane tilbake til rotknutepunktet være

R1000002000 ville frembringe 3 nye partikler hvis baner tilbake til rotknutepunktet vil være

R1000002000

R1000002001

R1000002002

De nye partikler betegnes som "barn" og de eldre partikler som "foreldre".

- Vektene for barne-partiklene blir beregnet som produktet av tre ledd; nemlig

$w_{child} = w_{parent} \times w_{prior} \times w_{likelihood}$, og disse vil da bli beskrevet nedenfor.

1. w_{parent} er vekten av forelderpartikkelen.
2. w_{prior} er et ledd som avhenger av verdien av barne-knutepunktet og et brukerdefinert tall P_p , som da ligger mellom 0 og 1; og hvis barn-knutepunktet er 0 så vil $w_{prior} = 1 - P_p$, og ellers vil $w_{prior} = P_p | J$.

Matematisk utvikler dette denne forut gjeldende sannsynlighet for et forandringsspunkt ved ethvert tidspunkt, slik at små P_p -verdier opptre til lange segmenter. (Bemerk at mer kompliserte spesifikke reaksjoner av dette er mulig, slik som dividering av P_p ulikt blant de foreliggende J-modeller når barn-knutepunkter ikke er lik 0, hvilket da innebærer at disse modeller er mer sannsynlige enn andre. Også en spesifisering som hindrer segmenter mindre enn en viss verdi T_{min} for et gitt knutepunkt, hvis det nærmeste tidligere forandringsspunkt er mindre enn T_{min} lenger bort, så vil knutepunktet ha $w_{prior} = 1$ hvis knutepunktverdien er lik 0 og $w_{prior} = 0$ i andre tilfeller. Hvis det seneste forandringsspunkt er mer enn T_{min} lenger bort, så vil en enkel modell i hovedteksten bli brukt).

3. $w_{likelihood}$ er et ledd som avhenger av vedkommende data, den løpende modell, det seneste forandringstidspunkt samt tre brukerdefinerte variabler, nemlig α , β og δ som alle er positive skalarverdier. Disse bestemmes ved prøving og feiling, men egnede startverdier er da $\alpha, \beta = 0,1$ og $\delta = 50$. Økende δ oppmuntrer færre forandringsspunkter. For vedkommende barn-partikkel som gjelder ved tidspunktet t , lar den løpende modell være j , og det seneste forandringsspunkt er m , og $w_{likelihood}$ er da gitt ved:

- 4.

$$w_{\text{likelihood}} = K \left[1 + \frac{(y(t) - \hat{y})^2}{\rho^2} \right]^{-(t-m+1)/2-\alpha}$$

hvor

$$\hat{y} = \frac{G_j(t-m)H G_j^T(1:t-m)y(m:t-1)}{1 - G_j(t-m)H G_j^T(t-m)},$$

$$\rho^2 = \frac{2\beta + y(m:t-1)^T [I - G_j(1:t-m)H G_j^T(1:t-m)] y(m:t-1)}{1 - G_j(t-m)H G_j^T(t-m)},$$

$$K = \frac{\Gamma((t-m+1)/2+\alpha)}{\sqrt{\pi\rho^2}\Gamma((t-m)/2+\alpha)},$$

$$H = (G_j^T(1:t-m)G_j(1:t-m) + \delta^{-2}I)^{-1}.$$

$\Gamma(\cdot)$ er gammafunksjonen, I er en passende dimensjonert identitetsmatrise og T angir en transponert matrise. (Denne beregning skriver seg fra datamodell $y(m:t) = G_j b + w$, som da definerer en data-sannsynlighet, nemlig

$p(y(m:t)|b, \sigma, G_j) = N(y(m:t) | G_j b, \sigma^2 I)$, og en tidligere fordeling for b og σ , nemlig $p(b, \sigma) = N(b | 0, \sigma^2 \delta^2 I) \times IG(\sigma^2 | \alpha, \beta)$. Fra disse $p(y(m:t)|G_j)$ regnes ved integrering av $p(y(m:t)|b, \sigma, G_j) \times p(b, \sigma)$ over b og σ . $w_{\text{likelihood}}$ er faktisk lik $p(y(t)|y(m:t-1), G_j)$ som kan finnes ut i fra $p(y(m:t)|G_j)$ ved standard sannsynlighetsbasert manipulasjoner, og det resulterer da i det uttrykk for $w_{\text{likelihood}}$ som er gitt ovenfor).

- Barn-partikkelens vekt normaliseres ved å beregne deres sum, og ved å erstatte hver barnvekt med sin foreliggende verdi dividert med summen.
- Fra $N(J+1)$ barn, blir N -partikler valgt for å bli foreldre i det neste tidstrinn. Dette utføres enten ved å bruke den metode med fornyet punktprøving som er gitt i PPF-utførelsen av riggtilstandsdetektoren ved bruk av partikkelvektene som vanlig, eller ved ganske enkelt å velge de N -partikler som har størst vekt. I det sistnevnte tilfellet vil de overlevende partikler få sine vekter renormalisert som i det tidligere kulepunkt.

Initialiserings-prosedyren vil nå bli beskrevet. Ved tidspunkt 1 har treet bare J -bladknutepunkter, slik at J^{11} -partikler initialiseres, nemlig ett for hvert blad; deres vektorer blir satt til $1/J$. For å gå fra $t=1$ til 2 blir de vanlige oppdateringstrinn (slik som ovenfor) anvendt på de foreliggende J -partikler, slik at det nå vil være $J(J+1)$ barn. Hvis $J(J+1) < N$ så vil det endelige utvalgstrinn (siste kulepunkt ovenfor) bli utelatt. Dette fortsetter inntil antallet barn overskrider N , når utvalgstrinnet innføres på nytt i hvert tidstrinn.

To spesifikke utførelser av denne algoritme for riggtilstandsdeteksjonsproblemet er da som følger.

TQA-dataene kan modelleres med segmenter som har konstant middelvei, slik at forandringpunktalgoritmen brukes med G_1 gitt i det ovenfor angitte. Egnede verdier for brukerdefinerte variabler er da $\alpha=0,1$, $\beta=0,1$, $\delta=100$ og $P_p=0,1$.

Vedkommende BPOS-data består av flate og rampeformede segmenter med en liten grad av støy, slik at forandringspunktdetektoren brukes med G_1 (data med konstant middelvei) og G_2 (lineært varierende data) slik som angitt tidligere. Egnede brukerdefinerte variabler er da $\alpha=3$, $\beta=0,4$ og $\delta=1000$. Spesifikasjonen for w_{prior} er forskjellig fra den som er gitt ovenfor for derved å ta i betraktning det forhold at de to G_1 -segmenter ikke kan ligge inntil hverandre (da den sanne blokkposisjon må være kontinuerlig med hensyn på tid). Ved betraktning av en barnpartikkel ved tidspunktet t , lar M være modell som er angitt ved partikkelen for tiden $t-1$ ($M=1$ medfører G_1 , $M=2$ medfører G_2) og lar n være verdien for knutepunktet ved tidspunktet t , w_{prior} vil da være definert i samsvar med følgende tabell.

		n		
		0	1	2
M	1	$1-P_p$	0	P_p
	2	$1-P_p$	$P_p/2$	$P_p/2$

For dette eksempel er verdien $P_p=0,05$ egnet.

Riggtilstandsdetektoren bruker fortrinnsvis resultatene fra forandringspunkt-detektorene som sine innganger, men en viss ytterligere behandling er påkrevd for å bringe disse inn på et egnet format. Typiske eksempler på dette for de to ovenfor betraktete kanaler vil bli gitt.

TQA-kanalen kan brukes for å slutte seg til om borestrengen roteres (ROT) eller ikke ($\overline{ROT}$), og sannsynligheten for disse to hendelser vil da være en tilstrekkelig synopsis for den informasjon som tilføres av TQA-kanalen. Denne antagelse utføres via middelveidnivået for TQA-kanalen (parameteren b for det løpende segment i forandringspunkt-detektoren) slik som følger. Hvis rotasjonsmodus er ROT, så vil middelveidnivået være modellert med $p(b|ROT) = N(\mu_{TQ0}, \sigma^2_{TQ0})$, og hvis rotasjonsmodus er ($\overline{ROT}$) så vil middelveidnivået bli modellert med $p(b|\overline{ROT}) = U(\mu_{TQ0} - 3\sigma_{TQ0}, TQ_{DRILL})$. (Egnede verdier for $\mu_{TQ0}, \sigma_{TQ0}, TQ_{DRILL}$ kan finnes ved å bruke den samme prosedyre som i PPF-utførelsen, se "Tabellen for forut antatte verdier og sannsynligheter"). Hvis det antas at $P(\overline{ROT}) = P(ROT) = 1/2$, så kan middelveidnivåmodellene kombineres (ved bruk av Bayes teorem) for å gi

$$P(ROT|b) = \frac{p(b|ROT)}{p(b|ROT) + P(b|\overline{ROT})}$$

$$P(\overline{ROT}|b) = \frac{p(b|\overline{ROT})}{p(b|ROT) + P(b|\overline{ROT})}$$

Disse kan da brukes sammen med utgangen for TQA-forandringspunkt-detektoren for å anslå $P(ROT|y(1:t))$ og $P(\overline{ROT}|y(1:t))$ slik som følger.

Innstill $P_{ROT}(t)=0$, velg N_s . (Denne variabel må fastlegges ved eksperimentering, $N_s=100$ er et godt utgangvalg. Ved den følgende rutine beregnes en tilnærmelse til $P(ROT|y(1:t))$ og økning av N_s vil også øke nøyaktigheten av tilnærmelsen) og da for $n_s=1, \dots, N_s$,

- Ved bruk av den systematiske punktprøvningsalgoritme (se Carpenter, 1998, side 8) utfør punktprøve én gang ut i fra TQA-partikkelvekt, og sett i lik den indeks som punktprøves ved hjelp av algoritmen.
- Finn m_i , nemlig det aller siste forandringstidspunkt for TQA-partikkelen i .
- Beregn de følgende ledd, hvor $g_1=G_1(1:t-m_i+1)$

$$\hat{b} = (g_1^T g_1 + \delta^{-2} I)^{-1} g_1^T y(m_i : t),$$

$$\hat{\sigma} = \left[(g_1^T g_1 + \delta^{-2} I) \left(2\beta + y(m_i : t)^T [I - g_1 (g_1^T g_1 + \delta^{-2} I)^{-1} g_1^T] y(m_i : t) \right) \right]^{1/2},$$

$$\nu = 2\alpha + t - m_i + 1.$$

- Generer en punktprøve for en student-t fordeling med μ frihetsgrader ved bruk av algoritmen i ("Statistical Computing", W.J. Kennedy & J.E. Gentle, Marcel Dekker, New York, 1980, sidene 219-220) og lagre denne punktprøve i x .

- Innstill $\tilde{b} = \hat{b} + x\hat{\sigma}$
- Inkrementer $P_{ROT}(t)$ å bruke

$$P_{ROT}(t) \text{ using } P_{ROT}(t) \leftarrow P_{ROT}(t) + w_i \times P(ROT|\tilde{b}), \text{ hvor } w_i \text{ er vekten av partikkelen i.}$$

Ved slutten av denne prosess er $P_{ROT}(t)$ sannsynligheten (angitt ved data $y(1:t)$) for at borestrengen er roterende, mens $P_{\overline{ROT}}(t) = 1 - P_{ROT}(t)$ er sannsynligheten for at borestrengen er stasjonær.

