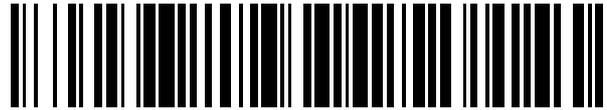


19



OFICINA ESPAÑOLA DE  
PATENTES Y MARCAS

ESPAÑA



11 Número de publicación: **2 697 904**

51 Int. Cl.:

**H04L 25/02** (2006.01)

**H04L 25/03** (2006.01)

**H04L 27/00** (2006.01)

12

TRADUCCIÓN DE PATENTE EUROPEA

T3

86 Fecha de presentación y número de la solicitud internacional: **07.12.2015 PCT/FR2015/053354**

87 Fecha y número de publicación internacional: **23.06.2016 WO16097528**

96 Fecha de presentación y número de la solicitud europea: **07.12.2015 E 15817972 (1)**

97 Fecha y número de publicación de la concesión europea: **15.08.2018 EP 3235201**

54 Título: **Identificación conjunta de señales mezcladas en telecomunicaciones digitales no cooperativas**

30 Prioridad:

**19.12.2014 FR 1402936**

45 Fecha de publicación y mención en BOPI de la traducción de la patente:

**29.01.2019**

73 Titular/es:

**AVANTIX (100.0%)  
655 Avenue Galilée, Bâtiment Horizon, BP 20140  
13794 Aix-en-Provence, FR**

72 Inventor/es:

**COURTAT, THOMAS;  
CIBLAT, PHILIPPE;  
BIANCHI, PASCAL y  
FERNANDEZ - BIANCO, MIGUEL**

74 Agente/Representante:

**POINDRON, Cyrille**

ES 2 697 904 T3

Aviso: En el plazo de nueve meses a contar desde la fecha de publicación en el Boletín Europeo de Patentes, de la mención de concesión de la patente europea, cualquier persona podrá oponerse ante la Oficina Europea de Patentes a la patente concedida. La oposición deberá formularse por escrito y estar motivada; sólo se considerará como formulada una vez que se haya realizado el pago de la tasa de oposición (art. 99.1 del Convenio sobre Concesión de Patentes Europeas).

## DESCRIPCIÓN

Identificación conjunta de señales mezcladas en telecomunicaciones digitales no cooperativas

5 La presente invención se refiere en general a los métodos y sistemas de tratamiento de la señal en telecomunicaciones digitales, y más particularmente a los de separación ciega de dichas señales o de señales de características similares.

10 En telecomunicaciones digitales, un emisor busca transmitir una serie de bits de información a uno (o varios) receptor(es). El emisor efectúa una serie de operaciones de codificación con el fin de hacer posible la transmisión de la información sobre un soporte físico que se llama también canal de propagación (tal como una fibra óptica, o tal como es más particularmente en el caso presente, por propagación no limitada en el espacio). Este canal de propagación no es, en general, perfecto en el sentido de que la señal recibida no es una réplica exacta de la señal emitida (perturbaciones térmicas, reverberaciones, dispersión).

15 A nivel del emisor, se da una constelación (ASK, M-PSK, M-QAM) que es un conjunto finito de símbolos en el plano complejo y una función que asocia a un número definido de bits consecutivos un símbolo de la constelación.

20 Cada símbolo de la serie se multiplica por una forma de onda continua (o filtro de conformación), desfasado en el tiempo para formar la señal en banda base.

Esta señal en banda base se traspone a una cierta frecuencia, llamada frecuencia portadora, y posteriormente se emite mediante una interfaz de radio (una antena en el caso de una transmisión inalámbrica).

25 En la recepción, se efectúan las operaciones inversas para reconstruir los bits de información a partir de la señal medida sobre la interfaz de radio. Principalmente, la demodulación es la operación que identifica en la recepción los símbolos efectivamente emitidos por el emisor a partir de la señal recibida.

30 Se habla de demodulación ciega cuando uno de los parámetros de la transmisión es desconocido para el emisor. En telecomunicaciones cooperativas, la mayor parte de los parámetros se definen por contrato entre el emisor y el receptor (frecuencia de portadora, tipo de constelación, desfase temporal entre las formas de onda, potencias de emisión). Las únicas incógnitas que subsisten son eventuales errores de sincronización y el efecto del canal de propagación. Estos parámetros se estiman, en general, mediante la emisión regular de secuencias, llamadas pilotos conocidas por las dos partes. La operación que compensa los efectos del canal antes de la demodulación se denomina ecualización.

35 En telecomunicaciones no cooperativas por el contrario, la integridad de los parámetros es desconocida —o conocida solamente en orden de magnitud— y no hay secuencias piloto para facilitar la ecualización.

40 La separación de orígenes es un problema genérico en el que se busca extraer de una señal compuesta las señales de origen que la constituyen.

45 La separación ciega de orígenes designa la subclase de los problemas de separación cuando las características de las señales de origen y de su mezcla son desconocidas o muy parcialmente conocidas a priori. Se hacen necesarias hipótesis estadísticas sobre las señales de origen y/o sobre la naturaleza de su mezcla para que este problema sea resoluble. Se supone, por ejemplo, normalmente:

- que los orígenes son mutuamente independientes;
- que se conoce el número máximo de orígenes constituyentes;
- 50 - que la mezcla es lineal;
- que existen estadísticas discriminantes entre los orígenes constituyentes.

55 Se pone interés en este caso en la separación y en la demodulación ciega de señales de telecomunicación digital en un marco no cooperativo. Se pone interés más específicamente en un caso en el que no existen estadísticas discriminantes claras entre los orígenes.

60 A título de ejemplo, se cita la identificación de señales emitidas según el protocolo de transmisión por satélite "DoubleTalk® Carrier-in-Carrier®". Esta técnica de transmisión por satélite utiliza una misma banda de frecuencia para el intercambio de información continua entre dos pares. Una señal DoubleTalk interceptada consiste, por tanto, en la superposición en el tiempo y frecuencia de dos señales de las mismas características. La identificación de estas señales es un problema de separación y de demodulación ciega de los orígenes.

Entre los métodos de demodulación ciega en telecomunicaciones digitales, se tiene interés en aquellas que se basan:

- 65 - en el algoritmo de clasificación EM (por "Expectation-Maximization" en inglés, es decir "Esperanza-Maximizado")

- para la estimación de los parámetros de la señal; y
- en el algoritmo de Viterbi para la demodulación.

Los documentos (S. Barembuch, "Méthodes approchées de maximum de vraisemblances pour la classification et identification aveugles en communications numériques", informe de tesis, Telecom ParisTech, 7 de marzo de 2011) y (E. Punskeya, "Sequential Monte Carlo methods for digital communications", informe de tesis, Universidad de Cambridge, 2003) divulgan dos métodos próximos que aúnan el filtrado particular a los algoritmos EM y Viterbi.

En estos dos documentos, el modelo de la señal a demodular se escribe como sigue

$$y(i) = \sum_{j=0}^J h(j)s(i-j) + \eta(i)$$

o también:

$$y(i) = \langle h | S(i) \rangle + \eta(i)$$

en la que  $S(i)$  es la versión actualizada de los símbolos  $s(i-J)$  a  $s(i)$  que pertenecen a una constelación  $C$ ,  $h$  es un filtro lineal que modeliza el canal de propagación, y  $\eta$  es un ruido blanco gaussiano de varianza  $\sigma^2$ . El algoritmo EM permite estimar el filtro  $h$  y la varianza  $\sigma^2$  según un paradigma probabilístico y el algoritmo de Viterbi permite a continuación reconstituir la secuencia  $S$  de símbolos vectorizados que maximiza la probabilidad de las observaciones de la señal compuesta  $y$ .

El algoritmo EM permite aproximar iterativamente el valor del factor de parámetros  $\theta = (h, \sigma^2)$  que maximiza la verosimilitud de la señal observada. En cada iteración, se aplica sucesivamente una etapa E (por esperanza) y una etapa M (por maximizado).

En la iteración  $k$ , se tiene una estimación  $\theta^{(k)} = (h^{(k)}, \sigma^{2(k)})$  de los parámetros del sistema.

- Etapa E: esta etapa busca evaluar la esperanza condicional de la log-verosimilitud de las observaciones:

$$L_{\theta^{(k)}}(\theta) = \mathbf{E}\{\log \mathbf{P}_{\theta} (y(1:L), S(1:L) = X(1:L)) | X(1:L) \sim \mathbf{P}_{\theta^{(k)}}(\cdot | y(1:L))\}$$

que se reescribe

$$L_{\theta^{(k)}}(\theta) = \sum_i \sum_{X \in C^J} \beta_{i, \theta^{(k)}}(X) \cdot L'_{\theta}(y(i) | X(i) = X) (+cste(\theta))$$

Para cualquier instante  $i$ ,  $X(i)$  es la variable vectorial en  $C^J$  que designa un valor posible para el vector de símbolos  $S(i)$  efectivamente emitido. La escritura  $y(1:L)$  designa la serie de observaciones  $(y(1), \dots, y(L))$  de la señal compuesta  $y$ ,  $\beta_{i, \theta^{(k)}}(X) = \mathbf{P}_{\theta^{(k)}}(X(i) = X | y(1:L))$  es la distribución de alisado y  $L'_{\theta}(y(i) | X(i) = X) = \log \mathbf{P}_{\theta}(y(i) | X(i) = X) = |y(i) - \langle h | X \rangle|^2 / 2\sigma^2$ . El término  $cste$  no depende de  $\theta$ . No hay necesidad por tanto de que sea calculado, y se omite en la definición de la esperanza condicional de la log-verosimilitud  $L_{\theta^{(k)}}$ .

La meta de la etapa E es calcular las distribuciones de alisado  $\beta_{i, \theta^{(k)}}(X)$ , lo que se realiza calculando sucesivamente las distribuciones denominadas de filtrado ( $\mathbf{P}_{\theta^{(k)}}(X(i) = X | y(1:L))$ ) y posteriormente de alisado ( $\beta_{i, \theta^{(k)}}(X)$ ), por medio, por ejemplo, del algoritmo Forward-Backward de Baum y Welch.

- Etapa M: una vez calculadas las cantidades, la etapa M actualiza los parámetros  $\theta^{(k)}$  en  $\theta^{(k+1)}$  según

$$\theta^{(k+1)} = \operatorname{argmax}_{\theta} L_{\theta^{(k)}}(\theta)$$

En teoría, la serie de vectores  $\theta^{(k)}$  converge hacia el vector  $\theta$  lo que maximiza la verosimilitud de las observaciones. Sin embargo, aplicado a la demodulación de una señal de comunicación digital, el algoritmo EM induce a error en términos de complejidad calculatoria bastante rápidamente con el tamaño del filtro  $h$  y/o el tamaño de la constelación  $C$ .

La contribución de los dos documentos citados anteriormente es superar esta limitación de complejidad con las nociones de filtrado y de alisado en particular que permiten aproximar el cálculo de la distribución de alisado  $\beta_{i, \theta^{(k)}}(X)$  limitando el número de estados  $X$  a evaluar.

De ese modo, considerando que  $\beta_{i, \theta^{(k)}}(X) \simeq \sum_{r \in R} \omega_{r,i} \delta(X - Z_{r,i})$  en la que  $\delta(\cdot)$  es la distribución de Dirac en el espacio de los estados  $C^J$ ; para todo  $i$ , los  $(Z_{r,i})_{1 \leq r \leq R}$  son  $R$  representantes del espacio de estado bien elegidos y en pequeño

número comparado con el tamaño de este espacio; para todo  $i, r, \omega_{r,i} \in [0,1]$  y para todo  $i, \sum_r \omega_{r,i} = 1$ . Los conjuntos  $\{(Z_{r,i}, \omega_{r,i})\}_{i,r}$  se llaman partículas y el objetivo del método particular es formular un algoritmo que permita calcularlos recursivamente sobre el índice de tiempo  $i$ .

5 Para hacer esto, se procede en dos tiempos:

- inicialmente, en una etapa llamada de filtrado, se calcula para todo  $i$  la distribución de filtrado  $\mathbf{P}_{\theta^{(k)}}(X(i) = X | y(1), \dots, y(i))$  en la forma

$$10 \quad \mathbf{P}_{\theta^{(k)}}(X(i) = X | y(1), \dots, y(i)) \approx \sum_{r \leq R} \xi_{r,i} \cdot \delta(X - Z_{r,i})$$

siendo para todo  $i, r, \xi_{r,i} \in [0,1]$  y para todo  $i, \sum_i \xi_{r,i} = 1$ ;

- posteriormente, una etapa denominada de alisado en la que los coeficientes  $\xi_{r,i}$  se transforman en los coeficientes  $\omega_{r,i}$  que integran las observaciones posteriores en el tiempo  $i$  para obtener

$$15 \quad \beta_{i,\theta^{(k)}}(X) = \mathbf{P}_{\theta^{(k)}}(X(i) = X | y(1), \dots, y(I)) \approx \sum_{r \leq R} \omega_{r,i} \cdot \delta(X - Z_{r,i})$$

20 Se da un número denominado umbral y un núcleo de transición  $A_i(\cdot, \cdot): \mathcal{C}^J \times \mathcal{C}^J \rightarrow [0,1]$  que depende eventualmente de la muestra  $y(i)$ ; el cálculo de la distribución de filtrado  $\mathbf{P}_{\theta^{(k)}}(X(i) = X | y(1), \dots, y(i))$  se realiza recursivamente, según las etapas:

- De entrada, sea  $\{(Z_{r,i-1}, \xi_{r,i-1})\}_r$  una aproximación particular de  $\mathbf{P}_{\theta^{(k)}}(X(i-1) = X | y(1), \dots, y(i-1))$ ;
- si  $\sum_r \xi_{i-1,r}^2 \leq \text{umbral}$ 
  - o plantear para todo  $r, \dot{Z}_{i-1,r} = Z_{i-1,r}$  y  $\dot{\xi}_{i-1,r} = \xi_{i-1,r}$
- si  $\sum_r \xi_{i-1,r}^2 > \text{umbral}$ 
  - o extraer una variable multinomial:  $(Y_1, \dots, Y_R) \sim \text{Mult}_R(\xi_{i-1,1}, \dots, \xi_{i-1,R})$  (Las  $Y_r$  son variables aleatorias enteras cuya suma vale  $R$  y la esperanza de cada variable vale  $R \cdot \xi_{i-1,r}$ )
  - o sea  $\varepsilon: \llbracket -1, R \rrbracket \rightarrow \llbracket -1, R \rrbracket, \varepsilon(i) = \inf \{r, \sum_{1 \leq r' \leq r} Y_{r'} \geq i\}$
  - o para todo  $r \in \llbracket -1, R \rrbracket, \dot{Z}_{i-1,r} = \dot{Z}_{i-1,\varepsilon(r)}$  y  $\dot{\xi}_{i-1,r} = 1/R$
- para cada  $1 \leq r \leq R$ :
  - o extraer  $Z_{i,r}$  según  $A_i(\cdot, \dot{Z}_{i-1,r})$
  - o plantear:  $\Xi_{i,r} = \dot{\xi}_{i-1,r} (P_{\theta^{(k)}}(Z_{i,r} | y(i), \dot{Z}_{i-1,r}) / A_i(Z_{i,r}, \dot{Z}_{i-1,r}))$
  - o normalizar los pesos:
    - $\Xi_i = \sum_r \Xi_{i,r}$
    - $\xi_{ij} = \Xi_{i,r} / \Xi_i$

En la salida,  $\{(Z_{i,r}, \xi_{i,r})\}_r$  es una aproximación particular de  $\mathbf{P}_{\theta^{(k)}}(X(i) = X | y(1), \dots, y(i))$ .