Synopsis for BPOS-kanalen er noe forskjellig. Tilstrekkelig informasjon fra denne kanal er om blokken er stasjonær, beveges oppover eller beveges nedover. Hendelsen STAT (blokken er stasjonær) er ekvivalent med den løpende segmentmodell og er da G_1 , UP angis ved at den løpende segmentmodell er G_2 og hellingsparameteren ($b(2)$ i dette tilfellet) er positive, DOWN angis ved at den løpende segmentmodell er G_2 og samtidig er hellingsparameteren negativ. Sannsynlighetene for at disse hendelser foreligger ved tidspunkt t (angitt ved vedkommende data) blir skrevet som $P_{STATIC}(t)$, $P_{UP}(t)$ og $P_{DOWN}(t)$ og blir beregnet som følger. Initialiser $P_{DOWN}(t)=0$ og $P_{STAT}(t)=0$, og så for $i=1, \dots, N$:

- Finn det aller seneste forandringstidspunkt, m_i og den løpende modell M_i .
- Hvis $M_i=1$
 - o Inkrementer $P_{STAT}(t)$ ved bruk av $P_{STAT}(t) \leftarrow P_{STAT}(t) + w_i$ hvor da w_i er den løpende partikkels vekt.
- Hvis $M_i=2$
 - o Beregn de følgende ledd, hvor
$$g_2 = G_2(1:t-m_i+1)$$

$$\begin{aligned}\hat{b} &= (g_2^T g_2 + \delta^{-2} I)^{-1} g_2^T y(m_i : t), \\ \hat{\Sigma} &= (g_2^T g_2 + \delta^{-2} I) \left(2\beta + y(m_i : t)^T \left[I - g_2 (g_2^T g_2 + \delta^{-2} I)^{-1} g_2^T \right] y(m_i : t) \right), \\ \nu &= 2\alpha + t - m_i + 1.\end{aligned}$$

(Bemerk at $\hat{b}$ er en 2-vektor og $\hat{\Sigma}$ er en 2x2 matrise.).

- o Inkrementer $P_{\text{DOWN}}(t)$ ved å bruke

$$P_{\text{DOWN}}(t) \leftarrow P_{\text{DOWN}}(t) + w_i \text{stcdf} \left(\nu, -\hat{b}(2) / \sqrt{\hat{\Sigma}(2,2)} \right).$$

Ved slutten av prosessen blir $P_{\text{UP}}(t)$ beregnet ved bruk av $P_{\text{UP}}(t) = 1 - P_{\text{DOWN}}(t) - P_{\text{STAT}}(t)$.

Lignende beregninger kan utføres for å utlede tilsvarende synopses for de øvrige kanaler.

Et eksempel på en redusert modell for riggtilstandsdeteksjon under bruk av de to forandringspunktutførelser som er gitt ovenfor som innganger vil nå bli beskrevet. La γ_t være en tilfeldig variabel for riggtilstanden ved tidspunkt t og antar da en av de følgende verdier:

{PoohPumpRot, PoohPump, RihPumpRot, RihPump, StaticPumpRot, StaticPump}

Disse seks tilstander kan klassifiseres ved bruk av synopsisene fra TQA- og BPOS-kanalene samt den følgende tabell.

Riggtilstand	Rotasjon	Blokkbevegelse
PoohPumpRot	ROT	UP
PoohPump	(<u>ROT</u>)	UP
RihPumpRot	ROT	DOWN
RihPump	(<u>ROT</u>)	DOWN
StaticPumpRot	ROT	STAT
StaticPump	(<u>ROT</u>)	STAT

Formålet for algoritmen for deteksjon av riggtilstanden er å beregne sannsynligheten for hver γ_t ved bruk av $P_{\text{ROT}}(1:t)$, $\frac{P_{\text{ROT}}(1:t)}{P_{\text{ROT}}(1:t)}$, $P_{\text{DOWN}}(1:t)$, $P_{\text{STAT}}(1:t)$ og $P_{\text{UP}}(1:t)$ og oppdatere disse sannsynligheter etter hvert som t øker.

Brukere må spesifisere en sannsynlighet for alle mulige tilstandsoverganger, for eksempel $\Pr(Y_t = \text{PoohPump} | Y_{t-1} = \text{StaticPump})$ og disse kan da innkapsles i en matrise Π slik at $\Pi_{ij} = \Pr(Y_t = j | Y_{t-1} = i)$ med i og j varierende over de seks mulige tilstander. Denne matrise må tilfredsstille $\Pi_{ij} \geq 0$ for alle i, j og $\sum_j \Pi_{ij} = 1$ for alle i , slik at for hver rekke vil det være en korrekt sannsynlighetsfordeling. For dette utførelseseksempel er følgende enkle spesifisering tilstrekkelig; $\Pi_{ij} = \varepsilon$ for $i \neq j$ og $\Pi_{ii} = 1 - 5\varepsilon$ for $i = j$. $\varepsilon = 0,05$ er en hensiktsmessig verdi og avtagende ε har en tendens til å gi opphav til færre tilstandsforandringer. Mer kompliserte spesifiseringer er mulig, og som da gjør regning med at visse tilstandsforandringer er mer sannsynlige enn andre.

Den informasjon som inneholdes i forandringspunktdetektorens utganger blir inkorporert på følgende måte. La

$P_{TQA}(t) = [P_{ROT}(t) \ P_{\overline{ROT}}(t)]$ og $P_{BPOS}(t) = [P_{DOWN}(t) \ P_{STAT}(t) \ P_{UP}(t)]$ være utgangene fra TQA- og BPOS-kanalene samlet inn på to vektorer. Brukeren må spesifisere tolv sannsynlighetsfunksjoner av formen $p(P_{TQA}(t) | Y_t)$ og $p(P_{BPOS}(t) | Y_t)$ for alle seks mulige verdier av Y_t . Da $P_{TQA}(t)$ og $P_{BPOS}(t)$ begge er vektorer avgrenset slik at deres elementers sum vil være lik 1, og disse sannsynligheter må da være definert over lignende romområder. Dirichlet-klassen av fordelinger har denne egenskap slik at disse blir brukt i foreliggende eksempel. Dirichlet-fordelingen med k variabler har da formen:

$$p(\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_k) = \frac{\Gamma(\alpha_1 + \dots + \alpha_k)}{\Gamma(\alpha_1) \times \dots \times \Gamma(\alpha_k)} \theta_1^{\alpha_1-1} \times \dots \times \theta_k^{\alpha_k-1}$$

for $\theta_1, \dots, \theta_k \geq 0$ og $\sum_{j=1}^k \theta_j = 1$, og parameterne > 0 .

Den eksplisitte spesifikasjon av disse sannsynligheter for dette modell-eksempel er da som følger.

- $p(P_{TQA}(t) | Y_t)$
 - o For $Y_t \in \{\text{PoohPumpRot}, \text{RihPumpRot}, \text{StaticPumpRot}\}$ er sannsynligheten et 2-elements Dirichlet med parametere $\alpha_1 = 3$ og $\alpha_2 = 1$.

- o For $\gamma_t \in \{PoohPump, RihPump, StaticPump\}$ er sannsynligheten et 2-elements Dirichlet med parametere $\alpha_1=1$ og $\alpha_2=3$.
- $p(P_{BPOS}(t)|\gamma_t)$
 - o For $\gamma_t \in \{RihPumpRot, RihPump\}$ er sannsynligheten et 3-elements Dirichlet med parametere $\alpha_1=3$, $\alpha_2=1$ og $\alpha_3=1$.
 - o For $\gamma_t \in \{StaticPumpRot, StaticPump\}$ er sannsynligheten et 3-elements Dirichlet med parametere $\alpha_1=1$, $\alpha_2=3$ og $\alpha_3=1$.
 - o For $\gamma_t \in \{PoohPumpRot, PoohPump\}$ er sannsynligheten et 3-elements Dirichlet med parametere $\alpha_1=1$, $\alpha_2=1$ og $\alpha_3=3$.

Tanken bak dette er at den største α -parameter tilsvarer elementet i $P_{TQA}(t)$ eller $P_{BPOS}(t)$ som bør være stort for den gitte riggtilstand. For eksempel $\gamma_t=PoohPumpRot$ innebærer at rotasjonsmodus bør være ROT og at blokkbevegelsesmodus bør være DOWN, slik at det andre element i $P_{TQA}(t)$ (tilsvarende P_{ROT}) bør være stort, og det tredje element i $P_{BPOS}(t)$ tilsvarende P_{down}) bør være stort. Dette reflekteres i sannsynlighetsspesifikasjonen ovenfor, hvor for $p(P_{TQA}(t)|\gamma_t=PoohPumpRot)$ α_2 er stor, samt for $p(P_{BPOS}(t)|\gamma_t=PoohPumpRot)$ α_3 er stor. Det er også viktig at i ikke-store α -faktorer er satt identisk med 1 fordi hvis dette ikke er tilfelle så vil (for eksempel) $p(P_{TQA}(t)=[1 \ 0]|\gamma_t)=0$. Hendelsen $P_{TQA}(t)=[1 \ 0]$ betyr at forandringspunktdektoren er sikker på at TQA-modus er slått på, slik at det ikke vil være tilfelle at sannsynligheten for denne hendelse er lik 0. Hvis imidlertid spesifikasjonen ovenfor blir brukt, vil sannsynligheten være på sitt maksimum for $P_{TQA}(t)=[1 \ 0]$.

For å beregne riggtilstandssannsynlighetene benyttes følgende algoritme, og det antas at forandringspunktdektjonsalgoritmene er i drift og avgir på utgangssiden deres sannsynlighetssynopser.

- Sett $z_0=[1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1]/6$.
- For $t=1,2,\dots$
 - o Innstill $z_1=z_{t-1}\square$ og $k=1$.
 - o For hver $i \in \{PoohPumpRot, PoohPump, \dots, StaticPump\}$
 - Innstill $z_t(k) \leftarrow z_t(k)p(P_{TQA}(t)|\gamma_t=i)xp(P_{BPOS}(t)|\gamma_t=i)$.
 - Innstill $k \leftarrow k+1$.

- o Slutt for denne prosess.
- o Innstill $Z = z_t(1) + \dots + z_t(6)$, sett så $z_t(k) \leftarrow z_t(k)/Z$ for $k=1, \dots, 6$.
- Slutt for denne prosess.

Ved slutten av hver gjentakelse er z_t en 6-vektor som inneholder estimater for sannsynligheten for de seks riggtilstandsmuligheter på sensordata opp til tidspunktet t .

I henhold til foretrukne utførelser av oppfinnelsen, blir den automatisk detekterte riggtilstands informasjon brukt som en del av et større system for hendelsesdetektering. Spesielt er det blitt funnet at evnen til å diagnostisere visse utbøringsproblemer i høy grad er blitt forbedret ved å inkorporere den automatisk detekterte boreriggtilstand.