45 El éxito de este método depende de la elección de un núcleo  $A_i(\cdot, \cdot)$  adaptado a las particularidades del problema tratado.

Los documentos citados proponen y comparan diferentes métodos para deducir de los coeficientes de filtrado los coeficientes de alisado. Se mantendrá en particular el método denominado "Fixed Lag Smoothing".

50 Después de la estimación de los parámetros del modelo de la señal compuesta mediante este algoritmo EM-particular, los estados de la técnica citados anteriormente utilizan una adaptación del algoritmo de Viterbi para realizar la demodulación. Esta adaptación —llamada Viterbi estocástica— limita el aprovechamiento de la cuadrícula de la señal a los estados de las partículas obtenidas durante la última iteración del algoritmo EM.

55 Este planteamiento permite resolver de ese modo el problema de la demodulación digital con una complejidad aplicable a filtros y/o constelaciones de grandes dimensiones.

Estos estados de la técnica presentan diversas limitaciones para ser adaptados directamente al problema de separación y demodulación ciega de señales digitales mezcladas porque entre otros,

- su formalización se limita a un único origen;
- suponen que se adquiere una sincronización entre el emisor y el receptor. Sin embargo, es imposible para un interceptor sincronizarse sobre varias señales al mismo tiempo. Esto conlleva que en el caso de una mezcla de señales, no se puede suponer que se adquiere una sincronización, comprometiendo de ese modo el aprovechamiento del modelo puramente secuencial de los métodos citados;
- consideran un canal de propagación causal. Sin embargo, la carencia de sincronización induce en cada vía (es decir en cada señal de la mezcla) un filtro no causal equivalente.

Además, un problema específico del ejemplo de las comunicaciones digitales “DoubleTalk® Carrier-in-Carrier®” citado anteriormente es que las señales a separar se emiten, teóricamente, a la misma frecuencia, en los mismos instantes y con la misma velocidad. Sin embargo, en la práctica, las características tiempo-frecuencia de estas señales pueden diferir ligeramente debido a una sincronización no perfecta de los emisores de estas señales. El punto de funcionamiento de este sistema se basa en unos parámetros de sincronización muy próximos (pero no rigurosamente idénticos) que son, en este caso, desconocidos o como mucho, conocidos por su orden de magnitud. Se deduce que es imposible pretender separar en todos los casos las señales por las técnicas clásicas de filtrado tiempo-frecuencia o despreciando una de las dos señales en favor de la otra.

Un objeto de la presente invención es proponer métodos de separación y de demodulación ciegos en telecomunicaciones digitales de señales comprendidas en una señal compuesta.

Otro objeto de la presente invención es proponer métodos que permitan separar y demodular en ciego unas señales digitales que funcione tanto con señales de parámetros diferentes como con señales de parámetros de modulación muy próximos, incluso idénticos.

Otro objeto de la presente invención es proponer métodos que permitan separar y demodular en ciego señales digitales en tiempo real, es decir con complejidades en tiempos de tratamiento y en almacenamiento de datos lineales según el número de muestras de la señal compuesta extraídas.

Otro objeto de la presente invención es proponer métodos que permitan separar y demodular en ciego dos señales digitales estables digitalmente.

Otro objeto de la presente invención es proponer métodos que permitan separar y demodular en ciego dos señales digitales con un canal y unos parámetros que evolucionan en el tiempo.

Otro objeto de la presente invención es la demodulación ciega y conjunta de diferentes vías de una señal “DoubleTalk® Carrier-in-Carrier®”.

Con estos fines, la invención se refiere, según un primer aspecto, a un método en tiempo real de separación y de demodulación ciega de señales de telecomunicación digital, a partir de la observación por medio de un único captador de una señal compuesta que comprende estas señales, incluyendo los parámetros de estas señales su tipo de modulación, su amplificación, su desfase, su tiempo de retardo a nivel del captador, su frecuencia y su tiempo de símbolo, pudiendo ser diferentes estos parámetros para las diferentes señales, o iguales, comprendiendo este método las siguientes etapas:

- adquisición de una primera pluralidad de observaciones de la señal compuesta realizadas por medio del único captador;
- estimación, a partir de la primera pluralidad de observaciones adquirida, de los parámetros de las señales en el sentido del Máximo de Verosimilitud mediante un algoritmo Esperanza-Maximizado, siendo calculada la esperanza condicional de la log-verosimilitud, en este algoritmo, recursivamente mediante un método de filtrado-alisado particular;
- demodulación conjunta de las señales según un algoritmo de Viterbi estocástico.

El método de filtrado-alisado particular comprende una aproximación particular de la distribución de filtrado, asignando esta aproximación particular, además de los pesos, unas multiplicidades a las partículas de esta aproximación, siendo una multiplicidad el número de partículas que representan un mismo estado.

El método de filtrado-alisado particular comprende una aproximación particular de la distribución de alisado, asignando esta aproximación particular, además de los pesos, unas multiplicidades a las partículas de esta aproximación, siendo una multiplicidad el número de partículas que representan un mismo estado.

Este método comprende, además,

- una etapa de adquisición de una segunda pluralidad de observaciones de la señal compuesta realizadas por

medio del único captador;

- una etapa de estimación, a partir de la segunda pluralidad de observaciones adquirida, de los parámetros de las señales en el sentido del Máximo de Verosimilitud mediante un algoritmo Esperanza-Maximizado, siendo calculada la esperanza condicional de la log-verosimilitud, en este algoritmo, recursivamente mediante un método de filtrado-alisado particular;
- una etapa de estimación a largo plazo de los parámetros, asociándose esta estimación a largo plazo de los parámetros a la segunda pluralidad de observaciones y siendo una combinación lineal de los parámetros estimados a partir de la primera pluralidad de observaciones y de los parámetros estimados de la segunda pluralidad de observaciones.

La invención se refiere, según un segundo aspecto, a un producto de programa informático implementado en un soporte de memoria, susceptible de ser puesto en práctica en el seno de una unidad de procesamiento informático y que comprende instrucciones para la puesta en práctica de un método tal como se ha presentado anteriormente.

Surgirán otros objetos y ventajas de la invención a la luz de la descripción de modos de realización, realizada a continuación con referencia a los dibujos adjuntos en los que:

- las figuras 1-6 ilustran esquemáticamente diferentes etapas de un método de separación ciega de orígenes según diversos modos de realización;
- las figuras 7-15 ilustran esquemáticamente los resultados obtenidos en diferentes etapas del método de separación aplicado a una señal compuesta "DoubleTalk® Carrier-in-Carrier®".

En un modo de realización, se registra por medio del captador único una señal compuesta  $y(t)$  que comprende una mezcla de  $N$  señales de origen  $(\mathbf{s}_n(t))_{n=1..N}$ . Las señales  $(s_n(t))_{n=1..N}$ , llamadas en lo que sigue vías, contienen los símbolos de información  $(s_n(i))_{i=1..∞}$  procedentes respectivamente de las constelaciones  $C_n = (C_g)_{g=1..G_n}$  y llevadas respectivamente por unas funciones de onda  $h_n(\cdot)$ . La señal compuesta  $y(t)$  se escribe en teoría

$$y(t) = \sum_{n=1}^N A_n \cdot e^{i2\pi\delta f_n t} \left( \sum_{j=-\infty}^{j=+\infty} h_n(t - jT_n - \tau_n) s_n(j) \right) + \eta(t)$$

en la que:

- $A_n$  es la ganancia compleja de la señal de origen  $\mathbf{s}_n$  (es decir,  $A_n = |A_n|e^{i2\pi\varphi_n}$  siendo  $|A_n|$  la amplificación (o ganancia) y  $\varphi_n$  el desfase (o el error de fase) sobre la vía  $n$ );
- $h_n$  es la forma analítica del filtro de conformación de la vía  $n$  (por ejemplo, un filtro de coseno alzado);
- $s_n$  es la serie de símbolos de la constelación  $C_n$  emitidos sobre la vía  $n$  y  $s_n(i)$  es el  $i$ -ésimo símbolo emitido sobre la vía  $n$ ;
- $\delta f_n$  es el residuo de la portadora (o más generalmente, la frecuencia) sobre la vía  $n$ . En particular, estos residuos pueden ser sustancialmente iguales;
- $T_n$  es el tiempo de símbolo sobre la vía  $n$ . En particular, estos tiempos de símbolo pueden ser sustancialmente iguales ( $T_1 \approx T_2 \approx \dots \approx T_N$ );
- $\tau_n$  es el tiempo de retardo en la vía  $n$  a nivel del único captador. Estos tiempos se eligen, sin pérdida de generalidad, entre  $-T_n$  y  $0$ ;
- $\eta(\cdot)$  es una perturbación aleatoria.

La señal compuesta  $y(t)$  se muestrea en el período  $T_e$ :

$$y(i) \triangleq y(iT_e) = \sum_{n=1}^N A_n \cdot e^{i2\pi\delta f_n T_e i} \left( \sum_{j=-\infty}^{j=+\infty} h_n(iT_e - jT_n - \tau_n) s_n(j) \right) + \eta(i)$$

$T_e$  se elige inferior al doble de los tiempos de símbolo  $T_n$ , es decir que para todo  $1 \leq n \leq N$ ,  $T_e < 2T_n$ . El ruido digital  $\eta$  es un ruido blanco, gaussiano de varianza  $\sigma^2$ .

El conjunto de los parámetros del modelo de la señal compuesta  $y(t)$  anterior se indica bajo la forma de un vector de parámetro  $\theta = ([A_n, T_n, \delta f_n, \tau_n]_{n=1..N}, \sigma^2)$ .

Se consideran para cada vía  $n$  los  $J$  símbolos directamente posteriores a  $i$  y los  $J + 1$  símbolos directamente anteriores o concomitantes a  $i$ . Se observa para toda vía  $n$ ,  $S_n(i) = [s_{n,j}(i)]_{j=1..2J+1} \in C_n^{2J+1}$  el vector constituido por estos símbolos y  $[S_n(i)]_n \in C_1^{2J+1} \times \dots \times C_N^{2J+1}$  el reagrupamiento de estos vectores.

Se denota por  $t_n(i,j) (= t_{n,i}(T_n, \tau_n))$  la desviación temporal entre la  $i$ -ésima muestra interceptada que la  $j$ -ésima componente del vector  $X_n(i)$ .

La señal  $y$  se aproxima truncando las funciones de onda según la ecuación

$$y(i) \approx \sum_{n=1}^N A_n \cdot e^{i2\pi\delta f_n T_n} \left( \sum_{j=1}^{2J+1} h_n(t_n(i,j)) s_{n,j}(i) \right) + \eta(i)$$

Se añade a cada constelación  $C_n$  una relación de orden indicada por  $<_n$ .

Se identifica  $C_1^{2J+1} \times \dots \times C_N^{2J+1}$  en  $(C_1 \times \dots \times C_N)^{2J+1}$  a través de la biyección

$O: C_1^{2J+1} \times \dots \times C_N^{2J+1} \rightarrow (C_1 \times \dots \times C_N)^{2J+1}, [X_n]_n \rightarrow ((O_{1,1}([X_n]), \dots, O_{1,N}([X_n]), \dots, (O_{2J+1,1}([X_n]), \dots, O_{2J+1, N}([X_n])))$  siendo para todo  $n, X_n = [x_{n,j}]_{j=1 \dots 2J+1}$  y  $O_{j,n}([X_n]) = x_{n,j}$ .

Se define la relación de orden  $<$  sobre  $C_1^{2J+1} \times \dots \times C_N^{2J+1}$  mediante: para  $U_1 \in C_1^{2J+1} \times \dots \times C_N^{2J+1}, U_2 \in C_1^{2J+1} \times \dots \times C_N^{2J+1}$ :

$$U_1 < U_2 (j_0, n_0), \forall j < j_0, \forall n, O_{j,n}(U_1) = O_{j,n}(U_2) \text{ y } \forall n < n_0, O_{j_0,n}(U_2) = O_{j_0,n} \text{ y } O_{j_0,n_0}(U_1) <_{n_0} O_{j_0,n_0}(U_2)$$

La separación y la demodulación de las señales de origen  $(s_n)_{n=1..N}$  se dirigen a extraer los símbolos de información  $(s_n(j))_n$  de cada señal  $(s_n)_{n=1..N}$  a partir de la señal compuesta  $y(i)$  observada sobre un captador.

Con referencia a la figura 1, se proporcionan unas muestras (o también observaciones)  $y(i)$  de la señal compuesta  $y$  a la entrada del sistema de separación ciego 10.

El sistema de separación ciego 10 extrae a partir de las observaciones  $y(i)$  de la señal compuesta los símbolos de informaciones  $(\hat{s}_n(i))_{n=1..N}$  de cada una de las  $N$  señales  $(s_n)_{n=1..N}$  comprendidas en la señal compuesta  $y$ .

Esta estimación se realiza en el sentido del máximo de verosimilitud; es decir que el sistema de separación ciega 10 minimiza la función siguiente:

$$\log P_\theta(y(1:l), s_1(1:l), \dots, s_n(1:l))$$

según el vector de parámetro  $\theta = ([A_n, T_n, \delta f_n, \tau_n]_{n=1..N}, \sigma^2)$  y las series  $(s_n(1:l))_{n=1..N}$  (en las que  $l$  es un entero natural superior o igual a uno), esta optimización se realiza, entre otros, por medio de un algoritmo EM realizado sobre aproximaciones particulares de la esperanza de la log-verosimilitud.

Con referencia ahora a la figura 2, el sistema de separación ciego 10 comprende

- el módulo de pretratamiento 1 configurado para filtrar, submuestrear y recortar, las muestras  $y(i)$  de la señal compuesta  $y$ , en tramas  $y_1, \dots, y_m, \dots, y_M$  de longitud  $l$ . Se deduce que unas tramas  $y_1, \dots, y_m, \dots, y_M$ , se obtienen sucesivamente a la salida del módulo de pretratamiento 1. Este módulo de pretratamiento 1 puede, igualmente, producir una estimación previa  $\theta_m^{(0)}$  del vector de parámetro  $\theta$  cuando se aplica a la trama  $y_1$ ;
- los módulos 2-4 se configuran para estimar a partir de cada trama  $y_m$  el símbolo de información  $(\hat{s}_{n,m})_{n=1..N}$  de la señal  $(s_n)_{n=1..N}$  emitida durante la duración de la trama  $y_m$ .