I henhold til én viss utførelse er det frembrakt et forbedret diagnostisk verktøy for å detektere problemer som har sammenheng med fastkjørt rør. Dette verktøy er fortrinnsvis bygd opp på et kjent diagnostisk verktøy, slik som SPIN-doctor™ fra Schlumberger. Dette kjente verktøy foretar utspørring av borerigg-personalet angående boreriggtilstanden når røret blir fastkjørt. Se Managing Drilling Risk, Aldred et al. Oilfield Review, sommeren 1999, på side 11. I samsvar med oppfinnelsen blir det diagnostiske verktøy, slik som SPIN-DR, modifisert for å ta sin inngang direkte fra det automatiske deteksjonssystem for riggtilstanden, slik som beskrevet ovenfor og derved i høy grad å forbedre og automatisere deteksjonen ved begynnelsen av rørfastheftingen.

Figur 9 viser trinn som inngår i et forbedret system for hendelsesdeteksjon, da i samsvar med foretrukne utførelser av oppfinnelsen. I trinn 134 blir målte overflatedata mottatt eller avfølt. Eksempler inkluderer da kroklast, blokkposisjon eller –hastighet, standrørtrykk, dreiemoment, så vel som detekterte innganger slik som ”borkrone på bunn” og ”i glidning” fra indikatorer for systemet, slik som IDEAL™. I trinn 136 blir målte nedihulls data mottatt, slik som MWD- eller LWD-data. I trinn 132 blir data ført som inngang til det automatiske utstyr for riggtilstandsdeteksjon 100, slik som beskrevet ovenfor under henvisning til figur 8. Som beskrevet i figur 8, blir tidligere informasjon også ført som inngang til systemet 100 for riggtilstandsdeteksjon. Fra dette deteksjonsutstyr 100 blir riggtilstandsinformasjonen (som fortrinnsvis foreligger i form av en sannsynlighet) brakt som inngang inn på hendelsesdeteksjonsutstyret. I trinn 140 blir rigg-

tilstandsinformasjonen brakt som inngang inn på et automatisk hendelsesdeteksjonssystem, slik som SPIN-DR som brukes for deteksjon av fastkjørt rør, slik som beskrevet ovenfor.

I trinn 140 kan generelt den automatiske hendelsesdeteksjon i høy grad bli forbedret ved bruk av automatisk deteksjon av boreriggtilstanden. I trinn 140 blir fortrinnsvis riggtilstandsinformasjonen brukt for å påføre forskjellige variasjoner av hendelsesdeteksjonsalgoritmen alt etter den spesielt foreliggende riggtilstand. Hvis hendelsesdeteksjonen er basert på terskelparametere, vil terskelnivåene kunne innstilles optimalt for hver riggtilstand, og derfor i vesentlig grad redusere falske positive angivelser (for eksempel falske alarmer) og falske negative anvisninger for hendelsesdetektoren. Som et alternativ til terskelbaserte teknikker beregner imidlertid fortrinnsvis hendelsesdeteksjonen sannsynligheten for at hendelsen har funnet sted eller vil finne sted om kort tid. Hvis en alarm skal utløses, utgjør dette fortrinnsvis en terskel for den beregnede sannsynlighet.

I trinn 142 og i det tilfellet det foreligger en detektor for fastkjørt rør, så vil når fastkjørt rør indikeres av det forbedrede SPIN-DR system, borepersonalet bli varslet. I trinn 146 vil borepersonalet treffe korrigerende tiltak i sammenheng med varslingen i trinn 142. Når det for eksempel gjelder varsel om fastkjørt rør, vil varselet for det fastkjørte rør fortrinnsvis inkludere den diagnostiserte årsak, slik som for eksempel "underdimensjonert hull". I stedet for et varsel vil alternativt i trinn 144 systemet antyde korrigerende tiltak overfor borepersonalet. Hvis for eksempel diagnosen er "underdimensjonert hull", så vil det foreslåtte korrigerende tiltak være å "oppspore en oljebasert slampropp".

Et annet eksempel på et forbedret hendelsesdeteksjonsopplegg i henhold til de foretrukne utførelser av oppfinnelsen, er et forbedret utstyr for å detektere utvasking. I henhold til denne utførelse, utføres følgende tilleggstrinn. Bestemmelse av sammenhengen mellom pumpetrykk og slamstrømningstakt for de boreriggtilstander hvor pumping finner sted. Beregning av overflatestrømningstakt ut i fra overflatedata som er samlet inn av pumpeutstyret. Beregning av nedihulls strømningstakt ut i fra MWD-turbinsammenstillingen. Sammenligning av strømningstakt henholdsvis på overflaten og nedihulls i forbindelse med like tilstander. Beregningene av PoohPumpRot og DrillSlide blir for eksempel fortrinnsvis utført hver for seg. Hvis det opptrer en uoverensstemmelse mellom strømningstakten på overflaten og nedihulls innenfor innbyrdes slike tilstander,

angir dette en utvaskingshendelse. For ytterligere detaljer omkring utvaskningsdeteksjon se Schlumbergs utbørings- og måleoversiktsbrosjyrer med tittelen "Washout Alarm" (http://www.hub.slb.com/Docs/DandM/GraphicsFolder/DM_Overviews/Washout_alarm.pdf) som da tas inn her som referanse. Det skal nå henvises til figur 9, hvorav det fremgår at utvaskningsdeteksjonssystemet utgjør et eksempel på et automatisk hendelsesdeteksjonssystem i trinn 140. I tilfelle det foreligger en utvaskningsanvisning, blir et varsel angitt for borepersonalet i trinn 142. De korrigerende tiltak som treffes i trinn 146 vil kunne være uttripping og inspeksjon av rørverktøyskjøtene for påvise utvasking.

Et annet eksempel på et forbedret hendelsesdeteksjonssystem, og da i samsvar med den foretrukne utførelse av oppfinnelsen, er forbedret utstyr for borkroneslitasjedeteksjon ved bruk av mekanisk effektivitetsanalyse. Mekanisk effektivitetsanalyseteknikker for å detektere borkroneslitasje er tidligere kjent. Se US-patent nr. 4.685.329, samt "Measuring the Wear of Milled Tooth Bits Using MWD Torque and Weight-on-Bit" Burgess and Lesso, SPE/IADC 13475, som begge herved tas inn som referanse. I henhold til oppfinnelsen er det frembrakt et forbedret system for deteksjon av borkroneslitasje ved å dele opp vedkommende data i forskjellige tilfeller basert på boreriggens tilstand, nemlig: (1) roterende utboring (DrillRot), (2) glidende utboring (DrillSlide) og (3) andre tilstander. Vedkommende data fra de ikke utborende tilstander (andre tilstander) blir da ignorert. De foreliggende data for roterende utboring og glidende utboring blir da analysert hver for seg, nemlig ved fin finavstemning av forholdende mellom dreiemoment og vekt for hvert tilfelle. De forskjellige analyser gjør fortrinnsvis bruk av det forhold at idet dreiemomentsensoren nedihulls typisk er plassert på oversiden av slammotoren, mens ved roterende utboring det direkte dreiemoment blir avfølt, mens under glidende utboring det reaktive dreiemoment blir avfølt.

I henhold til et annet eksempel for trinn 140, vil data som trekkes ut fra utbøringsopptakssystemet, slik som ved Schlumbergers IDEAL™ teknologi være automatisk trukket ut i samsvar med boreriggtilstanden. Se US-patent nr. 6.438.495 som herved tas inn her som referanse. I dette tilfellet blir samtlige data automatisk oppdelt i DrillSlide, DrillRot samt andre tilstander. Driftsparametere er valgt for innbyrdes like tilstander og BHA retningsendensanalyse er derved automatisert.

I henhold til et annet eksempel i forbindelse med trinn 140 blir et forbedret hendelsesdeteksjonssystem basert på analyse av dreiemoment og nedtrekk. Kommersielt tilgjengelig programvare for dreiemoment- og nedtrekkanalyse, slik som DrillSAFE™-delen av Schlumbergers DrillingOffice™ eller DeaDrag8™ fra Drilling Engineering Association er fortrinnsvis blitt modifisert til automatisk å godta riggtilstandsinformasjon for å fastlegge hvilken modus av dreiemoment- og nedtrekkanalysen som skal kjøres. Denne automatisering tillater en kontinuerlig modulering av borestrengens strekkraft- og dreiemomentmålinger. Sammenligning av disse modulerte data med de faktiske målinger muliggjør flere former av hendelsesdetektorer, slik som for fastkjørt rør, med hulopprensingsproblemer og ved gjørmet skifter.

I henhold til et annet eksempel i forbindelse med trinn 140, er det opprettet et trykkfall/trykkbølgedeteksjonssystem. Generelt har en borkrone nesten samme diameter som selve borehullet, slik at ved heving av en borestreng vil borkronen virke som et stempel og trykket i slammet på undersiden av borkronen vil da bli redusert. Dette trykkfall kan gjøre det mulig for reservoarfluidet å trenge inn i borebrønnen hvis borestrengen heves for raskt, hvilket da kan føre til et brønnsparke eller en utblåsning. Omvendt forholder det seg slik at etter hvert som strengen senkes ned vil trykket i slammet på undersiden av borkronen øke. Dette bølgetrykk kan da danne sprekker i formasjonen, hvilket da fører til slamtap og stabilitetsproblemer i borebrønnen. På hvert punkt langs borebrønnen kan det maksimale sikre bølgetrykk og det minste sikre trykkfall beregnes, for eksempel fra en jordmodell. Nedihullstrykket kan måles direkte eller modelleres. Deteksjonssystemet for å detektere farlige trykkfall og bølgetrykk ved først å detektere boreriggens tilstand, og å ta opp nedihullstrykk og å måle borkronens dybde data. Hvis det på et hvilket som helst punkt langs borebrønnens maksimale/minimale sikre terskeltrykk for den detekterte tilstand er blitt eller er i ferd med å bli overskredet, varsles utboreneren om situasjonen, idet vedkommende fortrinnsvis varsles om at borestrengens hastighet fortrinnsvis bør reduseres.

I henhold til en annen utførelse av oppfinnelsen forbedres manuell analyse av måledata ved bruk av automatisk riggtilstandsinformasjon. Det skal nå henvises til figur 9, hvor i trinn 150 automatisk riggtilstandsinformasjon brukes for å forbedre manuell hendelsesdeteksjon. I henhold til oppfinnelsen blir i trinn 150 den mest sannsynlige riggtilstand tegnet opp sammen med informasjon i andre

datakanaler, slik at dette da bidrar til å fokusere en ingeniørs oppmerksomhet på å betrakte MWD/LWD-logger for formasjonsevaluering eller vurdering av utboringshendelser. Tilstanden er fortrinnsvis ikke anvist når tilstandens usikkerhet overskrider en forut fastlagt grense.

Et eksempel i forbindelse med trinn 150 er å unngå kraftige vibrasjoner på borestrengen. Målinger av MWD-nedihullssjokk blir overvåket, i blant fjernt, for å bestemme om BHA/borestrengen er i ferd med å gå inn i en av flere destruktive vibrasjonsmodi, slik som: feste/slippe, lateral resonans, fremover rettet, kaotisk og bakover virvel. Denne prosess omfatter manuelt utført mønstergjenkjennelse, og kan i høy grad forbedres ved bruk av riggtilstandsinformasjon.