El módulo 2 implementa el algoritmo EM mediante filtrado y alisado particular. Este módulo 2 funciona sobre  $K$  iteraciones por trama  $y_m$  y da a la salida un vector de parámetro  $\theta_m^{(K)} = ([A_{nm}^{(k)}, T_{nm}^{(k)}, \delta f_{nm}^{(k)}, \tau_{nm}^{(k)}]_{n=1..N}, \sigma_m^{2(k)})$  estimado sobre la trama  $y_m$  de la señal compuesta  $y$ . Este módulo 2 requiere la definición de dos parámetros adicionales:

- $\theta_m^{(0)}$  para inicializar la estimación recursiva del vector de parámetro  $\theta$ ; y
- $\hat{P}_\alpha(m,0)$  que corresponde a una "aproximación particular" de la última muestra de la señal que precede directamente a la primera muestra de la trama  $y_m$  (es decir, la muestra  $y_{m-1}(l)$ , siendo  $l$  el número de muestras por

trama). En el caso en que  $m = 1$ , esta aproximación puede resultar, por ejemplo, de una extracción uniforme de los estados posibles.

5 El módulo 3 realiza el seguimiento recursivo a largo plazo de los parámetros de la señal. Este módulo 3 toma en la entrada el vector  $\theta_m^{(K)}$  entregado por el módulo 2 para la trama  $m$  y un vector  $\theta_{m-1}$ , que da una estimación a largo plazo de los parámetros de la señal hasta la trama  $m-1$ . Este parámetro  $\theta_{m-1}$  proviene en general de este mismo módulo 3 en la trama  $m-1$ . El módulo 3 produce la estimación a largo plazo de los parámetros  $\theta_m$  combinando linealmente  $\theta_m^{(K)}$  y  $\theta_{m-1}$ .

10 Un módulo 4 de demodulación pone en práctica una variante del algoritmo de Viterbi estocástico a partir de la trama  $y_m$  actual de la señal compuesta y del vector parámetro  $\theta_m$  estimado a largo plazo por el módulo 3. Este módulo 4 de demodulación suministra a la salida una estimación  $\hat{s}_{1,m}, \dots, \hat{s}_{N,m}$  de los símbolos de información  $s_{1,m}, \dots, s_{N,m}$  emitidos en la duración de la trama  $y_m$  por cada una de las vías  $\mathbf{s}_1, \dots, \mathbf{s}_N$ .

15 Los símbolos de información estimados  $\hat{s}_{1,m}, \dots, \hat{s}_{N,m}$  a lo largo de las tramas  $y_1, \dots, y_M$ , respectivamente, sobre las vías,  $\mathbf{s}_1, \dots, \mathbf{s}_N$  se cargan, respectivamente, en unas memorias tampón (véase "buffer" en la figura 2) para formar a la salida del sistema de separación ciega 10 unos flujos de símbolos de información paralelos correspondientes a las señales  $\mathbf{s}_1, \dots, \mathbf{s}_N$ .

20 La figura 3 detalla el módulo 2 para la puesta en práctica del algoritmo EM mediante filtrado y alisado particular y, en particular, las iteraciones entre la etapa E puesta en práctica por el módulo 2.1 y la etapa M puesta en práctica por el módulo 2.2 a lo largo de las iteraciones  $k = 1, \dots, K$  sobre una trama  $y_m$ . El módulo 2 que encapsula el algoritmo EM suministra a la salida una estimación del vector parámetro  $\theta_m^{(K)}$  sobre la trama  $y_m$  al cabo de  $K$  iteraciones a partir de:

- 25
- la trama actual  $y_m$ ;
  - un juego de partículas indicado por  $\hat{P}_{\omega}(m,0)$  que aproxima la señal a la muestra que precede a la primera muestra de la trama  $y_m$ ; y
  - un vector parámetro de inicialización  $\theta_m^{(0)}$  que inicializa el algoritmo EM.

30 En la iteración  $k$ , el módulo 2.1 para la puesta en práctica de la etapa E calcula a partir de  $\hat{P}_{\omega}(m,0)$  y del vector parámetro  $\theta_m^{(k-1)}$  (es decir el obtenido en la iteración precedente) un juego de partículas indicado por  $P_{\omega}^{\vee}(m,1:l)$  derivado de la distribución de alisado sobre el conjunto de la trama  $y_m$ . En el caso en el que  $k = 1$  y  $m > 1$ ,  $\theta_m^{(k-1)} = \theta_{m-1}$  (dado por el módulo 3 en la trama  $y_{m-1}$ ); si  $k = 1$  y  $m = 1$ ,  $\theta_m^{(k-1)} = \theta_0$  es un vector parámetro de inicialización del algoritmo EM. Según los modos de realizaciones, puede suministrarse por un operador, elegirse aleatoriamente o ser un subproducto del módulo de pretratamiento 1.

35

En la iteración  $k$ , el módulo 2.2 para la puesta en práctica de la etapa M refina la estimación de  $\theta_m^{(k)}$  en  $\theta_m^{(k+1)}$  a partir de la trama  $y_m$ , de  $\theta_m^{(k)}$  y de las partículas  $P_{\omega}^{\vee}(m,1:l)$  obtenidas por el módulo 2.1 para la puesta en práctica de la etapa E (véase la figura 3).

40

En este sentido, en la iteración  $k$ , la etapa E puesta en práctica por el módulo 2.1 evalúa la esperanza condicional de la log-verosimilitud de las observaciones:

45

$$\mathbf{L}_{\theta_m^{(k-1)}}(\theta) = \mathbf{Esp} \left\{ \log \mathbf{P}_{\theta_m} ( (y_m(1:l), [S_n(1:l) = X_n(1:l)]_n ) \mid [X_n(1:l)]_n \sim \mathbf{P}_{\theta_m^{(k-1)}}(\cdot \mid y_m(1:l)) \right\}$$

que se reescribe

50

$$\mathbf{L}_{\theta_m^{(k-1)}}(\theta) = \sum_i \sum_n \sum_{X_n(i) \in C_n^{2J+1}} \beta_{i, \theta_m^{(k-1)}}([X_n(i)]_n) \cdot \mathbf{L}'_{\theta_m}(y_m(i) \mid [S_n(i) = X_n(i)]_n) (+\mathbf{L}''(\theta_m))$$

en la que:

$$\beta_{i, \theta_m^{(k-1)}}([X_n(i)]_n) = \mathbf{P}_{\theta_m^{(k-1)}}([S_n(i) = X_n(i)]_n \mid y_m(1), \dots, y_m(l))$$

es la función de alisado y

$$L'_{\theta}(y_m(i) | [X_n(i) = X_n]_n) = \left| y_m(i) - \sum_{n=1}^N A_n e^{2\pi i \delta f_n T e i} \sum_{j=0}^{j=2J} x_{n,ij} h_n(t_{n,ij}(T_n, \tau_n)) \right|^2 / 2\sigma^2$$

5  $L''$  es un término no necesario en la variante de la etapa M puesta en práctica por el módulo 2.2. Ese término  $L''$  no tiene por tanto necesidad de ser calculado. En lo que sigue, el índice  $m$  de la trama  $y_m$  se sobreentiende para aligerar las notaciones.

10  $L_{\theta(k)}(\theta)$  se calcula por medio de una aproximación particular. Una aproximación particular es una escritura parsimoniosa del espacio de estado adaptado a la evolución de  $L_{\theta(k)}(\theta)$  en el sentido en el que el número de puntos de evaluación es muy pequeño con relación a las dimensiones del espacio de estado. Se consideran dos tipos de aproximaciones particulares.

15 Según una primera aproximación particular, denominada simple, una aproximación particular de la distribución de filtrado  $P_{\theta(k)}([X_n(i)]_n | y(1), \dots, y(i))$  se escribe

$$P_{\theta(k)}([X_n(i)]_n | y(1), \dots, y(i)) \simeq \sum_r^R \xi_{r,i} \delta([X_n(i)]_n - [Z_{n,r}(i)]_n)$$

en la que:

- 20
- $R$  es un entero llamado número máximo de partículas dado a la inicialización de este método particular;
  - para todo  $i$  y para todo  $r \leq R$ ,  $\xi_{r,i}$  es un real entre 0 y 1 llamado peso de filtrado;
  - para todo  $i$ ,  $\sum_r \xi_{r,i} = 1$ ;
  - para todo  $n$ , todo  $i$  y todo  $r \leq R$ ,  $[Z_{n,r}(i)]_n = \left[ (z_{n,r,j}(i))_j \right]_n \in C_n^{2J+1}$  es un vector de símbolos llamado
- 25 soporte de la aproximación particular.

El filtrado particular según este primer método particular es el cálculo recursivo de  $P_{\theta(k)}([X_n(i)]_n | y(1), \dots, y(i))$  para todo  $i$  según la aproximación anterior.

30 De la misma manera, una aproximación particular simple de la distribución de alisado  $\beta_{i,\theta(k)}([X_n(i)]_n) = P_{\theta(k)}([X_n(i)]_n | y(1), \dots, y(i))$  es una escritura de la forma:

$$\beta_{i,\theta(k)}([X_n(i)]_n) \simeq \sum_r^R \omega_{r,i} \delta([X_n(i)]_n - [Z'_{n,r}(i)]_n)$$

35 en la que:

- para todo  $i$  y para todo  $r \leq R$ ,  $\omega_{r,i}$  es un real entre 0 y 1 llamado peso de alisado;
  - para todo  $i$ ,  $\sum_r \omega_{r,i} = 1$ ;
  - para todo  $n$ , todo  $i$  y todo  $r \leq R$ ,  $[Z'_{n,r}(i)]_n = \left[ (z'_{n,r,j}(i))_j \right]_n \in C_n^{2J+1}$  es un vector de símbolos llamado
- 40 soporte de la aproximación particular.

Esta aproximación puede obtenerse, principalmente, a partir de la aproximación particular de la distribución de filtrado  $P_{\theta(k)}([X_n(i)]_n | y(1), \dots, y(i))$  anterior.

45 Según una segunda aproximación particular, denominada múltiple, la aproximación particular de la distribución de filtrado  $P_{\theta(k)}([X_n(i)]_n | y(1), \dots, y(i))$  es una escritura de la forma

$$P_{\theta(k)}([X_n(i)]_n | y(1), \dots, y(i)) \simeq \sum_r^{R_{eff}(i)} \xi_{r,i} \cdot \mu_{r,i} \delta([X_n(i)]_n - [Z_{n,r}(i)]_n)$$

50 en la que:

- $R$  es un entero llamado número máximo de partículas dado a la inicialización de este método particular;
- para todo  $i$ ,  $R_{eff}(i) \leq R$  es un entero llamado número efectivo de partículas en la generación  $i$ ;

- para todo  $i$  y para todo  $r \leq R_{\text{eff}}(i)$ ,  $\xi_{r,i}$  es un real entre 0 y 1 llamado peso de filtrado;
- para todo  $i$  y para todo  $r \leq R_{\text{eff}}(i)$ ,  $\mu_{r,i}$  es un entero llamado multiplicidad de la partícula;
- para todo  $i$ ,  $\sum_r \mu_{r,i} \xi_{r,i} = 1$ ;
- para todo  $n$ , todo  $i$  y todo  $r \leq R_{\text{eff}}(i)$ ,  $[Z_{n,r}(i)]_n = \left[ (z_{n,r,j}(i))_j \right]_n \in C_n^{2J+1}$  es un vector de símbolos llamado soporte de la aproximación particular.

El filtrado particular según este primer método particular es el cálculo recursivo de  $P_{\theta^{(k)}}([X_n(i)]_n | y(1), \dots, y(i))$  para todo  $i$  según la aproximación anterior.

- 10 De la misma manera, una aproximación particular múltiple de la distribución de alisado  $\beta_{i,\theta^{(k)}}([X_n(i)]_n) = P_{\theta^{(k)}}([X_n(i)]_n | y(1), \dots, y(i))$  es una escritura de la forma:

$$\beta_{i,\theta^{(k)}}([X_n(i)]_n) \simeq \sum_r^{R'_{\text{eff}}(i)} \omega_{r,i} \cdot \nu_{r,i} \delta([X_n(i)]_n - [Z'_{n,r}(i)]_n)$$

15 en la que:

- para todo  $i$  y para todo  $r \leq R$ ,  $\omega_{r,i}$  es un real entre 0 y 1 llamado peso de alisado;
- para todo  $i$  y para todo  $r \leq R_{\text{eff}}(i)$ ,  $\nu_{r,i}$  es un entero llamado multiplicidad de la partícula;
- para todo  $i$ ,  $\sum_r \omega_{r,i} \nu_{r,i} = 1$ ;

- 20 - para todo  $n$ , todo  $i$  y todo  $r \leq R$ ,  $[Z'_{n,r}(i)]_n = \left[ (z'_{n,r,j}(i))_j \right]_n \in C_n^{2J+1}$  es un vector de símbolos llamado soporte de la aproximación particular.

Pueden seguirse dos modos de realización: según el paradigma de la primera aproximación particular o según el paradigma de la segunda (denominada aproximación particular múltiple) presentadas anteriormente.

25 Ventajosamente, la aproximación particular múltiple anterior de la distribución de filtrado, así como aquella de la distribución de alisado permiten eliminar la redundancia de las partículas. Esta aproximación múltiple permite, en efecto, pasar por alto la redundancia de las partículas asemejando las partículas que representan un mismo estado. Esta aproximación particular múltiple, que permite limitar el número de partículas efectivamente calculadas y por tanto dividir el tiempo de cálculo y el espacio de memoria necesario para la ejecución del algoritmo, se detalla en lo que sigue.

Se introducen las variables auxiliares siguientes:

- 35 - para todo  $i$ , se denota por  $\nabla_i: \llbracket 1, R_{\text{eff}}(i) \rrbracket \rightarrow \llbracket 1, R_{\text{eff}}(i-1) \rrbracket$  la aplicación que tiene una partícula de la generación  $i$  designada por su índice  $r$  asociado a una partícula de la generación  $i-1$  denominada su ancestro  $\nabla_i(r)$ ;
- para todo  $i$  y toda vía  $n$ , se da una variable  $\pi_{n,i} \in \{0,1\}$  llamada indicadora de salto;
- para todo  $i$  y todo  $r \in \llbracket 1, R_{\text{eff}}(i) \rrbracket$  se introduce un peso suplementario  $\alpha_{r,i} \in [0,1]$  llamado peso auxiliar, principalmente tal que para todo  $i$ ,  $\sum_{r=1}^{R_{\text{eff}}(i)} \alpha_{r,i} \cdot \mu_{r,i} = 1$

40 La definición precisa de estas cantidades auxiliares se hará por recurrencia en la especificación completa del desarrollo del método para la separación ciega de las señales.

45 Para asegurar la estabilidad de los cálculos, los pesos auxiliares y los pesos de filtrado se sustituyen, respectivamente, por sus logaritmos indicados por  $L\alpha_{r,i}$  y  $L\xi_{r,i}$ .