I henhold til en annen utførelse av oppfinnelsen blir de automatisk detekterte hendelser og tilstandene hvorunder de har opptrådt matet direkte inn på en kunnskapsbasis, slik som den kommersielt brukte programvare kjent som RiskTRAK™ fra Schlumberger. I tillegg blir risikoer som fastlegges innenfor RiskTRAK™ brukt som innganger til de automatiske riggtilstandsdetektorer. Spesielt blir de fastlagte risikoer brukt for å forandre de tidligere fastlagte sannsynligheter i algoritmene for hendelsesdetektering.

Figur 10 viser et boresystem 10 som utnytter automatisk riggtilstandsdeteksjon, og da i samsvar med foretrukne utførelser for oppfinnelsen. Borestrengen 58 er vist inne i borehullet 46. Dette borehull 46 befinner seg i jorden 40 med en overflate 42. Borehullet 46 er blitt skåret ut ved hjelp av borkronen 54. Denne borkronen 54 befinner seg i den borte ende av bunnhullssammenstillingen 56 og er festet til og utgjør det nederste parti av borestrengen 58. Bunnhullssammenstillingen 56 inneholder et antall innretninger som rommer forskjellige undersammenstillinger. I henhold til oppfinnelsen er underutstyr for måling under utboring (MWD) inkludert i undersammenstillingene 62. Eksempler på typiske MWD-målinger omfatter retning, skråstilling, overvåkningsdata, nedihullstrykk (inne i borerøret, og også på utsiden av dette eller ringromstrykk), resistivitet, densitet og porøsitet. Også inkludert er en undersammenstilling 60 for å måle dreiemoment og vekten på borkronen. Signalene fra undersammenstillingene 62 blir fortrinnsvis behandlet i prosessoren 66. Etter prosessbehandlingen blir informasjonen fra prosessoren 66 da kommunisert til pulstersammenstillingen 64. Denne pulstersammenstilling 64 omformer informasjonen fra prosessoren 66 til trykkipulser i borefluidet. Disse trykkipulser blir generert i et bestemt mønster som

representerer vedkommende data fra undersammenstillingene 62. Disse trykk-pulser vandrer oppover gjennom borefluidet i den sentrale åpning i borestrengen samt mot utstyr på overflaten. Undersammenstillingene i bunnhullssammenstillingen 56 kan også inkludere en turbin eller motor for å gi effekt for å rotere og styre borkronen 54.

Boreriggen 12 omfatter en derrick 68 og et heisesystem, et rotasjons-system og et slamsirkuleringssystem. Heiseutstyret som utgjør oppheng for borestrengen 58, inkluderer trekkverk 70, løpevaier 71, kronblokk 75, borevaier 79, løpeblokk og krok 72, svivel 74 og dødvaier 77. Det roterende utstyr omfatter drivrør 76, rotasjonsbord 88 og maskiner (ikke vist). Det roterende utstyr utøver en rotasjonskraft på borestrengen 58, slik det vil være velkjent innenfor fagområdet. Skjønt et system med et drivrør og et rotasjonsbor er vist i figur 4, vil fagkyndige på området erkjenne at foreliggende oppfinnelse også vil kunne utøves på et utboringsarrangement med toppdrev. Skjønt det utboringssystem som er vist i figur 4 er angitt å være på land, vil fagkyndige på området erkjenne at foreliggende oppfinnelse også vil kunne benyttes i marine omgivelser.

Slamsirkulasjonssystemet pumper borefluid nedover i den sentrale åpning i borestrengen. Borefluidet vil ofte bli kalt slam, og det utgjør typisk av en blanding av vann og dieselbrensel, spesielle leirsorter og andre kjemikalier. Boreslammet er lagret i slamgropen 78. Boreslammet blir trukket inn i slampumper (ikke vist), som da pumper slammet gjennom et standrør 86 og inn i drivrøret 76 gjennom svivelen 74 som inneholder en roterende tetning. Oppfinnelsen kan også anvendes på underbalansert utboring. Hvis utboringen er underbalansert på visse punkter forut for innløpet av borestrengen, blir gass ført inn i utboringsslammet under bruk av et injeksjonssystem (ikke vist).

Slammet passerer gjennom borestrengen 58 og også gjennom borkronen 54. Da tennene på borkronen maler opp og forvandler jordformasjonen til borkaks blir slammet hevet ut gjennom åpninger eller munnstykker i borkronen med høy hastighet og ved høyt trykk. Disse slamstråler løfter borkakset bort fra bunnen av hullet samt vekk fra borkronen, samt driver borkakset oppover mot overflaten i det ringformede rom mellom borestrengen 58 og veggen av borehullet 46.

Ved jordoverflaten vil slammet og borkakset forlate brønnen gjennom et sideutløp i utblåsningssikringen 99 samt gjennom slammets returledning (ikke vist). Utblåsningssikringen 99 omfatter en trykkreguleringsinnretning og en roterende

tetning. Slamreturledningen mater slammet inn i en separator (ikke vist) som da separerer slammet fra borkakset. Fra denne separator returneres slammet til slamgropen 78 for lagring og fornyet bruk.

Forskjellige sensorer er plassert på boreriggen 10 og utfører målinger på boreutstyret. Spesielt blir kroklasten målt ved hjelp av kroklastsensoren 94 som er montert på dødvaieren 77, og blokkposisjonen og den relaterte blokkhastighet blir målt ved hjelp av loggsensoren 95 som utgjør en del av trekkverket 70. Overflate-dreiemoment måles av en sensor på rotasjonsbordet 88. Standrørstrykket måles ved hjelp av trykkmåleren 92, som er plassert på standrøret 86. Signaler fra disse målinger kommuniseres til en sentral prosessor 96 på overflaten. I tillegg blir slampulser som vandrer oppover langs borestrengen detektert ved hjelp av trykksensoren 92. Denne trykksensor 92 omformer som omvandler slamtrykket til elektroniske signaler. Denne trykksensor 92 er forbundet med overflateprosessen 96 som omformer signalene fra å være trykksignaler til digital form, lagrer og demodulerer disse digitale signaler til brukbare MWD-data. I samsvar med forskjellige utførelser som er beskrevet ovenfor, blir overflateprosessen 96 programmert til å automatisk detektere den mest sannsynlige boreriggtilstand basert på de forskjellige inngangskanaler som er beskrevet. Prosessen 96 er også programmert til å utføre den automatiske hendelsesdeteksjon, slik den er beskrevet ovenfor. Prosessen 96 overfører fortrinnsvis informasjon om riggtilstand og/eller hendelsesdeteksjon til brukergrensesnittsystemet 97 som da er utført for å varsle borepersonalet om uønskede hendelser og/eller forslår tiltak overfor borepersonalet for å unngå uønskede hendelser, slik som beskrevet ovenfor.

Figur 11 viser ytterligere detaljer ved prosessen 96, og da i samsvar med foretrukne utførelser av oppfinnelsen. Prosessen 96 består fortrinnsvis av én eller flere sentrale prosessorenheter 350, hovedminne 352, kommunikasjoner eller I/O-moduler 354, grafiske innretninger 356, en flytende punktakselerator 358, samt masselagring slik som for bånd og disketter 360.

P a t e n t k r a v

1. Fremgangsmåte for utboring under automatisk deteksjon av boreriggens tilstand under boreprosessen for en borebrønn, k a r a k t e r i s e r t v e d a t fremgangsmåten omfatter følgende prosessstrinn:
mottak gjennom to eller flere uavhengige datakanaler, hvor hver inngangskanal overfører en rekke målinger utført over tid under boreprosessen, og
automatisk deteksjon av den mest sannsynlige tilstand for boreriggen ut i fra minst tre mulige boreriggtilstander, hvor trinnet med automatisk å detektere er basert på to eller flere inngangskanaler og sannsynligheter tildelt til hver tilstand-til-tilstands transisjon.
2. Fremgangsmåte som angitt i krav 1, k a r a k t e r i s e r t v e d a t den videre omfatter et prosessstrinn som går ut på å forandre aktivitet i forhold til utboring og da basert på deteksjon av den mest sannsynlige tilstand for boreriggen.
3. Fremgangsmåte som angitt i krav 1, k a r a k t e r i s e r t v e d a t den videre omfatter prosessstrinn som går ut på å undersøke data som har sammenheng med boreprosessen og/eller egenskaper ved det jord-området som omgir borebrønnen og som er samlet opp under utbøringsprosessen.
4. Fremgangsmåte som angitt i krav 1, k a r a k t e r i s e r t v e d a t de to eller flere inngangsdatakanaler overfører målinger av utstyr på boreriggen.
5. Fremgangsmåte som angitt i krav 1, k a r a k t e r i s e r t v e d a t de to eller flere inngangskanaler omfatter to eller flere av de følgende inngangskanaler, nemlig for kroklast, blokkposisjon, dreiemoment og standrørstrykk.
6. Fremgangsmåte som angitt i krav 1, k a r a k t e r i s e r t v e d a t det trinn som går ut på mottaking omfatter minst tre uavhengige inngangskanaler, og deteksjonen er basert på disse minst tre inngangskanaler.

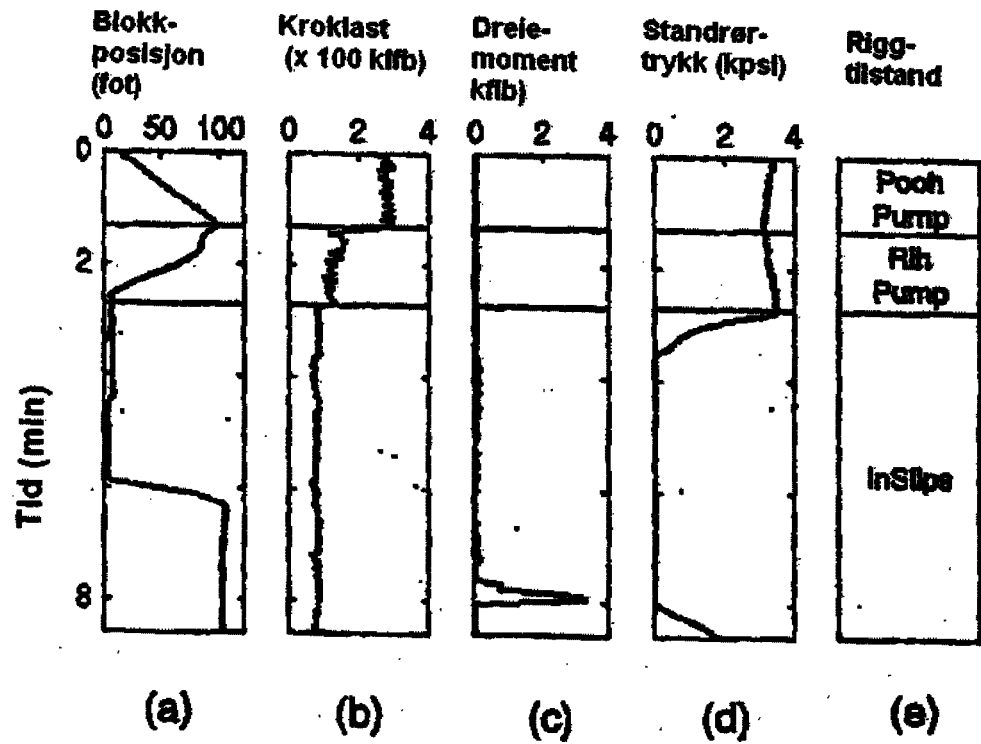
7. Fremgangsmåte som angitt i krav 5, k a r a k t e r i s e r t v e d at mottakingstrinnet omfatter minst fire uavhengige inngangskanaler, og deteksjonen er basert på disse minst fire inngangskanaler.
8. Fremgangsmåte som angitt i krav 1, k a r a k t e r i s e r t v e d at deteksjonstrinnet videre omfatter generering av en sannsynlighet som har sammenheng med hver mulig boreriggtilstand.
9. Fremgangsmåte som angitt i krav 1 videre, k a r a k t e r i s e r t v e d et prosesstrinn som går ut på å forutsi en fremtidig riggtilstand basert delvis på den foreliggende boreriggtilstand.
10. Fremgangsmåte som angitt i krav 1, k a r a k t e r i s e r t v e d at den mest sannsynlige tilstand detekteres ut i fra de minst fire mulige boreriggtilstander.
11. Fremgangsmåte som angitt i krav 10, k a r a k t e r i s e r t v e d at den mest sannsynlige boreriggtilstand detekteres ut i fra minst seks mulige boreriggtilstander.
12. Fremgangsmåte som angitt i krav 11, k a r a k t e r i s e r t v e d at den mest sannsynlige boreriggtilstand detekteres ut i fra minst ti mulige boreriggtilstander.
13. Fremgangsmåte som angitt i krav 1, k a r a k t e r i s e r t v e d at de minst tre mulige boreriggtilstander omfatter tre eller flere av de følgende riggtilstander: DrillRot, DrillSlide, RihPumpRot, RihPump, Rih, PoohPumpRot, PoohPump, Pooh, StaticPumpRot, StaticPump, Static, InSlips og uklassifisert.
14. Fremgangsmåte som angitt i krav 1, k a r a k t e r i s e r t v e d at det trinn som går ut på automatisk deteksjon gjør bruk av en algoritme med uklar logikk.