Las desviaciones de tiempo  $t_n(i,j)$  entre la muestra  $i$  de la señal compuesta y la  $j$ -ésima muestra del vector de símbolos  $S_n(i)$  que contribuye a  $y_m(i)$  se calculan al mismo tiempo que las partículas. Las indicadoras de salto,  $\pi_{n,i} \in \{0,1\}$  valen 1 si es necesario considerar la llegada de un nuevo símbolo entre los vectores  $S_n(i-1)$  y  $S_n(i)$  y 0 si no.

Se indican los conjuntos:

- $P_\alpha^{(k)}(m, i) = \left( R_{\text{eff}}(i), [\pi_{n,i}]_n, [(t_n(i,j))]_n, (L\alpha_{r,i}, L\xi_{r,i}, \mu_{r,i}, [Z_{n,r}(i)]_n, \nabla_i(r))_r \right)$  (llamado aproximación auxiliar de la muestra  $i$ );

- $P_{\xi}^{(k)}(m, i) = \left( R_{\text{eff}}(i), [\pi_{n,i}]_n, [(t_n(i, j))]_j, (L_{\xi_{r,i}}, \mu_{r,i}, [Z_{n,r}(i)]_n, \nabla_i(r)) \right)$  (llamado aproximación particular de la distribución de filtrado en  $\lambda$ );
- $P_{\omega}^{(k)}(m, i) = \left( R'_{\text{eff}}(i), [(t_n(i, j))]_j, (\omega_{r,i}, \nu_{r,i}, [Z'_{n,r}(i)]_n) \right)$  (llamado aproximación particular de la distribución de alisado en  $\lambda$ ).

5

Se definen bajo el mismo formato unos conjuntos de partículas múltiples suplementarias:

- $P_{\alpha}^{(k)}(m, i) = \left( \dot{R}_{\text{eff}}(i), [\pi_{n,i}]_n, [(t_n(i, j))]_j, (L\dot{\alpha}_{r,i}, L\dot{\xi}_{r,i}, \dot{\mu}_{r,i}, [\dot{Z}_{n,r}(i)]_n, \dot{\nabla}_i(r)) \right)$  producido por el módulo 2.1.1 de la figura 4 y utilizado por el módulo 2.1.2 (llamado aproximación auxiliar remuestreada);
- $P_{\omega}^{(k)}(m, i) = \left( \check{R}_{\text{eff}}(i), [(t_n(i, j))]_j, (\check{\omega}_{r,i}, \check{\nu}_{r,i}, [\check{Z}_{n,r}(i)]_n) \right)$  producido por el módulo 2.1.4 de la figura 4 y utilizado por el módulo 2.2 (llamado aproximación mezclada de la distribución de alisado en  $\lambda$ ).

10

Estos conjuntos son las unidades de intercambio de datos entre los submódulos que constituyen el algoritmo EM particular puesto en práctica por los módulos 2.1.1-2.1.4 y 2.2 de la figura 4. Obsérvese que en el detalle de estos conjuntos, los índices de trama  $y_m$  y de iteración  $k$  se han sobreentendido para aligerar las notaciones. Se utiliza la rotación  $P_{\omega}^{(k)}(m, 1: I)$  (respectivamente  $P_{\check{\omega}}^{(k)}(m, 1: I)$ ) para designar el conjunto constituido por  $P_{\omega}^{(k)}(m, 1), \dots, P_{\omega}^{(k)}(m, I)$  (respectivamente  $P_{\check{\omega}}^{(k)}(m, 1), \dots, P_{\check{\omega}}^{(k)}(m, I)$ )

15

Los conjuntos  $P_{\alpha}(m, i)$  y  $P_{\xi}(m, i)$  tienen además la propiedad de clasificarse según el orden lexicográfico sobre  $C_1^{2J+1} \times \dots \times C_n^{2J+1} \simeq (C_1 \times \dots \times C_n)^{2J+1}$  : para todo

20

$$r, \dot{r} \in \llbracket 1, R_{\text{eff}}(i) \rrbracket, r \leq \dot{r} \Rightarrow [Z_{n,r}(i)]_n \leq [Z_{n,\dot{r}}(i)]_n.$$

En el método presentado, se efectúa un cálculo de la forma  $\log \sum_{i \in I} e^{b_i}$ ,  $b_i < 0$  con numerosas reanudaciones. Una realización natural de este cálculo hace surgir casos de divergencias. Se introduce, por tanto, un procedimiento apropiado, detallado a continuación. Un cálculo de la forma  $\log \sum_{i \in I} e^{b_i}$  realizado con este procedimiento se representa a continuación simbólicamente por  $\sum_{i \in I}^* b_i$ .

25

- Si  $I = \emptyset$ ,  $\sum_{i \in I}^* b_i = 0$
- Si  $I \neq \emptyset$ , es decir  $i^* = \text{argmax}_{i \in I} b_i$

30

$$\sum_{i \in I}^* b_i = b_{i^*} + \log 1p \left( \exp \left\{ \sum_{i \in I \setminus i^*} (b_i - b_{i^*}) \right\} \right)$$

( $\log 1p(\cdot)$  es una función estándar de las bibliotecas de cálculo digital, que realizan con precisión la evaluación de  $\log(1 + \varepsilon)$  cuando  $|\varepsilon| \ll 1$ )

35

Los métodos de estimación particular ponen en juego un núcleo de transición (función del espacio de estado al cuadrado en el intervalo  $[0, 1]$ ).

40

Como las funciones de onda son susceptibles de no ser causales, los núcleos de transiciones estudiados y utilizados en los documentos citados en el estado de la técnica no son por tanto apropiados para el problema que aquí nos interesa.

Se da un entero  $\delta$  del orden de  $J \cdot \max T_n / T_e$ . Se define para todo  $i$

$$W_i([X_n(i)]_n, [X_n(i-1)]_n) =$$

45

$$\sum_{[X_n(i+1)]_n} \dots \sum_{[X_n(i+\delta)]_n} P_{\theta^{(k)}}(y_i, \dots, y_{i+\delta}, [X_n(i-1)]_n, [X_n(i)]_n, \dots, [X_n(i+\delta)]_n),$$

$$W_i([X_n(i-1)]_n) = \sum_{[X_n(i)]_n} W_i([X_n(i)]_n, [X_n(i-1)]_n)$$

y  $w_i[X_n(i)]_m[X_n(i-1)]_m = W_i[X_n(i)]_m[X_n(i-1)]_m / W_i[X_n(i-1)]_m$  que es un núcleo de transición de  $C_1^{2J+1} \times \dots \times C_n^{2J+1}$  en sí mismo.

Se utilizan unas aproximaciones de tipo Montecarlo en la práctica para evaluar este núcleo.

El módulo 2, y en particular el módulo 2.1 que realiza la etapa E, se descompone en submódulos como se detalla en la figura 4.

- Para cada iteración  $k$

o Para cada muestra  $i$

• El módulo 2.1.1 corresponde a una etapa de remuestreo de las partículas que toma en la entrada el conjunto de partículas  $P_\alpha^{(k)}(m, i - 1)$  y da en la salida el conjunto de partículas remuestreadas

$$P_\alpha^{(k)}(m, i - 1) ;$$

• el módulo 2.1.2 corresponde a una etapa de filtrado particular que toma en la entrada  $P_\alpha^{(k)}(m, i)$ , la trama  $y_m$ , la estimación del vector parámetro  $\theta_m^{(k)}$  obtenido en la iteración precedente y que da a la salida la distribución de filtrado  $P_\xi^{(k)}(m, i)$  para la muestra  $i$  así como la aproximación auxiliar

$$P_\alpha^{(k)}(m, i) \text{ para las muestras } i;$$

• el módulo 2.1.3 corresponde a una etapa de alisado particular. En un modo de realización, esta etapa de alisado particular pone en práctica un algoritmo denominado "fixed-lagg smoothing" que toma en la entrada la distribución de filtrado  $P_\xi^{(k)}(m, i)$  de la muestra  $i$  y da a la salida la distribución de alisado  $P_\omega^{(k)}(m, i - \Delta)$  de la muestra  $i - \Delta$ , siendo  $\Delta$  un parámetro entero definido en la instanciación del sistema;

o las distribuciones de alisado  $P_\omega^{(k)}(m, i - \Delta)$  para  $i = 1, \dots, I$  se agregan en una memoria intermedia (véase la figura 4) con el fin de producir a la salida la distribución de alisado de la trama entera  $P_\omega^{(k)}(m, 1: I)$  ;

o el módulo 2.1.4 corresponde a una etapa facultativa denominada de mezcla estocástica que transforma  $P_\omega^{(k)}(m, 1: I)$  en

$$P_\omega^{(k)}(m, 1: I)$$

(eventualmente

$$P_\omega^{(k)}(m, 1: I) = P_\omega^{(k)}(m, 1: I)$$

);

o el módulo 2.2 realiza la etapa M a partir de la trama  $y_m$  y de las partículas

$$P_\omega^{(k)}(m, 1: I)$$

y suministra después de  $K$  iteraciones la salida definitiva del vector parámetro  $\theta_m^{(K)}$  del módulo 2 para la trama  $y_m$ .

En las descripciones de los submódulos 2.1.1 a 2.1.4, los índices de trama  $m$  y de iteración  $k$  están sobreentendidos.

El algoritmo puesto en práctica en el módulo 2.1.1 de remuestreo comprende:

- en la entrada del módulo 2.1.1:

$$P_{\alpha}^{(k)}(m, i - 1) = \left( R_{\text{eff}}(i - 1), [\pi_{n,i-1}]_n, [(t_n(i - 1, j))]_j, (L\alpha_{r,i-1}, L\xi_{r,i-1}, \mu_{r,i-1}, [Z_{n,r}(i - 1)]_n, \nabla_{i-1}(r))_r \right)$$

5

- extraer la variable  $(Y_1, \dots, Y_{R_{\text{eff}}(i-1)}) \sim \text{Mult}_R(\alpha_{1,i-1}, \mu_{1,i-1}, \dots, \alpha_{R_{\text{eff}}(i-1),i-1}, \mu_{R_{\text{eff}}(i-1),i-1})$
- plantear  $\dot{R}_{\text{eff}}(i-1) = \text{card}\{r \in [1, R_{\text{eff}}(i-1)], Y_r > 0\}$
- definir  $\varepsilon_0: [1, \dot{R}_{\text{eff}}(i-1)] \rightarrow [1, R_{\text{eff}}(i-1)]$  por  $\varepsilon_0(r) = \inf\{r', \sum_{r' \leq r} \min(Y_{r'}, 1) \geq r\}$
- para todo  $1 \leq r \leq \dot{R}_{\text{eff}}(i-1)$ , plantear:

10

- o para todo  $1 \leq n \leq N$ ,
- o  $\dot{Z}_{n,r}(i-1) = Z_{n,\varepsilon_0(r)}(i-1)$
- o  $L\dot{\alpha}_{r,i-1} = \log 1/R$
- o  $\dot{\mu}_{r,i-1} = Y_{\varepsilon_0(r)}$
- o  $L\dot{\xi}_{r,i-1} = L\xi_{\varepsilon_0(r),i-1} - L\alpha_{\varepsilon_0(r),i-1}$
- o  $\dot{\nabla}_{i-1}(r) = \varepsilon_0(r)$

15

- en la salida del módulo 2.1.1:

20

$$P_{\dot{\alpha}}^{(k)}(m, i - 1) = \left( \dot{R}_{\text{eff}}(i - 1), [\pi_{n,i-1}]_n, [(t_n(i - 1, j))]_j, (L\dot{\alpha}_{r,i-1}, L\dot{\xi}_{r,i-1}, \dot{\mu}_{r,i-1}, [\dot{Z}_{n,r}(i - 1)]_n, \dot{\nabla}_{i-1}(r))_r \right)$$

El algoritmo puesto en práctica por el módulo 2.1.2 de muestreo de la nueva generación comprende:

- en la entrada del módulo 2.1.2 del módulo de muestreo:

25

$$P_{\dot{\alpha}}^{(k)}(m, i - 1) = \left( \dot{R}_{\text{eff}}(i - 1), [\pi_{n,i-1}]_n, [(t_n(i - 1, j))]_j, (L\dot{\alpha}_{r,i-1}, L\dot{\xi}_{r,i-1}, \dot{\mu}_{r,i-1}, [\dot{Z}_{n,r}(i - 1)]_n, \dot{\nabla}_{i-1}(r))_r \right)$$

- o la trama  $y_m$
- o el vector parámetro  $\theta_m^{(k-1)}$

30

- actualización de las separaciones de tiempo y de los indicadores de salto:

- o para toda vía  $n$  y todo índice  $j$ ,  $\tilde{t}_n(i, j) = t_n(i-1, j) - T_e$
- o si  $\tilde{t}_n(i, j) \leq 0$ , para todo  $j$ ,  $t_n(i, j) = \tilde{t}_n(i, j) + T_n^{(k)}$  y  $\pi_{n,i} = 1$
- o si no para todo  $j$ ,  $t_n(i, j) = \tilde{t}_n(i, j)$  y  $\pi_{n,i} = 0$
- o plantear  $\kappa = \{\kappa_1, \dots, \kappa_K\} = \{1 \leq n \leq N, \pi_{n,i} = 1\}$  y  $\bar{\kappa} = \{\bar{\kappa}_1, \dots, \bar{\kappa}_K\} = \{1 \leq n \leq N, \pi_{n,i} = 0\}$ .

35

- para todo  $r \leq \dot{R}_{\text{eff}}(i-1)$ ,

- para todo  $d(\kappa_1, \dots, \kappa_K) = (d_{\kappa_1}, \dots, d_{\kappa_K}) \in C_{\kappa_1} \times \dots \times C_{\kappa_K}$

40

- para todo  $n \in \llbracket 1, N \rrbracket$ ,

- definir  $Z_{n,r,d(\kappa_1, \dots, \kappa_K)}(i) = \dot{Z}_{n,r}(i-1)$  si  $n \notin \kappa$
- $Z_{n,r,d(\kappa_1, \dots, \kappa_K)}(i) = [d_{\kappa_{\blacksquare}}, \dot{Z}_{n,r,2}(i-1), \dots, \dot{Z}_{n,r,2J}(i-1)]$  si  $n = \kappa_{\blacksquare} \in \kappa$
- calcular  $LW_i([Z_{n,r,d(\kappa_1, \dots, \kappa_K)}(i)]_n | \dot{Z}_{n,r}(i-1))$

5

- calcular  $LW_i([Z_{n,r}(i-1)]_n) = \sum_{d(\kappa_1, \dots, \kappa_K)}^* LW_i([Z_{n,r,d(\kappa_1, \dots, \kappa_K)}(i)]_n | \dot{Z}_{n,r}(i-1))$
- normalizar: para todo  $d(\kappa_1, \dots, \kappa_K)$ ,  $LW_i([Z_{n,r,d(\kappa_1, \dots, \kappa_K)}(i)]_n | \dot{Z}_{n,r}(i-1)) = LW_i([Z_{n,r,d(\kappa_1, \dots, \kappa_K)}(i)]_n | \dot{Z}_{n,r}(i-1)) - LW_i([Z_{n,r}(i-1)]_n)$
- extraer la variable  $(\rho_{d(\kappa_1, \dots, \kappa_K)}) \sim \text{Mult}_{\mu_{r,i-1}}(w_i([Z_{n,r,d(\kappa_1, \dots, \kappa_K)}(i)]_n | \dot{Z}_{n,r}(i-1)))$
- plantear para todo  $r$ ,  $R_{\text{eff}}(r, i) = \text{card} \{d(\kappa_1, \dots, \kappa_K), \rho_{d(\kappa_1, \dots, \kappa_K)} > 0\}$
- definir la biyección

10

$$\epsilon_{1,r}: \llbracket 1, R_{\text{eff}}(r, i) \rrbracket \rightarrow \kappa, \epsilon_{1,r}(\dot{r}) = \inf \{d(\kappa'), \kappa' \in \kappa, \sum_{d(\kappa'') \leq d(\kappa')} \rho_{d(\kappa'')} \geq \dot{r}\}$$

- indicar para todo  $n$ , todo  $\dot{r} \in \llbracket 1, R_{\text{eff}}(r, i) \rrbracket$

15

- o  $Z_{n,(r,\dot{r})}(i) = Z_{n,r,\epsilon_{1,r}(\dot{r})}(i)$
- o  $LA_{n,(r,\dot{r}),i} = LW_i([Z_{n,r,\epsilon_{1,r}(\dot{r})}(i)]_n)$
- o  $\mu_{n,(r,\dot{r}),i} = \rho_{\epsilon_{1,r}(\dot{r})}$
- o  $L\xi_{n,(r,\dot{r}),i} = L\xi_{n,r,i-1} + \log P_{\partial(\kappa)}(y(i) | [Z_{n,(r,\dot{r}),i}]_n) - LA_{n,(r,\dot{r}),i}$
- o  $\nabla_i(r) = \dot{\nabla}(r)$

20

- Plantear  $R_{\text{eff}}(i) = \sum_r R_{\text{eff}}^{(i-1)}(r, i)$
- definir la biyección  $(0_1, 0_2): \llbracket 1, R_{\text{eff}}(i) \rrbracket \rightarrow \bigcup_{r=1}^{R_{\text{eff}}(i-1)} \{r\} \times \llbracket 1, R_{\text{eff}}(r, i) \rrbracket$  una permutación tal que  $r_1 \leq r_2 \Rightarrow [Z_{n,(O_1(r_1), O_2(r_1))}(i)]_n \leq [Z_{n,(O_1(r_2), O_2(r_2))}(i)]_n$
- para todo  $r \leq R_{\text{eff}}(i)$ ,

25

- o  $[Z_{n,r}(i)]_n = [Z_{n,(O_1(r), O_2(r))}(i)]_n$
- o  $LA_{r,i} = LA_{(O_1(r), O_2(r)),i}$
- o  $\mu_{r,i} = \mu_{(O_1(r), O_2(r)),i}$
- o  $L\xi_{r,i} = L\xi_{(O_1(r), O_2(r)),i}$
- o  $\nabla_i(r) = \nabla_i(O_1(r), O_2(r))$

30

- normalizar los pesos: para todo  $r$ ,

- $LA_i = \sum_r^* LA_{r,i}$
- $L\xi_i = \sum_r^* L\xi_{r,i}$
- $L\alpha_{r,i} = LA_{r,i} - LA_i$
- $L\xi_{r,i} = L\xi_{r,i} - L\xi_i$

35

- en la salida:

40

$$P_{\xi}^{(k)}(m, i) = \left( R_{\text{eff}}(i), [\pi_{n,i}]_n, \left( L\xi_{r,i}, \mu_{r,i}, [Z_{n,r}(i)]_n, \nabla_i(r) \right)_r \right)$$

es la distribución de filtrado de la muestra  $i$ ;

45

$$P_{\alpha}^{(k)}(m, i) = \left( R_{\text{eff}}(i), [\pi_{n,i}]_n, \left( L\alpha_{r,i}, L\xi_{r,i}, \mu_{r,i}, [Z_{n,r}(i)]_n, \nabla_i(r) \right)_r \right)$$

es la distribución auxiliar de la muestra  $i$ .

50

Para la etapa de alisado puesta en práctica por el módulo 2.1.3 (figura 4), se utiliza por ejemplo el método conocido bajo el nombre de "fixed-lag smoothing". Se da un entero  $\Delta$ ,

- en la entrada, la distribución de filtrado de la muestra  $i$ :

$$P_{\xi}(m, i) = \left( R_{\text{eff}}(i), [\pi_{n,i}]_n, \left( L_{\xi_{r,i}}, \mu_{r,i}, [Z_{n,r}(i)]_n, \nabla_i(r) \right) \right)$$

- plantear  $\nabla_{i,0}(r) = \nabla_i(r)$
- para todo  $1 \leq j \leq \Delta$ 
  - o  $\nabla_{i,j}(r) = \nabla_{i,j}(\nabla_{i,j-1}(r))$
- 5 - plantear  $R'_{\text{eff}}(i - \Delta) = R_{\text{eff}}(i)$
- plantear para todo  $r \leq R_{\text{eff}}(i)$ ,
  - o  $v_{r,i-\Delta} = \mu_{r,i}$
  - o  $\omega_{r,i-\Delta} = \xi_{r,i}$
  - o  $[Z'_{n,r}(i - \Delta)]_n = [Z_{n,\nabla_{i,\Delta}(r)}(i)]_n$
- 10 - en la salida, el conjunto  $P_{\omega}(m, i - \Delta) = (R'_{\text{eff}}(i - \Delta), (\omega_{r,i-\Delta}, v_{r,i-\Delta}, [Z'_{n,r}(i - \Delta)]_n)_r)$  es una aproximación particular de la distribución de alisado en  $i - \Delta$ .

El módulo 2.1.4 se configura para poner en práctica una etapa de mezcla estocástica de las partículas obtenidas por el módulo 2.1.3. Toma, por tanto, en la entrada el conjunto de las partículas alisadas  $P_{\omega}(m, 1:l)$  reenviando un nuevo conjunto de partículas indicado por  $P_{\omega}^{\sim}(m, 1:l)$ . Este módulo 2.1.4 permite inmunizarse contra los riesgos de convergencias hacia un óptimo local del algoritmo EM. Consiste, para todo  $i$ , en no retener de  $P_{\omega}(m, i)$  más que una única partícula extraída al azar. Se ha de observar que, si esta etapa se aplica a cada iteración  $k$  de cada trama  $y_m$ , el algoritmo se convierte en inestable. No se aplica, por tanto, más que a ciertos pares  $(m, k)$ , aquellos que pertenecen a un conjunto  $It$ , siendo este conjunto para ser cada vez menos denso con la evolución de  $(m, k)$ . Por ejemplo, se puede considerar  $It$  tal que,  $(m, k) \in It$  ssi  $(m - 1) \cdot K + k$  sea el cuadrado delantero. El procedimiento puesto en práctica en este módulo es:

- en la entrada:  $P_{\omega}^{(k)}(m, 1:l) = \left( \left( R'_{\text{eff}}(i), [(t_n(i, j))]_j \right)_n, (\omega_{r,i}, v_{r,i}, [Z'_{n,r}(i)]_n)_r \right)_{i=1 \dots l}$  es la aproximación de la distribución de alisado;
- 25 - si  $(m, k) \in It$ 
  - o para todo  $j \in [1, j]$
  - o plantear  $\check{R}_{\text{eff}}(j) = 1$
  - o extraer un índice  $r_0$  en  $[1, R'_{\text{eff}}(j)]$  con una probabilidad proporcional a  $\omega_{i,r_0} \cdot v_{i,r_0}$
  - 30 o plantear  $\check{\omega}_{1,j} = 1, \check{v}_{1,j} = 1$  y  $[\check{Z}_{n,1}(j)]_n = [Z'_{n,r_0}(j)]_n$
- si  $(m, k) \notin It$ 
  - o para todo  $j \in [1, j]$
  - 35 o plantear  $\check{R}_{\text{eff}}(j) = R'_{\text{eff}}(j)$
  - o para todo  $r \in [1, \check{R}_{\text{eff}}(j)]$
  - o plantear  $\check{\omega}_{r,j} = 1, \check{v}_{r,j} = 1$  y  $[\check{Z}_{n,r}(j)]_n = [Z'_{n,r}(j)]_n$
- en la salida:  $P_{\omega}^{\sim}(m, 1:l) = (((\check{R}_{\text{eff}}(j), [(t_n(i, j))]_j)_n, (\check{\omega}_{r,j}, \check{v}_{r,j}, [\check{Z}_{n,r}(j)]_n)_r))_{j=1 \dots l}$  es la aproximación mezclada de la distribución de alisado.
- 40

El módulo 2.2, puesto en claro en las figuras 3 y 4, corresponde a la etapa M del algoritmo EM.

En la iteración  $k$ , toma en la entrada la trama de señal  $y_m$ , el vector parámetro  $\theta_m^{(k-1)}$  estimado en la iteración precedente y las partículas mezcladas  $P_{\omega}^{\sim}(m, 1:l)$  obtenidas al final de la etapa E (es decir por el módulo 2.1 y en particular el submódulo 2.1.4). Da a la salida una estimación refinada  $\theta_m^{(k)}$  del vector parámetro.

Esta estimación se elige para hacer disminuir la esperanza condicional de la log-verosimilitud de las observaciones según el vector parámetro  $\theta$ :  $L_{\theta_m^{(k-1)}}(\theta_m^{(k)}) < L_{\theta_m^{(k-1)}}(\theta_m^{(k-1)})$ .

50 Pueden concebirse numerosos métodos con este fin. En un modo de realización, se pone en práctica el procedimiento siguiente:

Se toma nota del vector parámetro  $\theta_m^{(k)}$  estimado en la  $k$ -ésima iteración sobre la  $m$ -ésima trama  $\theta_m^{(k)} = \left( [A_{nm}^{(k)}, T_{nm}^{(k)}, \delta f_{nm}^{(k)}, \tau_{nm}^{(k)}]_{n=1..N}, \sigma_m^2^{(k)} \right)$  en la forma  $\theta_m^{(k)} = \left( \theta_{m,l}^{(k)} \right)_{l=1,\dots,L}$  en la que  $L$  es el número total de parámetros a estimar. La permutaciones de los parámetros y los índices  $l$  pueden ser cualquiera, incluso aleatoria y diferente en cada iteración.

5

- se observa  $\theta_m^{(k,0)} = \theta_m^{(k-1)}$
- para todo  $l, 1 \leq l \leq L$
- se actualiza el  $l$ -ésimo parámetro según

$$\theta_l^{(k)} = \theta_l^{(k-1)} - \lambda \cdot \frac{\sum_i \sum_r \tilde{\omega}_{r,i} \check{v}_{r,i} \left. \frac{\partial L'_\theta}{\partial \theta_l} \right|_{\theta=\theta^{(k,l-1)}} (y(i) | [\check{Z}_{n,r,i}]_n)}{\sum_i \sum_r \tilde{\omega}_{r,i} \check{v}_{r,i} \left. \frac{\partial^2 L'_\theta}{\partial \theta_l^2} \right|_{\theta=\theta^{(k,l-1)}} (y(i) | [\check{Z}_{n,r,i}]_n)}$$

10

- se sitúa:  $\theta^{(k,l)} = \left( \theta_1^{(k)}, \dots, \theta_{l-1}^{(k)}, \theta_l^{(k-1)}, \theta_{l+1}^{(k-1)}, \dots, \theta_L^{(k-1)} \right)$
- se obtiene a la salida  $\theta_m^{(k)} = \theta_m^{(k,L)}$

Las derivadas de orden 1 y 2 se calculan analíticamente. El parámetro  $\lambda \in ]0,1]$  permite ajustar la velocidad de convergencia del algoritmo. Eventualmente es diferente para cada parámetro.

15

Eventualmente, si ciertos parámetros del sistema son conocidos a priori con certidumbre, pueden considerarse beneficiosamente como constantes en el algoritmo y no se actualizan en la etapa M. En este caso, la convergencia del algoritmo se acelera y la varianza residual debida a la estimación de estos parámetros se neutraliza.

20

La figura 5 detalla las interacciones entre el módulo 3 para el seguimiento a largo plazo del vector parámetro  $\theta$  de la señal compuesta  $y$  y el módulo 4 de demodulación.

El módulo 3 para el seguimiento a largo plazo del vector parámetro  $\theta$  forma una estimación  $\theta_m$  del vector parámetro  $\theta$  combinando linealmente todas las estimaciones obtenidas en unos vectores parámetros  $\theta_1^{(K)}, \theta_2^{(K)}, \dots, \theta_m^{(K)}$  por el algoritmo EM (implementado por el módulo 2) en las tramas  $y_1$  a  $y_m$ .

25

Esta estimación puede hacerse principalmente de modo recursivo a partir de:

- $\theta_m^{(K)}$  el vector parámetro estimado para la trama  $y_m$  sobre  $K$  iteraciones por el módulo 2 y en particular por el módulo 2.2; y de
- $\theta_{m-1}$  el vector parámetro estimado a largo plazo por el módulo 3 para el seguimiento a largo plazo del vector parámetro  $\theta$  sobre la trama anterior si  $m > 1$  o eventualmente por el módulo de arranque 1.3 si  $m = 1$ .

30

En la convergencia del algoritmo EM sobre la trama  $y_m$ , todos los estimadores de parámetros tienen una varianza proporcionar a  $\sigma_m^2^{(K)}$ .

35

Se plantea por tanto:

$$\tilde{\gamma}_m = \frac{\gamma \cdot \sigma_m^2^{(K)}}{\gamma \cdot \sigma_m^2^{(K)} + \tilde{\sigma}_{m-1}^2}$$

40

$$\tilde{\sigma}_m^2 = \frac{1}{\frac{\gamma}{\tilde{\sigma}_{m-1}^2} + \frac{1}{\sigma_m^2^{(K)}}}, \quad \tilde{\sigma}_0^2 = +\infty$$

Posteriormente se actualizan los parámetros según:

45

$$\theta_m = \theta_{m-1} + (1 - \tilde{\gamma}_m) \cdot (\theta_m^{(K)} - \theta_{m-1})$$

El parámetro de seguimiento  $\gamma$  fijado por el usuario entre 0 y 1 permite dar elasticidad para tener en cuenta la evolución del canal. Las cantidades  $\tilde{\gamma}_m$  y  $\tilde{\sigma}_m^2$  son respectivamente un parámetro de seguimiento y una varianza modificados con el fin de combinar linealmente de manera óptima la estimación sobre la trama  $m$  del algoritmo EM  $\theta_m^{(k)}$  y la estimación a largo plazo hasta la trama  $m - 1$ ,  $\theta_{m-1}$ . El módulo 4 de demodulación, detallado en la figura 5, demodula las vías. Este módulo 4 implementa un algoritmo de Viterbi estocástico. Este módulo 4 de demodulación produce esencialmente las tramas de símbolos estimados  $\hat{s}_{1,m}, \hat{s}_{2,m}, \dots, \hat{s}_{N,m}$  para cada una de las vías.