15. Fremgangsmåte som angitt i krav 1, k a r a k t e r i s e r t v e d at det trinn som går ut på automatisk deteksjon gjør bruk av en sannsynlighetsbestemt teknikk.
16. Fremgangsmåte som angitt i krav 1, k a r a k t e r i s e r t v e d at det trinn som går ut på automatisk deteksjon gjør bruk av en Bayesisk teknikk.
17. Fremgangsmåte som angitt i krav 1, k a r a k t e r i s e r t v e d at det trinn som går ut på automatisk deteksjon gjør bruk av en sekvensiell Bayesisk teknikk.
18. Fremgangsmåte som angitt i krav 1, k a r a k t e r i s e r t v e d at partikkelfiltreringsteknikk brukes i trinnet for automatisk deteksjon.
19. Fremgangsmåte som angitt i krav 1, k a r a k t e r i s e r t v e d at en parametrisk partikkelfiltreringsteknikk brukes i det prosesstrinn som omfatter automatisk deteksjon.
20. Fremgangsmåte som angitt i krav 1, k a r a k t e r i s e r t v e d at den mest sannsynlige tilstand for boreriggen blir detektert ved å sirkulere en sannsynlighetsfordeling for de mulige boreriggtilstander ved bruk av en sannsynlighetsbasert teknikk, hvor da denne sannsynlighetsbaserte modell er basert på forandringspunkter og parametere mellom disse forandringspunkter, hvor da vedkommende forandringspunkter er utledet fra de to eller flere inngangskanaler.
21. Fremgangsmåte som angitt i krav 20, k a r a k t e r i s e r t v e d at forandringspunktene detekteres hver for seg for hver inngangskanal.
22. Fremgangsmåte som angitt i krav 21, k a r a k t e r i s e r t v e d at forandringspunktene detekteres ved bruk av en sekvensiell Bayesisk teknikk.
23. Fremgangsmåte som angitt i krav 1, k a r a k t e r i s e r t v e d at en Kalman-filtreringsteknikk brukes i det trinn som gjelder automatisk deteksjon.

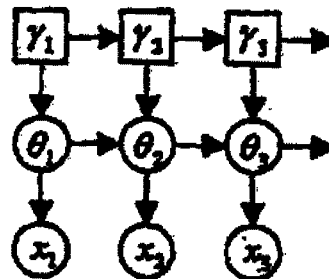
24. Fremgangsmåte som angitt i krav 1, k a r a k t e r i s e r t v e d at trinnet for automatisk deteksjon er basert i det minste delvis på binære indikatorer fra utbøringsutførelsessystemet.
25. Fremgangsmåte som angitt i krav 24, k a r a k t e r i s e r t v e d at de binære indikatorer omfatter borkrone på bunnen, samt borkrone ikke på bunnen.
26. Fremgangsmåte som angitt i krav 24, k a r a k t e r i s e r t v e d at de binære indikatorer inkluderer glidetilstand, men er ikke i glidningen.
27. Fremgangsmåte som angitt i krav 1, k a r a k t e r i s e r t v e d at det omfatter prosesstrinn som går ut på å detektere en utbøringshendelse basert i det minste delvis på (i) den automatiske detekterte mest sannsynlige tilstand for bore-riggen, og (ii) annen informasjon.
28. Fremgangsmåte som angitt i krav 27, k a r a k t e r i s e r t v e d at det angitte trinn for å detektere en utbøringshendelse blir utført automatisk.
29. Fremgangsmåte som angitt i krav 27, k a r a k t e r i s e r t v e d at det prosesstrinn som går ut på å detektere en utbøringshendelse omfatter sammen-
likning av verdier utledet fra annen informasjon med terskelverdier, og forskjellige
terskelverdier brukes i avhengighet av den automatisk deteksjonens mest
sannsynlige tilstand.
30. Fremgangsmåte som angitt i krav 28, k a r a k t e r i s e r t v e d at det prosesstrinn som går ut på å detektere en utbøringshendelse omfatter tendens-
analyse.
31. Fremgangsmåte som angitt i krav 28, k a r a k t e r i s e r t v e d at det trinn som går ut på å detektere en utbøringshendelse omfatter analyse av dreie-
moment og nedtrekk.

32. Fremgangsmåte som angitt i krav 28, k a r a k t e r i s e r t v e d at den videre omfatter et prosesstrinn som går ut på å gi borepersonal opplysning om detektert hendelse.
33. Fremgangsmåte som angitt i krav 32, k a r a k t e r i s e r t v e d at den detekterte hendelse er uønsket, og opplysningen utgjør et varsel om denne uønskede hendelse.
34. Fremgangsmåte som angitt i krav 28, k a r a k t e r i s e r t v e d at den videre omfatter et prosesstrinn som går ut på å opplyse borepersonalet om tiltak som respons på den detekterte hendelse.
35. Fremgangsmåte som angitt i krav 27, k a r a k t e r i s e r t v e d at deteksjonen av utboringshendelsen utgjør en del av en manuell prosess.
36. Fremgangsmåte som angitt i krav 35, k a r a k t e r i s e r t v e d at den ytterligere informasjon inkluderer MWD-data.
37. Fremgangsmåte som angitt i krav 36, k a r a k t e r i s e r t v e d at den detekterte hendelse utgjøres av nedbrytende vibrasjonsmodi.
38. Fremgangsmåte som angitt i krav 28, k a r a k t e r i s e r t v e d at hendelsen detekteres delvis ved bruk av informasjon fra jordmodellen.
39. Fremgangsmåte som angitt i krav 1, k a r a k t e r i s e r t v e d at den automatiske deteksjon delvis er basert på kjennskap til basisinformasjon.
40. Fremgangsmåte som angitt i krav 1, k a r a k t e r i s e r t v e d at de angitte prosesstrinn som går ut på å motta og automatisk detektere blir gjentatt slik at de mest sannsynlige tilstander for boreriggen detekteres over en viss tidsperiode.