El módulo 4 de demodulación comprende dos bloques funcionales.

El submódulo 4.1 es una instanciación de la etapa E del algoritmo EM, limitada a la reproducción de los módulos 2.1.1 y 2.1.2 correspondientes a la etapa de filtrado particular. Este submódulo 4.1 toma en la entrada:

- la trama  $y_m$ ;
- el vector parámetro  $\theta_m$  estimado a largo plazo sobre la trama  $y_m$  por el módulo 3 para el seguimiento a largo plazo del vector parámetro  $\theta$ .

El submódulo 4.1 realiza con este vector parámetro  $\theta_m$  una nueva etapa de filtrado y produce la salida:

- un conjunto de partículas  $\hat{P}(m, 1:l)$  con destino en el submódulo 4.2. Este conjunto puede, según la aproximación particular utilizada, ser un conjunto de partículas o un conjunto de partículas múltiples. Se ha observado que en esta salida, los pesos de filtrado obtenidos no se utilizan en lo que sigue;
- una aproximación particular auxiliar  $P_\alpha(m, l)$  de la última muestra de la trama  $y_m$ . Es esta aproximación la que sirve para inicializar el módulo 2 y en particular el módulo 2.1.1 de la trama  $y_{m+1}$  a través de su parámetro de entrada  $P_\alpha(m+1, 0)$ .

El submódulo 4.2 realiza la demodulación de las vías mediante un algoritmo de Viterbi estocástico. Toma en la entrada:

- el vector parámetro  $\theta_m$  estimado a largo plazo hasta la trama  $y_m$  por el módulo 3 para el seguimiento a largo plazo del vector parámetro  $\theta$ .
- el soporte de la aproximación particular  $\hat{P}(m, 1:l)$  de la trama dada por el sub módulo 4.1.

Se obtiene mediante el algoritmo de Viterbi estocástico la secuencia vectorizada de máximo a posteriori  $([\hat{S}_n(i)]_n)$ . Los símbolos emitidos en cada vía se estiman mediante la secuencia  $(\hat{s}_n(i_n))_{1 \leq i_n \leq l_n}$  según el procedimiento:

- en la entrada: las secuencias vectoriales de máximo a posteriori:  $([\hat{S}_{n,i}]_n)$  y las indicadoras de salto  $[\pi_{n,i}]$  para todo  $1 \leq i \leq l$  y todo  $1 \leq n \leq N$ ;
- para todo  $n \in \llbracket 1, N \rrbracket$

- o plantear  $I_n = \sum_{i=1}^l \pi_{n,i}$
- o para todo  $i_n \in \llbracket 1, l_n \rrbracket$
- o  $\hat{e}(i_n) = \inf\{i \in \llbracket 1, l \rrbracket, \sum_{i'=1}^i \pi_{n,i'} \geq i_n\}$
- o  $\hat{s}_n(i_n) = \hat{S}_{n,1}(\hat{e}(i_n))$

- en la salida, las secuencias  $\hat{s}_{n,m} = (\hat{s}_n(i))_{i \in \llbracket 1, l_n \rrbracket}$  son una estimación de símbolos emitidos por la vía  $n$  sobre la trama  $y_m$ .

El módulo de pretratamiento 1 (véase la figura 2) asegura, principalmente, la formación de las tramas  $y_m$ .

Este módulo de pretratamiento 1 toma en la entrada el flujo de información  $\mathbf{y}$ . En el caso de la identificación de señales DoubleTalk por ejemplo, las señales de esta señal compuesta  $\mathbf{y}$  no se emiten según unos filtros en coseno alzado  $h$  sino según un filtro en raíz de coseno alzado  $\tilde{h}$ . Se denota en este caso por  $\tilde{y}$  la señal directamente observada desde el módulo mediante unos filtros en raíz de coseno alzado y por  $y$  la señal filtrada que se manipula por los módulos siguientes. Se basa, por tanto, en el módulo de pretratamiento 1 para filtrar la señal captada por  $\tilde{h}$  para obtener una señal puesta en forma por  $h$ .

Además, en el momento de la intercepción, los tiempos de símbolos son desconocidos. Es necesario sobremuestrear ampliamente la señal con el fin de estar seguros de respetar la condición de Shannon. Una vez conocido el tiempo de símbolo, ya no es necesario manipular una señal ampliamente sobremuestreada.

5 Como se muestra en la figura 6, el módulo 1 comprende tres submódulos.

- el submódulo 1.1 asegura la "bufferización" de la señal y en observación en su entrada para formar las tramas  $\tilde{y}_m$ ;
- 10 - el submódulo 1.2 procede conjuntamente al submuestreo y al filtrado de la trama  $\tilde{y}_m$  para dar a la salida la trama  $y_m$  que es la señal directamente manipulada por los otros módulos del sistema de separación ciego 10. Este submódulo 1.2 utiliza el conocimiento más o menos preciso de los tiempos de símbolos  $T_n$  disponible en el sistema través del vector  $\theta_{m-1}$  suministrado por el módulo 3 para seguimiento a largo plazo del vector de parámetro  $\theta$ . Para la primera trama, el vector parámetro  $\theta_0$  se estima por ejemplo en ciego para el submódulo 1.3;
- 15 - el submódulo 1.3 permite realizar una primera estimación gruesa del vector parámetro  $\theta$ . Esta etapa se utiliza únicamente en la primera trama de la señal y se llama etapa de arranque. Por ejemplo, las frecuencias pueden iniciarse a partir de la propiedad de circularidad de las constelaciones consideradas, el tiempo de símbolo por el método de la raya espectral, las aplicaciones mediante una compartición equitativa de la energía de la señal interceptada, los tiempos de retardo y los errores de fase que están a priori limitados pueden tomarse iguales a 0
- 20 o a unos valores extraídos aleatoriamente.

El procedimiento de filtrado y diezmado conjunto de la señal puesto en práctica en el submódulo de adaptación 1.2 es el siguiente:

- 25 - en la entrada: la trama  $\tilde{y}_m(i) = \sum_{n=1}^N A_n \cdot e^{i2\pi\delta f_N \left( \sum_{j=-\infty}^{j=+\infty} \tilde{h}_n(iT_{e0} - jT_n - \tau_n) s_n(j) \right)} + \eta(i)$  muestreada a la cadencia  $T_{e0}$ ,  $\tilde{h}_n$  es un filtro en raíz de coseno alzado de tiempos de símbolo  $T_n$ ; los  $T_n$  son sustancialmente iguales;
  - una estimación de los tiempos de muestreo de cada vía  $T_1, \dots, T_N$  a través del parámetro  $\theta_{m-1}$ ;
  - se plantea  $T_e = \frac{1}{2} \min T_n$  y  $\tilde{h}$  el filtro en raíz de coseno alzado de tiempos de símbolo  $2T_e$ ;
  - 30 - se filtra y submuestra conjuntamente  $\tilde{y}_m$  en  $y_m$  a la cadencia  $T_e$  según la ecuación
- $$y_m(i) = \frac{T_e}{T_{e0}} \sum_j \tilde{y}_m(j) \cdot \tilde{h}(jT_{e0} - iT_e)$$
- a la salida, la trama  $y_m$  se proporciona en la entrada de la cadena de tratamiento posterior.

35 El algoritmo de separación propuesto es una generalización del algoritmo EM calculado sobre una aproximación particular. Este algoritmo se aplica a un modelo analítico de la señal compuesta para extraer las señales de origen. La decodificación se asegura mediante un algoritmo de Viterbi estocástico.

40 El término tiempo real está justificado, en este caso, en la medida en que la señal está "bufferizada" en tramos de I (100 a algunos millares) símbolos y que la complejidad temporal del algoritmo de separación y sus necesidades de recursos de memoria son lineales según el tamaño de la trama. De ese modo es posible implementarlo de tal manera que el tiempo de procesamiento de la trama sea igual al tiempo de emisión de sus I muestras cualquiera que sea el valor del tamaño.

45 De ese modo el tamaño de las tramas puede adaptarse a señales cuyos parámetros son constantes en el tiempo (tramas largas) o a señales cuyos parámetros varían rápidamente en el tiempo (tramas cortas), el módulo de seguimiento a largo plazo se encarga en este último caso de componer una estimación de los parámetros de menor variación.

50 Ventajosamente, los sistemas y métodos descritos anteriormente introducen la noción de partículas con multiplicidad que permite limitar grandemente el número de partículas a procesar y por tanto acelerar en gran medida la ejecución del algoritmo. En efecto, con este paradigma, el número de partículas efectivo utilizado por una trama durante una iteración EM se adapta automáticamente a las dificultades de procesamiento. De ese modo, en las primeras iteraciones de las primeras tramas, se utilizan efectivamente muchas partículas; cuando se inicia la convergencia de los parámetros, este número disminuye progresivamente antes de estabilizarse en un número de partículas en gran medida más pequeño que el que sería necesario en el paradigma clásico de filtrado de partículas cuando se

55 adquiere la convergencia.

Ventajosamente, los métodos y sistemas descritos anteriormente permiten el procesamiento de un gran abanico de configuraciones:

- diferentes tipos de modulaciones (por ejemplo M-ASK, M-PSK, Q-PSK, M-QAM), el tipo de modulación puede ser diferente en cada una de las vías;
- diversas bandas de frecuencia para las diferentes vías, tanto si son diferentes como iguales (o sustancialmente iguales debido a errores de sincronización entre las vías a plantear por ejemplo para la separación de señales Double Talk);
- diversas tasas de símbolos para las diferentes vías, tanto si son diferentes como iguales (o sustancialmente iguales debido a errores de sincronización entre las vías, a plantear por ejemplo para la separación de señales Double Talk);
- ganancias de transmisión a nivel de los diferentes orígenes tanto si son diferentes como sustancialmente iguales;
- los tiempos de retardo y los errores de fase en cada vía pueden ser cualesquiera.

Los sistemas descritos son capaces de detectar automáticamente, combinar de manera óptima y aprovechar para sí cualquier asimetría entre las señales de origen.

En una implementación ilustrativa del método de separación ciego descrito anteriormente, se simula una señal compuesta que comprenda dos señales "DoubleTalk@ Carrier-in-Carrier" según los parámetros siguientes:

- la señal y se compone de dos vías:  $N = 2$ ;
- el período de muestreo en la intercepción se toma como unidad temporal de referencia:  $T_e = 1$ ;
- los filtros de conformación  $\tilde{h}_1$  y  $\tilde{h}_2$  son filtros en raíz de coseno alzado de salida 0,35;
- los tiempos de símbolos son  $T_1 = 2$  y  $T_2 = 2$  en unidades reducidas;
- los residuos de portadora son de  $\delta f_1 = 1 \cdot 10^{-5}$ ,  $\delta f_2 = 3 \cdot 10^{-6}$  en unidades reducidas;
- los desplazamientos de fase son de  $\varphi_1 = \pi/10$  y de  $\varphi_2 = \pi/4$ ;
- los retardos son  $\tau_1 = -0,3 \cdot T_1$  y  $\tau_2 = -0,8 \cdot T_2$ ;
- las dos modulaciones son de QPSK;
- las amplificaciones son tales que  $|A_2| = 0,95 \cdot |A_1|$
- el ruido es blanco, gaussiano, la relación entre la potencia media de las señales y la del ruido es de 20 dB.

La señal compuesta simulada se analiza sobre 20 tramas de tamaño equivalente a 500 símbolos por vía. Después de una etapa de adaptación de la señal, el método de separación ciego es instanciado con las siguientes regulaciones:

- el número máximo de partículas se fija en 200;
- el parámetro de alisado es  $\Delta = 40$ ;
- el canal se supone cuasi-invariante:  $\gamma = 0,9$ ;
- hay  $K = 10$  iteraciones EM por trama.

El desarrollo del algoritmo de separación de esta señal compuesta se muestra en las figuras 7 a 14 y en la figura 15.

Las figuras 7 a 14 muestran visualmente los resultados de algunas iteraciones típicas del algoritmo, las figuras subordinadas representan respectivamente de izquierda a derecha y de arriba abajo:

- una reconstrucción de la vía 1 en el plano complejo (esta reconstrucción se obtiene sustrayendo a la señal compuesta la estimación de la vía 2 y las interferencias inter-símbolos en la vía 1. Los niveles de gris representan la densidad local de las medidas en la vía 1 reconstruida). El valor de SINR es una estimación en decibelios de la relación entre la potencia de la señal en la vía 1 y todas las perturbaciones que se superponen a ella (interferencias entre símbolos, vía 2 y ruido).
- una reconstrucción de la vía 2 (esta reconstrucción se obtiene sustrayendo a la señal compuesta la estimación de la vía 1 y las interferencias inter-símbolos en la vía 2. Los niveles de gris representan la densidad local de las medidas en la vía 2 reconstruida). El valor de SINR es una estimación en decibelios de la relación entre la potencia de la señal en la vía 2 y todas las perturbaciones que se superponen a ella (interferencias entre símbolos, vía 1 y ruido).
- una reconstrucción de la señal compuesta (esta reconstrucción se obtiene sustrayendo a la señal compuesta las interferencias inter-símbolos en la vía 1 y en la vía 2. Los niveles de gris representan una densidad local de medidas sobre la señal compuesta reconstruida. Los puntos negros corresponden a lo que sería la señal compuesta sin ruido, los pares de cifras por encima de cada punto designan los pares de estados de las constelaciones de las vías 1 y 2 que corresponden a este estado de señal compuesta). Los datos cuantitativos en esta sub-figura son: Tr: el número de la trama tratada, It: iteración actual, MP: el número efectivo medio de partículas utilizadas para procesar la iteración actual y SI: la separación tipo del ruido estimado en esta iteración.
- una reconstrucción en el dominio de la frecuencia de la vía 1, de la vía 2 y del ruido.
- una reconstrucción en el dominio temporal de los filtros de conformación en cada una de las vías.

En la figura 7 se observan las señales después de la fase de adaptación (0 iteraciones). Son indistinguibles. Las SINR para las vías 1 y 2 no pueden estimarse aún; su valor desconocido se indica por “?”.

5 En la figura 8 se observan las señales después de la reconstrucción con los parámetros de inicialización del algoritmo (es decir, después de una única iteración); el nivel de ruido es elevado y no se revelan a la vista estructuras pertinentes en las diferentes reconstrucciones.

10 En la figura 9, después de 4 iteraciones, se remarca que el nivel de ruido ha disminuido, se comienza a prever una QPSK sobre la reconstrucción de la vía 2.

La figura 10 muestra la última iteración del algoritmo en la primera trama; en cada una de las vías, se ve formarse una QPSK. El nivel de ruido es aún sin embargo elevado, el algoritmo no ha acabado de converger al final de las iteraciones asignadas a la primera trama.

15 Sin embargo se ve en la figura 11 que la convergencia prosigue en la segunda trama: el cambio de trama no ha creado alteraciones en el algoritmo, el modo de convergencia es continuo.

20 Es en la cuarta iteración de la segunda trama (figura 12) cuando se adquiere la convergencia del algoritmo. Los QPSK están bien delimitados en cada una de las vías reconstruidas y el nivel de ruido estimado es inferior al nivel de ruido de la señal interceptada (la etapa de adaptación ha hecho ganar también algunos dB de SNR).

25 Las figuras 13 y 14 son típicas de la continuación de resultados del algoritmo; la convergencia de los parámetros continua estable en el tiempo, el algoritmo sigue la evolución del canal y corrige la acumulación de los errores de estimación de los residuos de portadoras haciendo evolucionar ligeramente los errores de fase al cabo de las tramas.

30 Se ha de observar que el paradigma de las partículas con multiplicidad se muestra, en este ejemplo, eficaz para adaptar el número de partículas efectivas a la dificultad del caso a procesar. Si en las primeras iteraciones se utilizan 88 a 14 partículas efectivas (sobre las 200 disponibles), este número se estabiliza en 4-5 en las iteraciones siguientes, lo que es una importante ganancia en necesidades de recursos de tiempo y de hardware con relación al estado de la técnica de demodulación ciega.

35 La figura 15 representa la evolución de la estimación de los parámetros a lo largo de las tramas (estimación “global”) y de las iteraciones (estimación “local”). Se observa en ella principalmente que la estimación de los errores de fase evoluciona ligeramente para compensar la varianza sobre la estimación de los residuos de portadoras.

**REIVINDICACIONES**

- 5 1. Método en tiempo real de separación y de demodulación ciega de señales de telecomunicación digital (10), a partir de la observación por medio de un único captador de una señal compuesta que comprende estas señales, incluyendo los parámetros de estas señales su tipo de modulación, su amplificación, su desfase, su tiempo de retardo a nivel del captador, su frecuencia y su tiempo de símbolo, pudiendo ser diferentes estos parámetros para las diferentes señales, o iguales, comprendiendo este método las siguientes etapas:
- 10 - adquisición de una primera pluralidad de observaciones de la señal compuesta realizadas por medio del único captador;
- estimación, a partir de la primera pluralidad de observaciones adquirida, de los parámetros de las señales en el sentido del Máximo de Verosimilitud mediante un algoritmo Esperanza-Maximizado, siendo calculada la esperanza condicional de la log-verosimilitud, en este algoritmo, recursivamente mediante un método de filtrado-alisado particular;
- 15 - demodulación conjunta de las señales según un algoritmo de Viterbi estocástico.
2. El método de la reivindicación precedente, en el que el método de filtrado-alisado particular comprende una aproximación particular de la distribución de filtrado, asignando esta aproximación particular, además de los pesos, unas multiplicidades a las partículas de esta aproximación, siendo una multiplicidad el número de partículas que representan un mismo estado.
- 20 3. El método de la reivindicación 1 o 2, en el que el método de filtrado-alisado particular comprende una aproximación particular de la distribución de alisado, asignando esta aproximación particular, además de los pesos, unas multiplicidades a las partículas de esta aproximación, siendo una multiplicidad el número de partículas que representan un mismo estado.
- 25 4. El método de una cualquiera de las reivindicaciones anteriores, que comprende, además,
- 30 - una etapa de adquisición de una segunda pluralidad de observaciones de la señal compuesta realizadas por medio del único captador; - una etapa de estimación, a partir de la segunda pluralidad de observaciones adquirida, de los parámetros de las señales en el sentido del Máximo de Verosimilitud mediante un algoritmo Esperanza-Maximizado, siendo calculada la esperanza condicional de la log-verosimilitud, en este algoritmo, recursivamente mediante un método de filtrado-alisado particular;
- 35 - una etapa de estimación a largo plazo de los parámetros, asociándose esta estimación a largo plazo de los parámetros a la segunda pluralidad de observaciones y siendo una combinación lineal de los parámetros estimados a partir de la primera pluralidad de observaciones y de los parámetros estimados de la segunda pluralidad de observaciones.
- 40 5. Producto de programa informático implementado en un soporte de memoria, susceptible de ser puesto en práctica en el seno de una unidad de procesamiento informático y que comprende instrucciones para la puesta en práctica de un método según una cualquiera de las reivindicaciones anteriores.