1/10

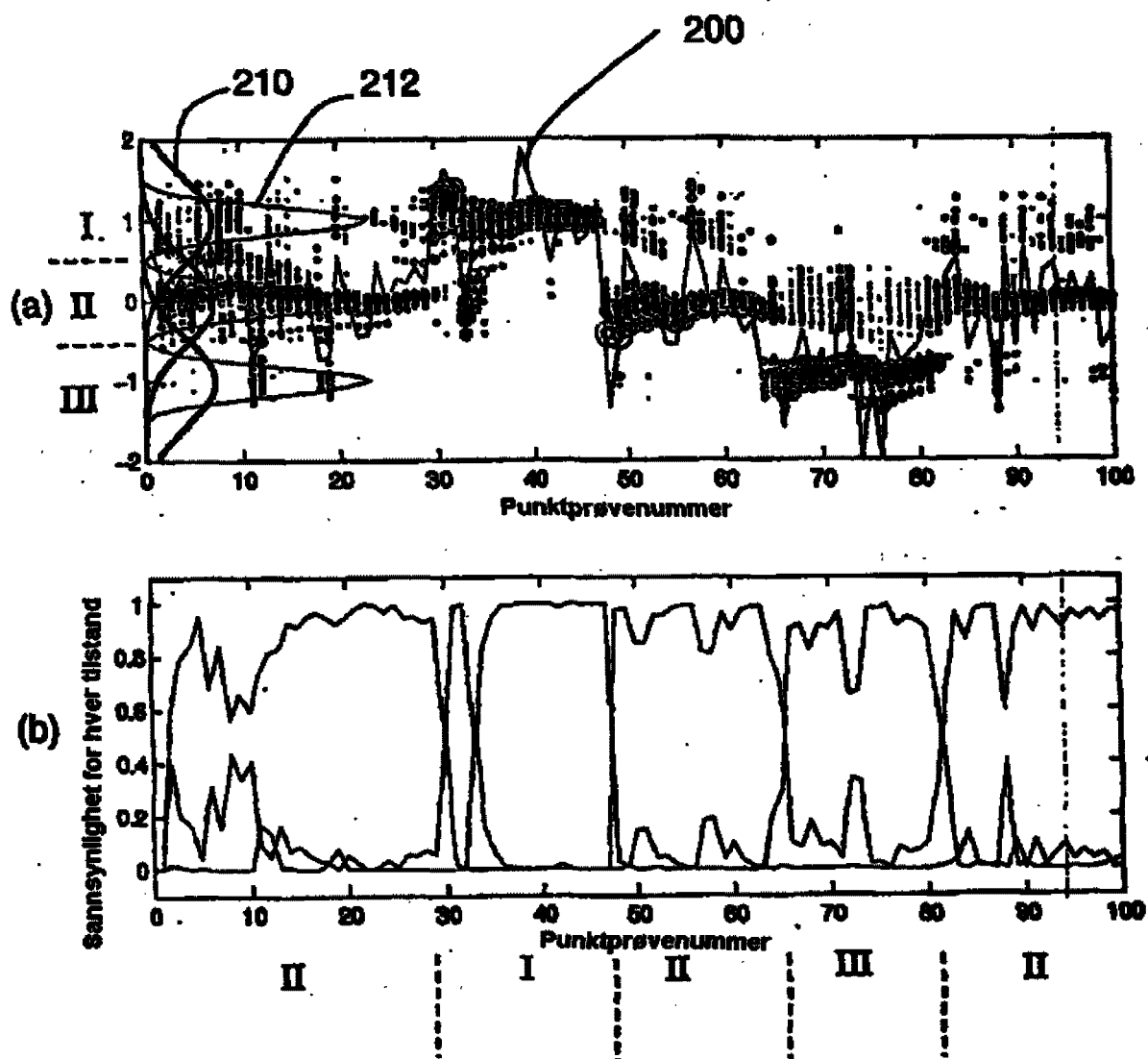


Figur 1



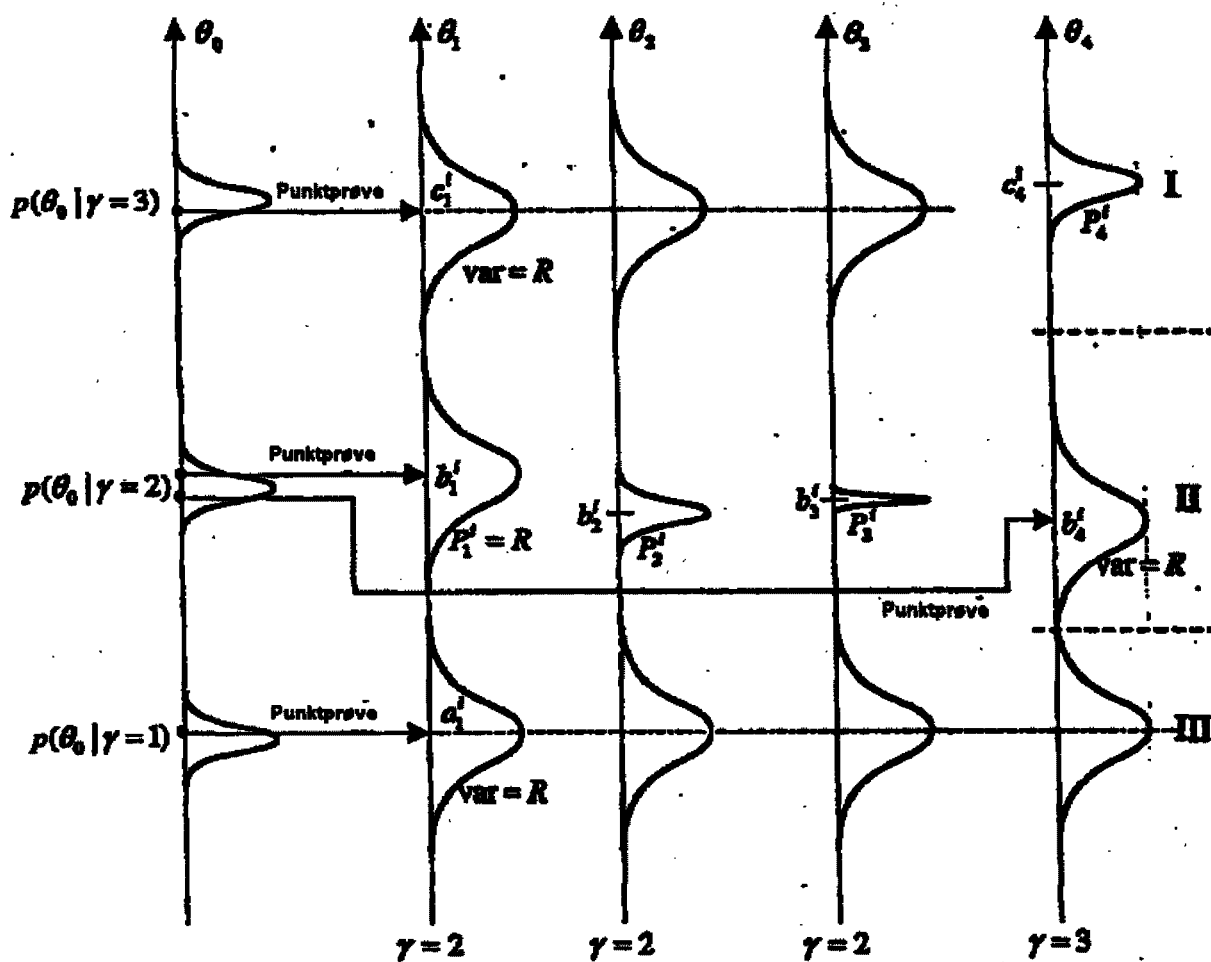
Figur 2

2/10

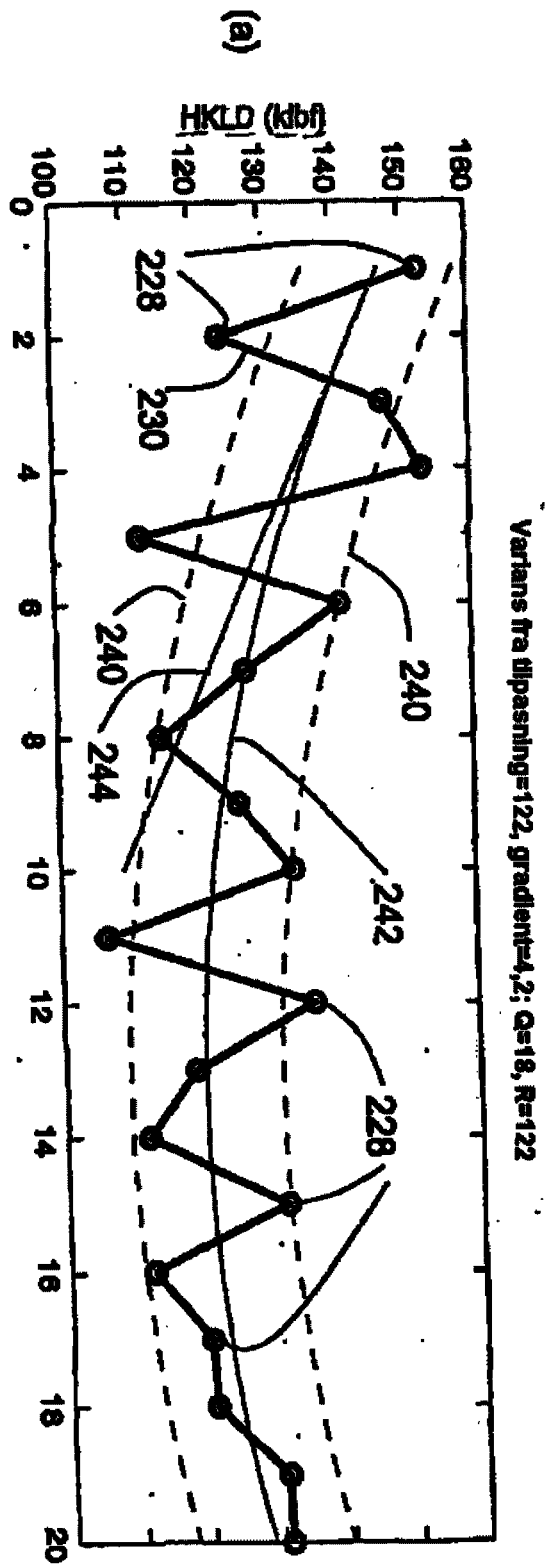


Figur 3

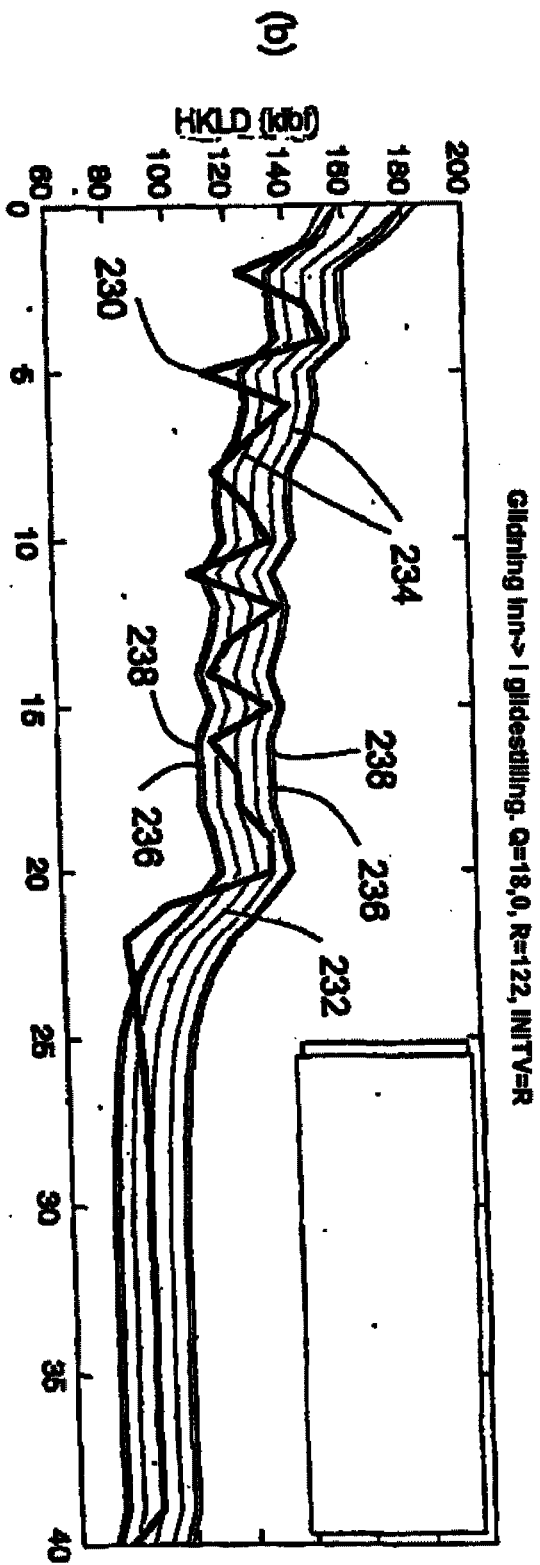
3/10



Figur 4

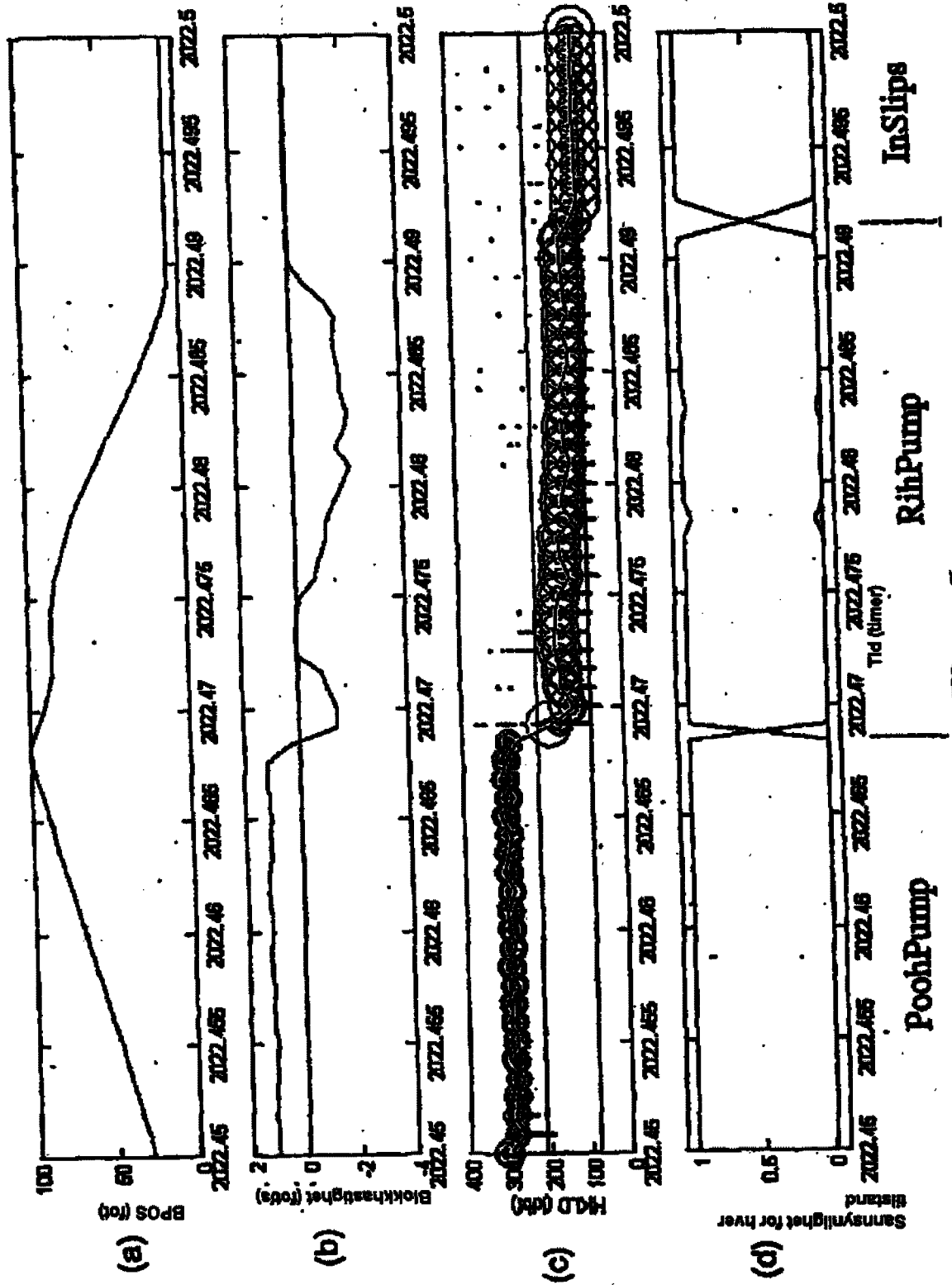


4/10



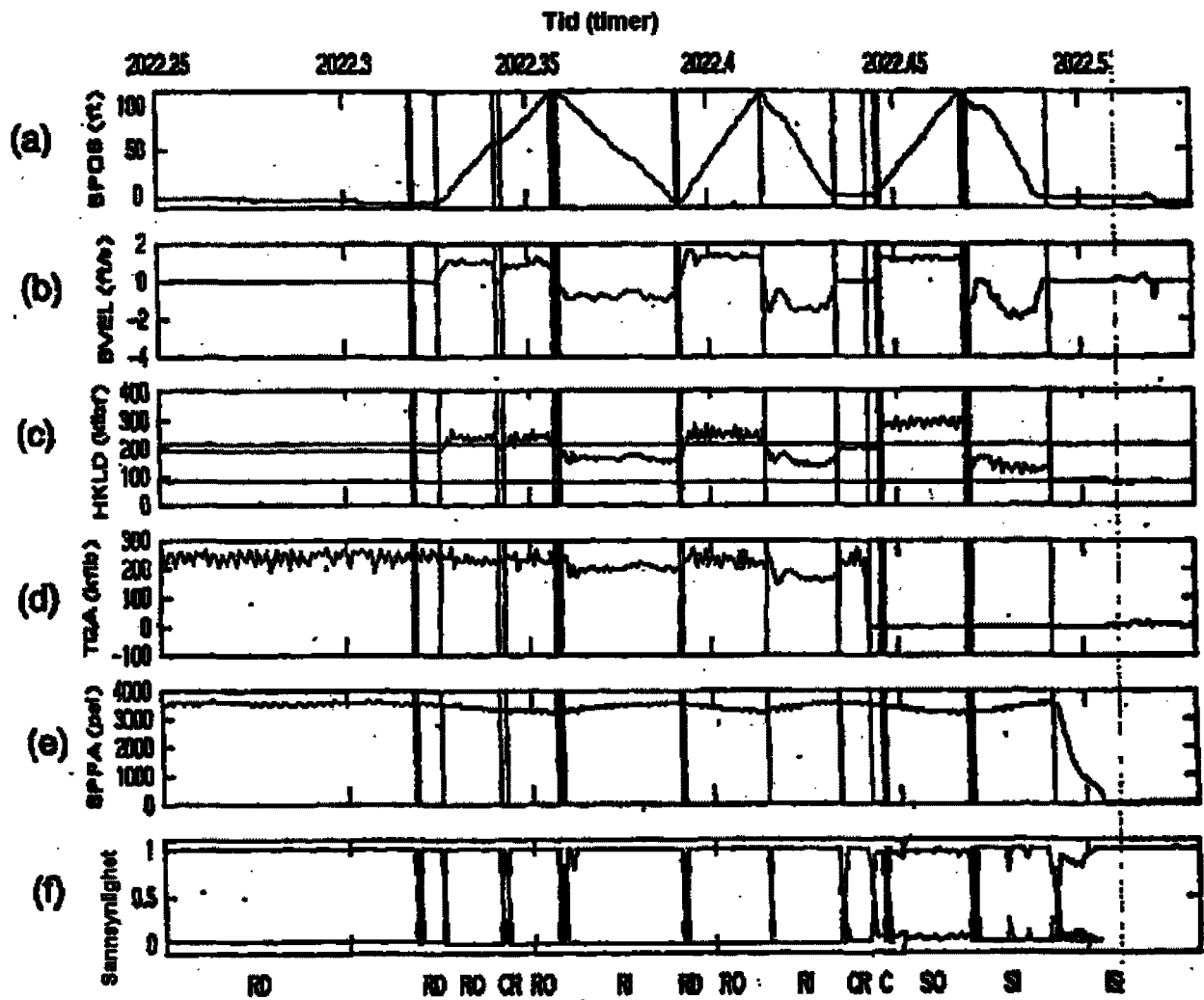
Figur 5

5/10



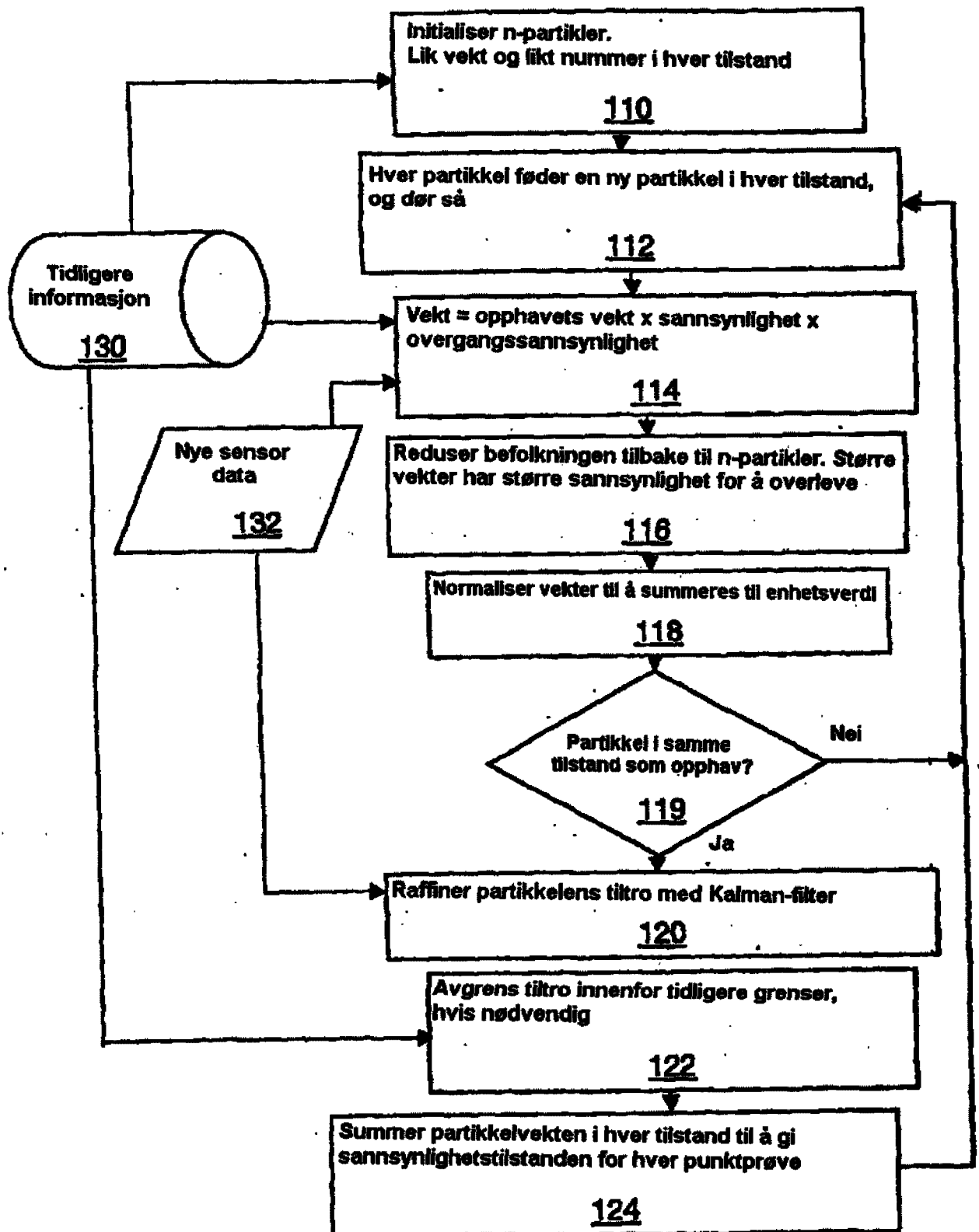
Figur 6

6/10



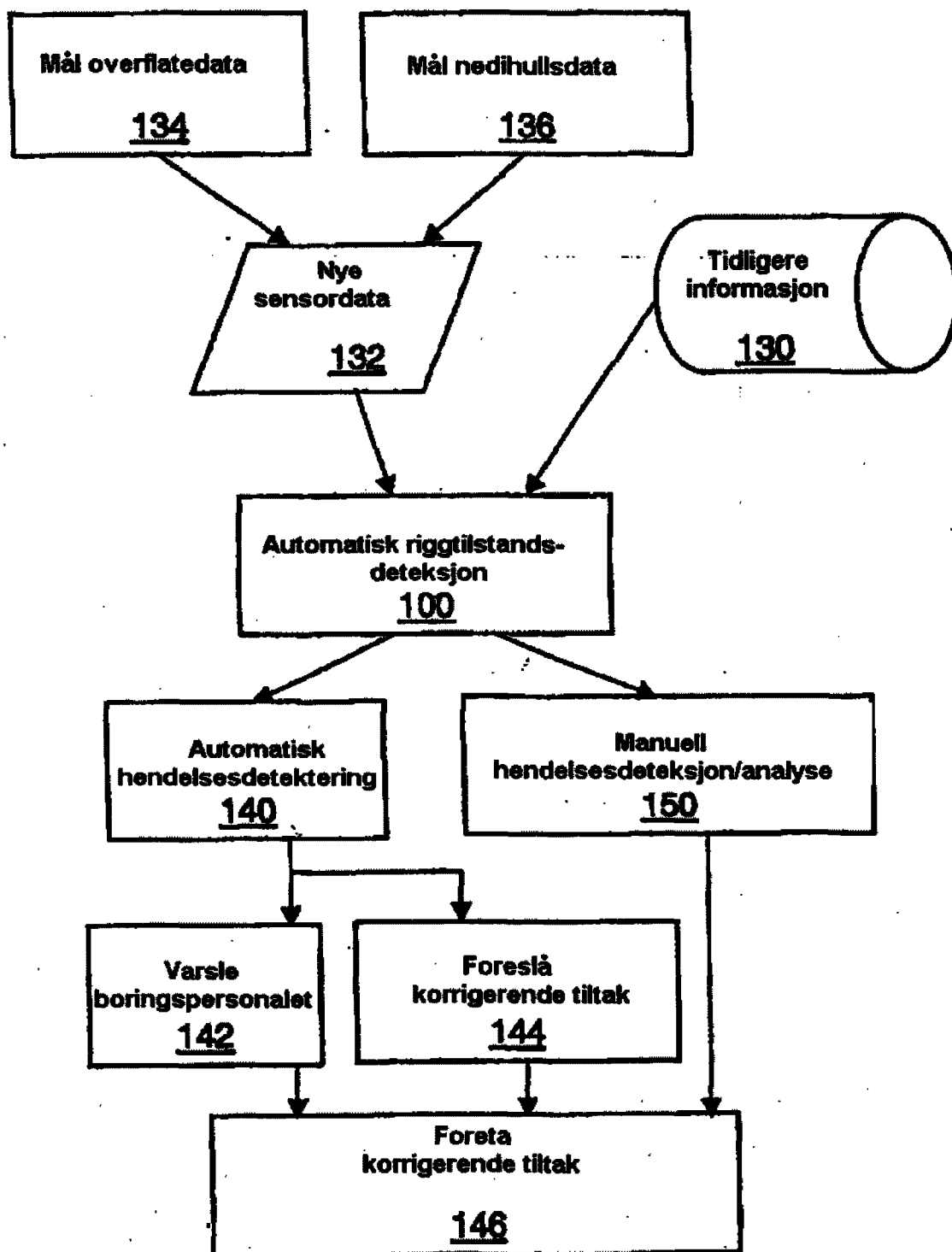
Figur 7

7/10



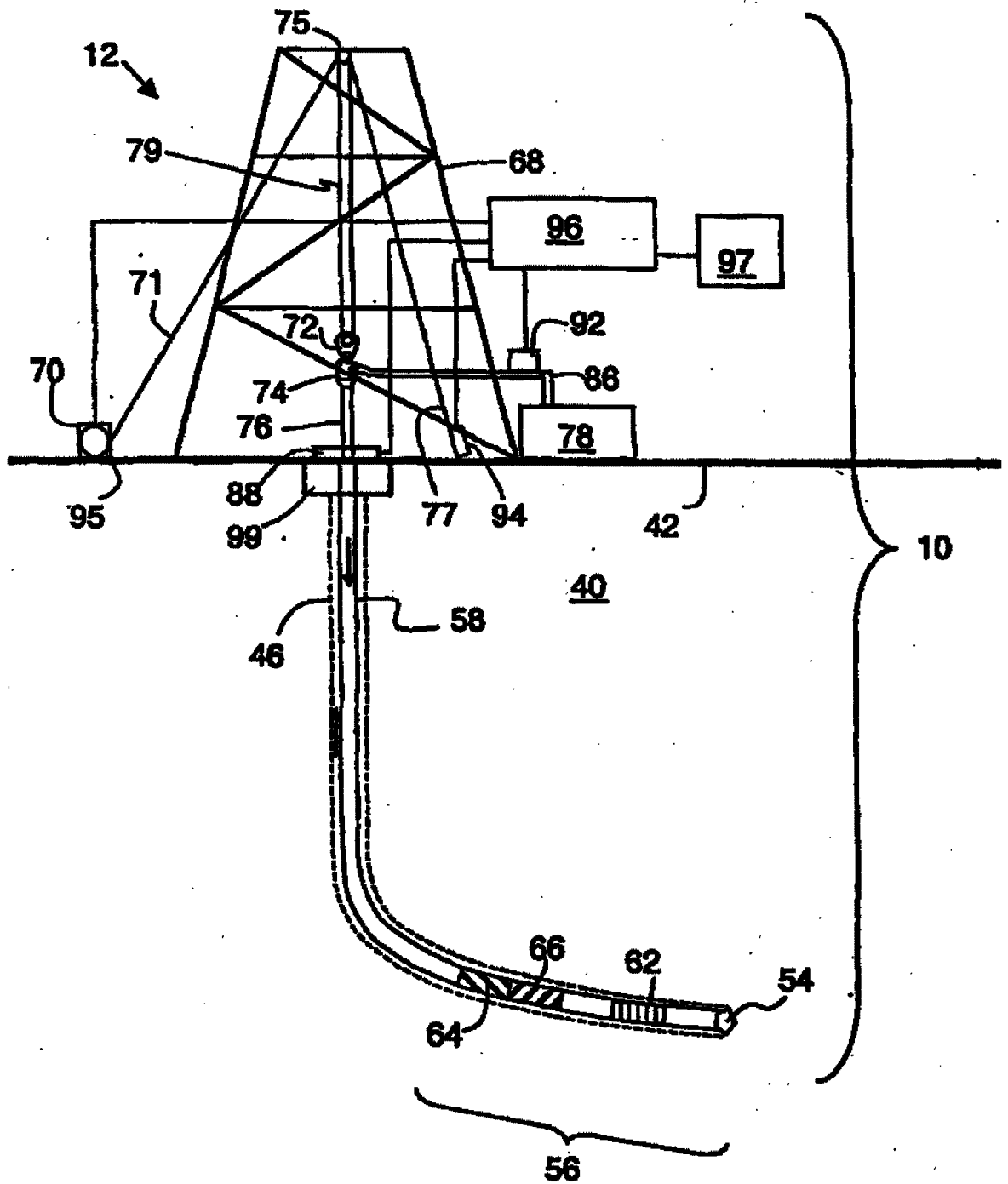
Figur 8

8/10



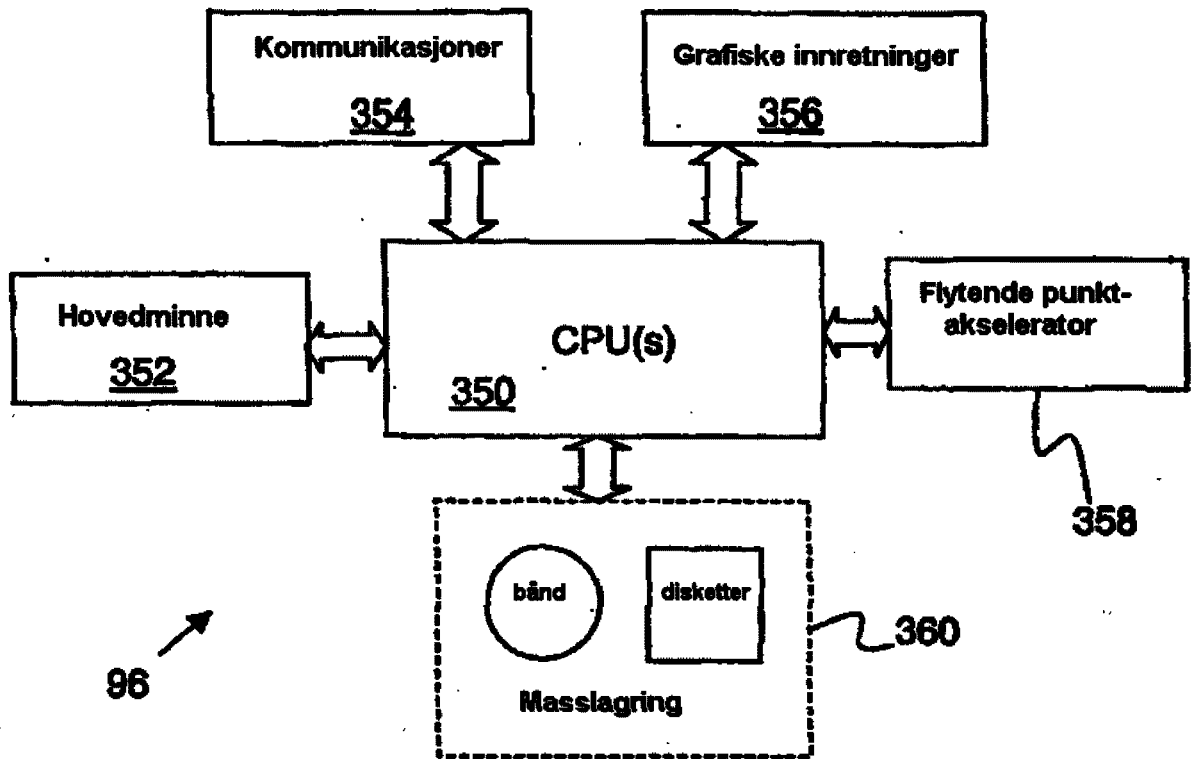
Figur 9

9/10

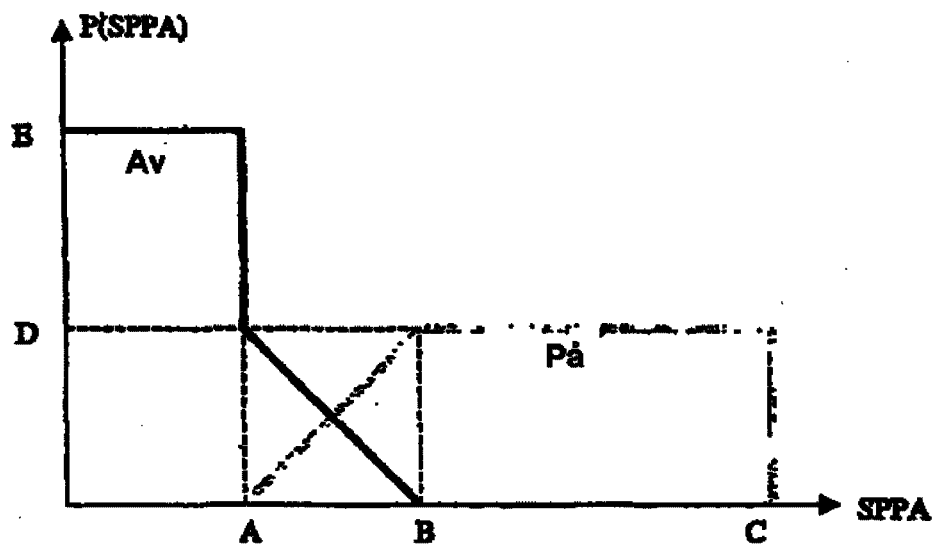


Figur 10

10/10



Figur 11



Figur 12