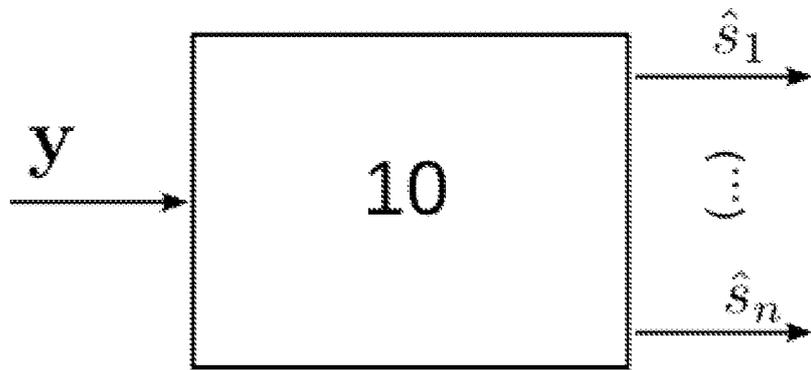


FIG.1

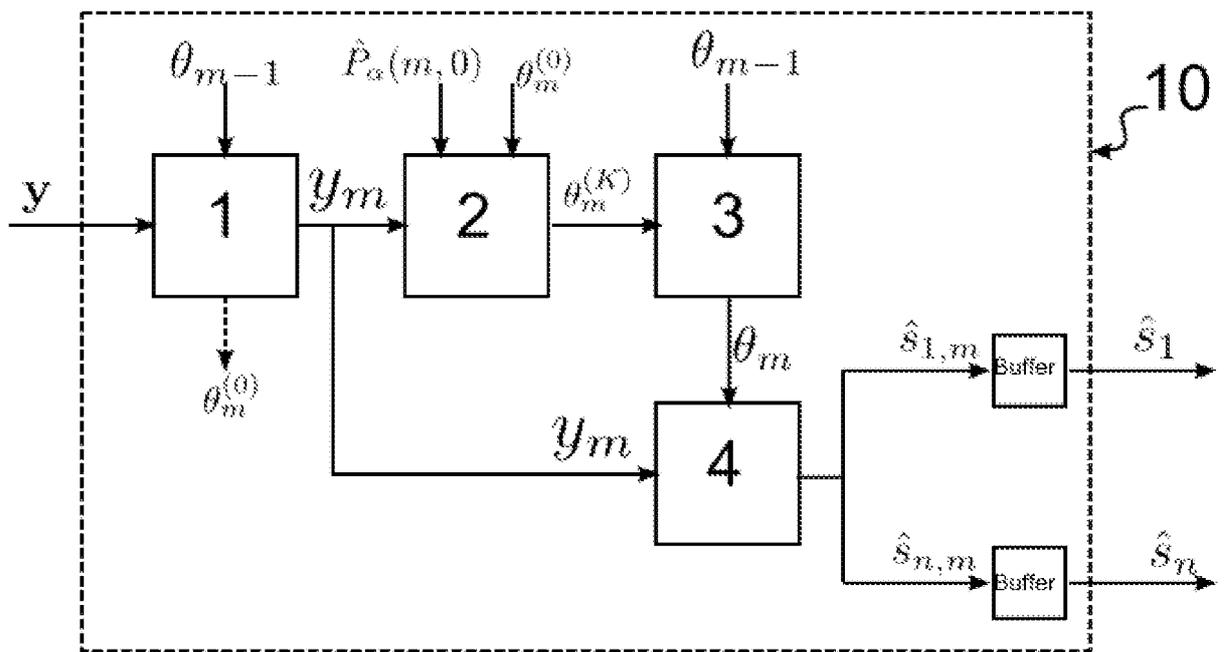


FIG.2

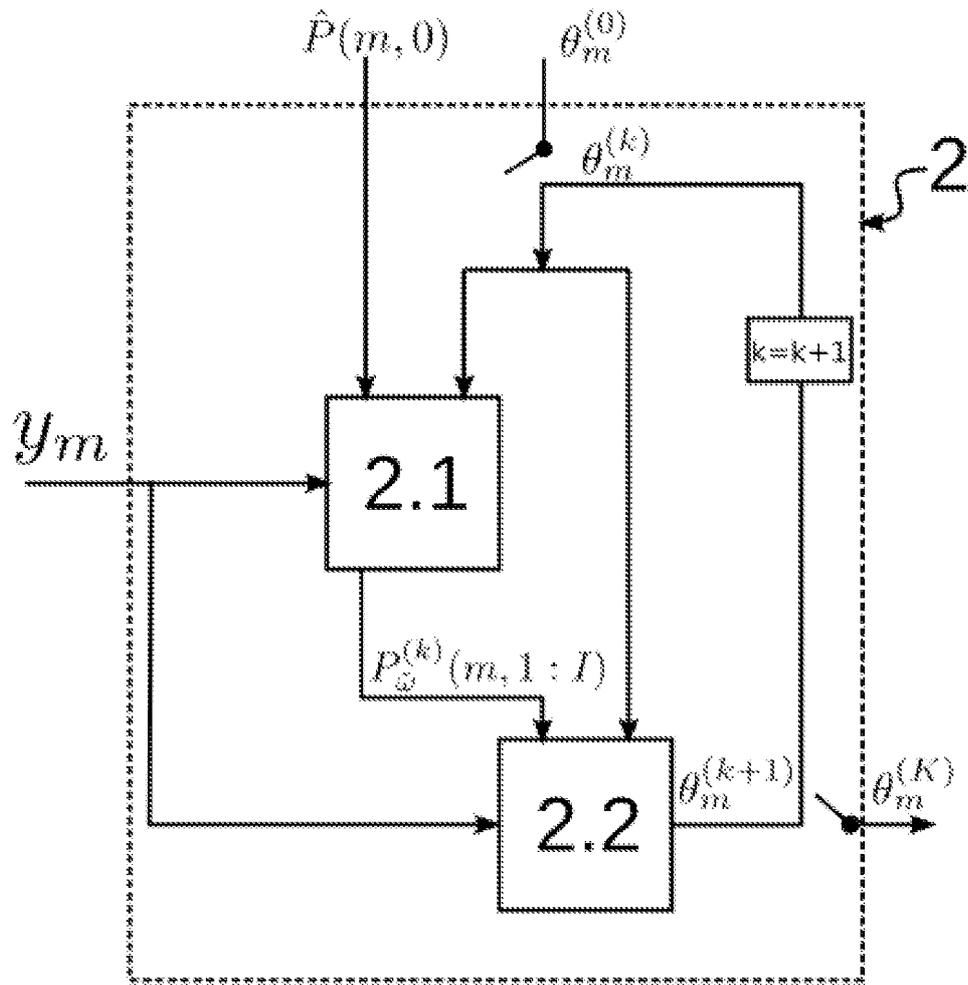


FIG.3

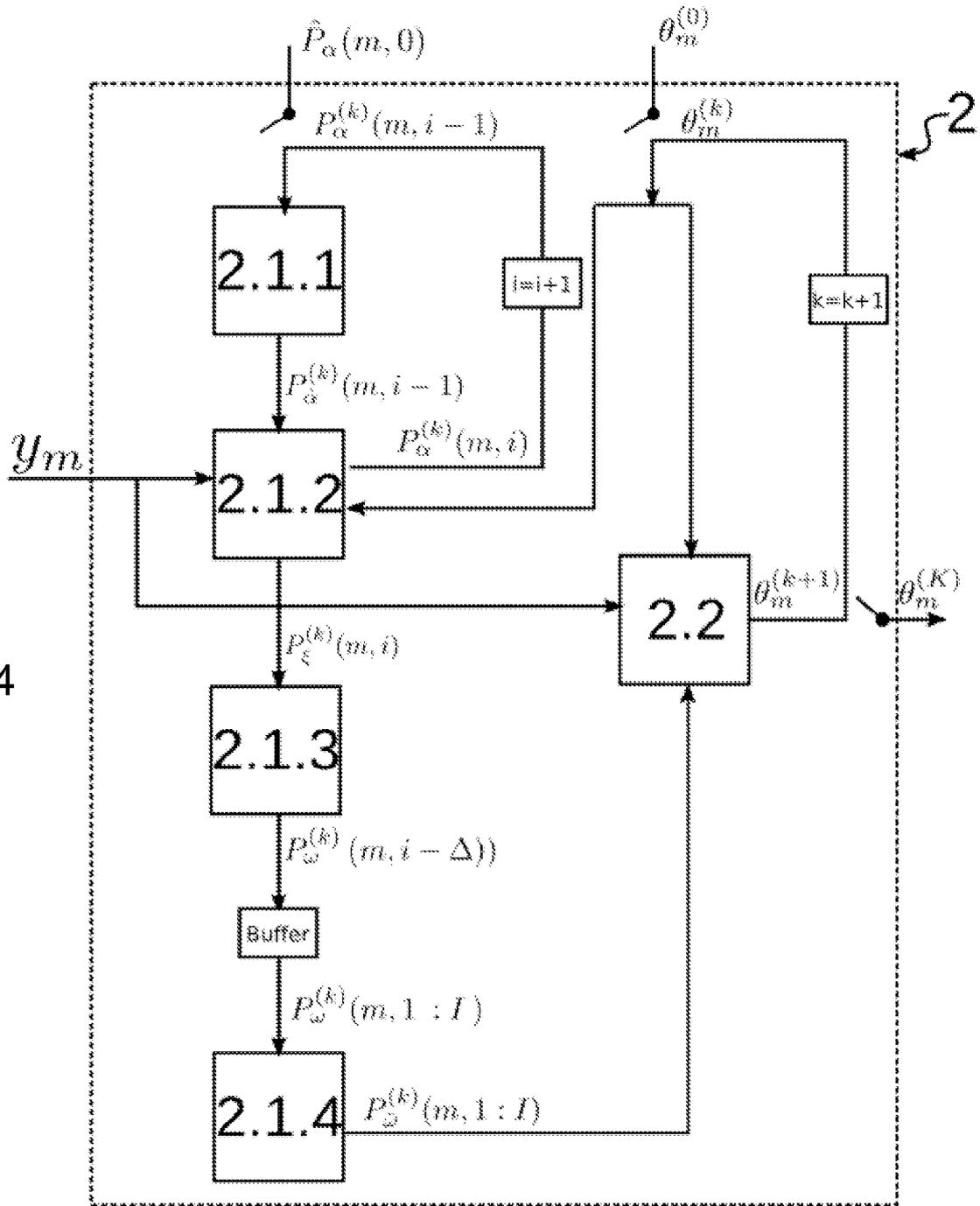


FIG.4

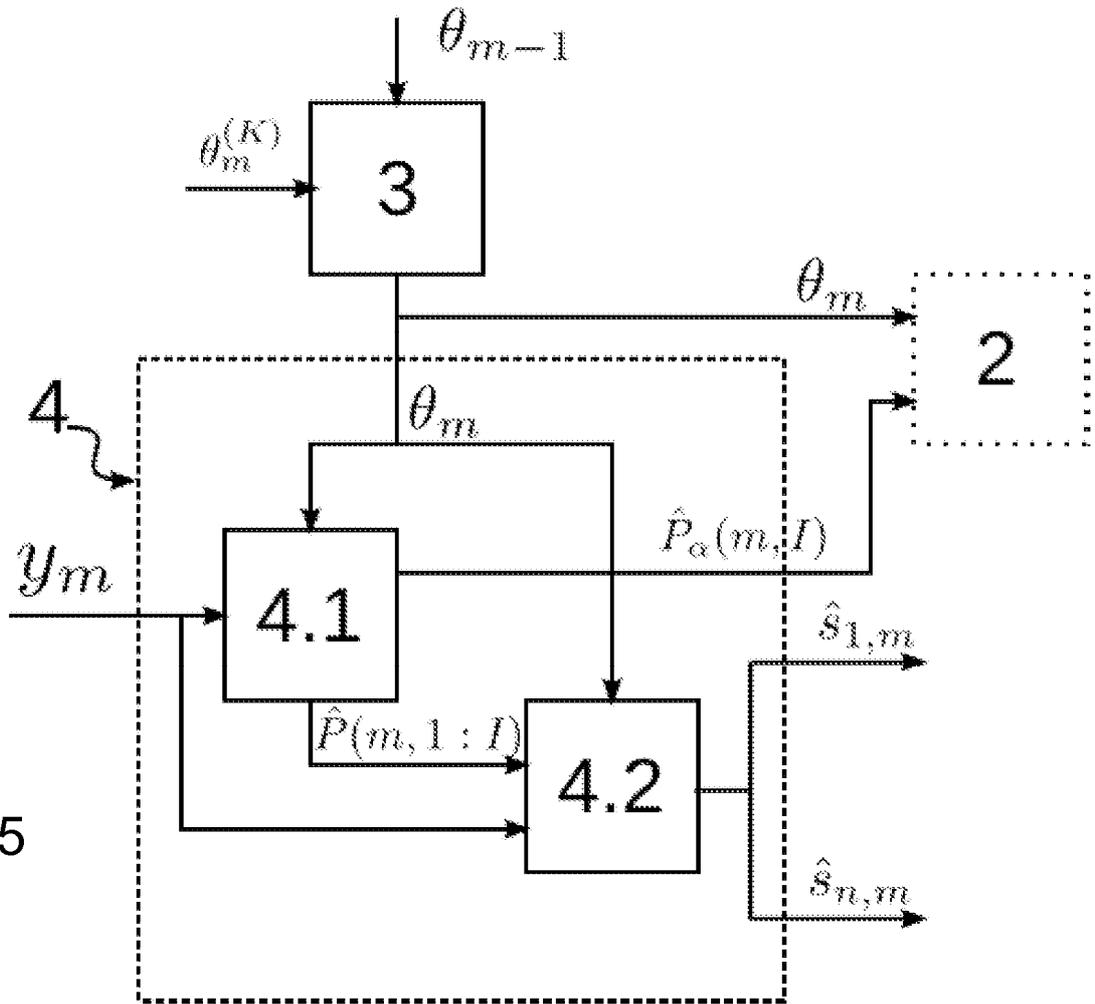


FIG.5

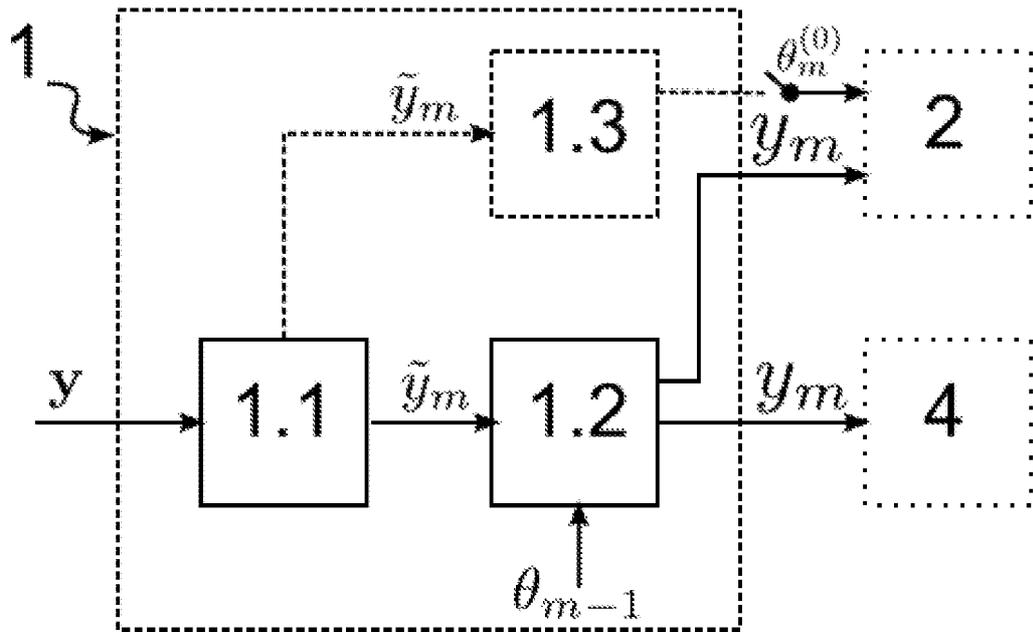


FIG.6

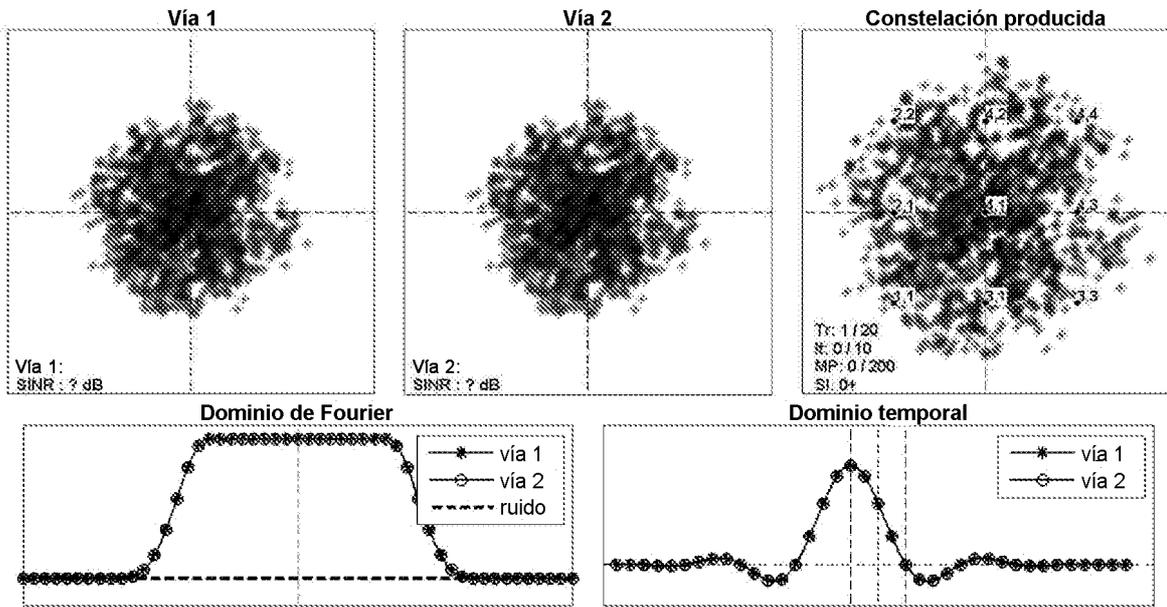


FIG.7

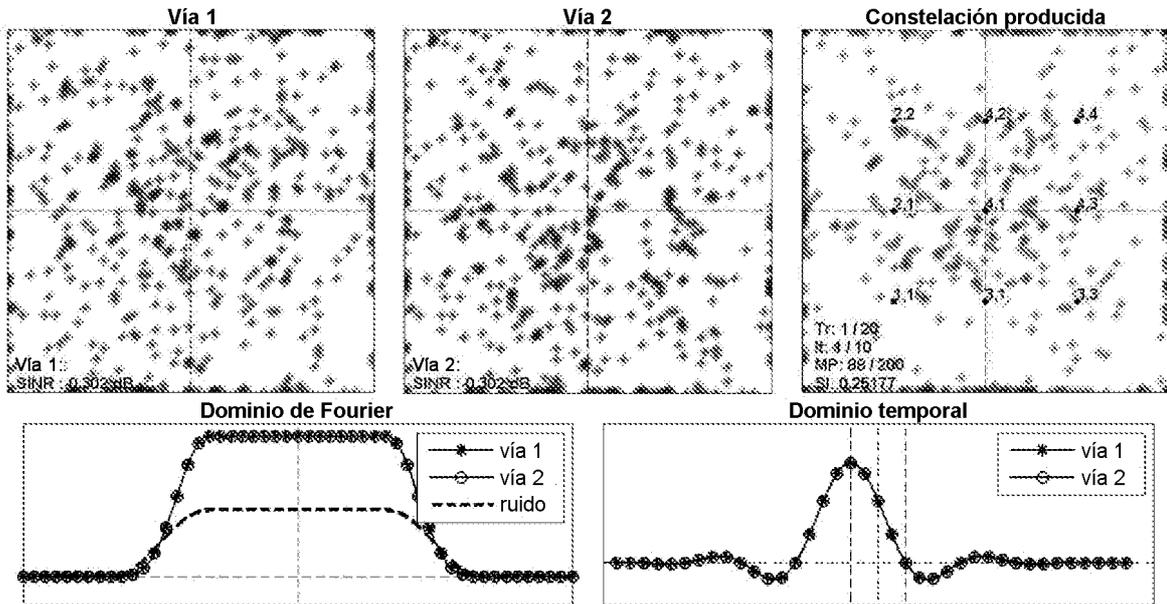


FIG.8

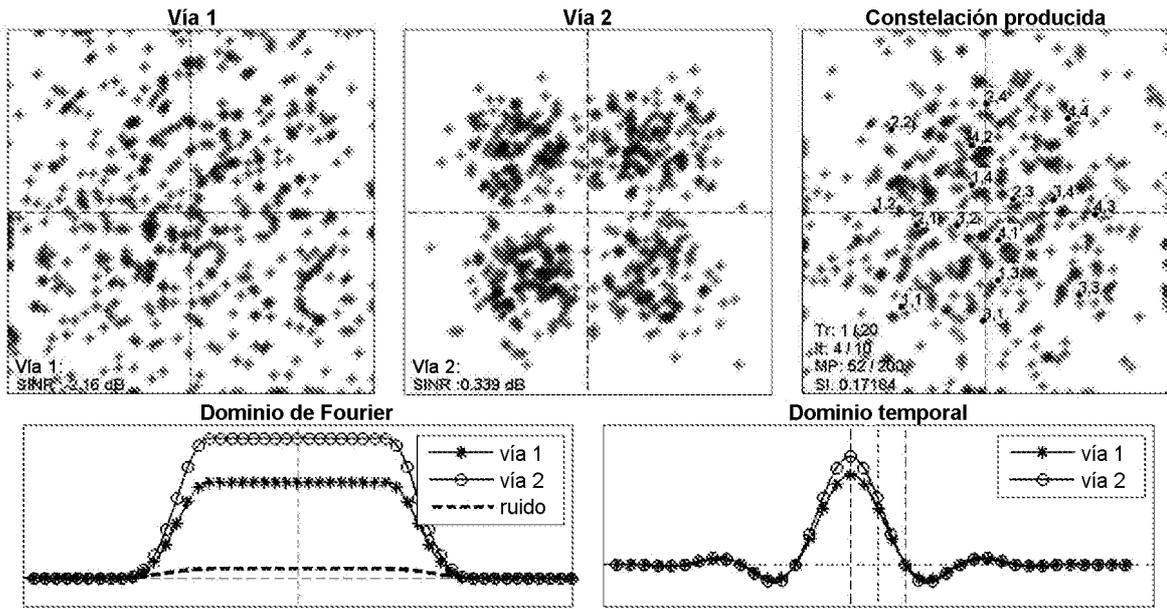


FIG.9

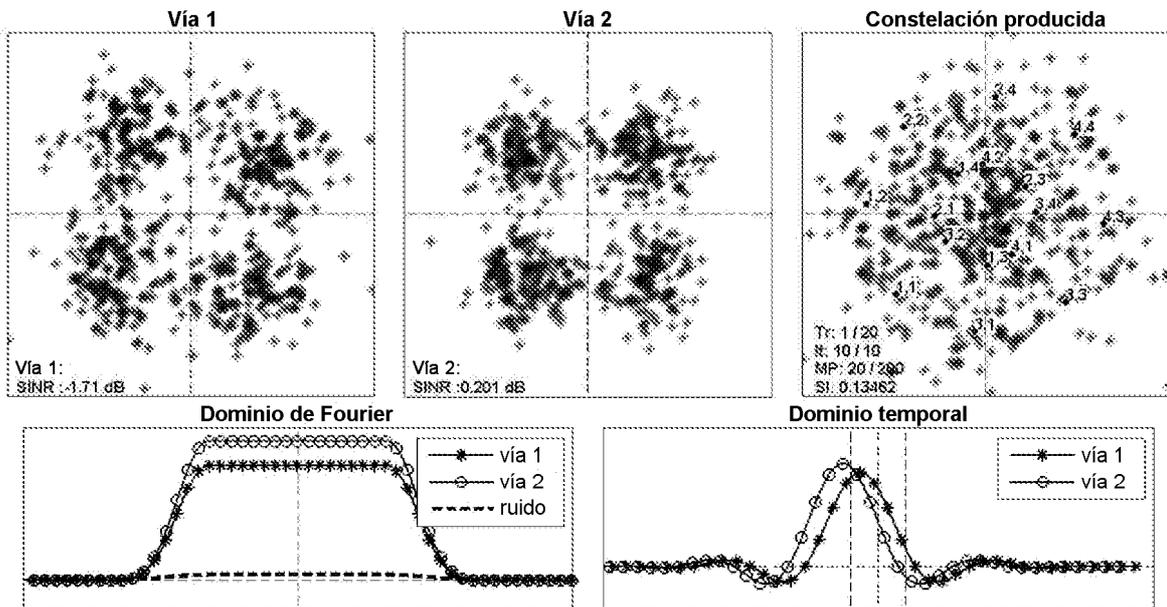


FIG.10

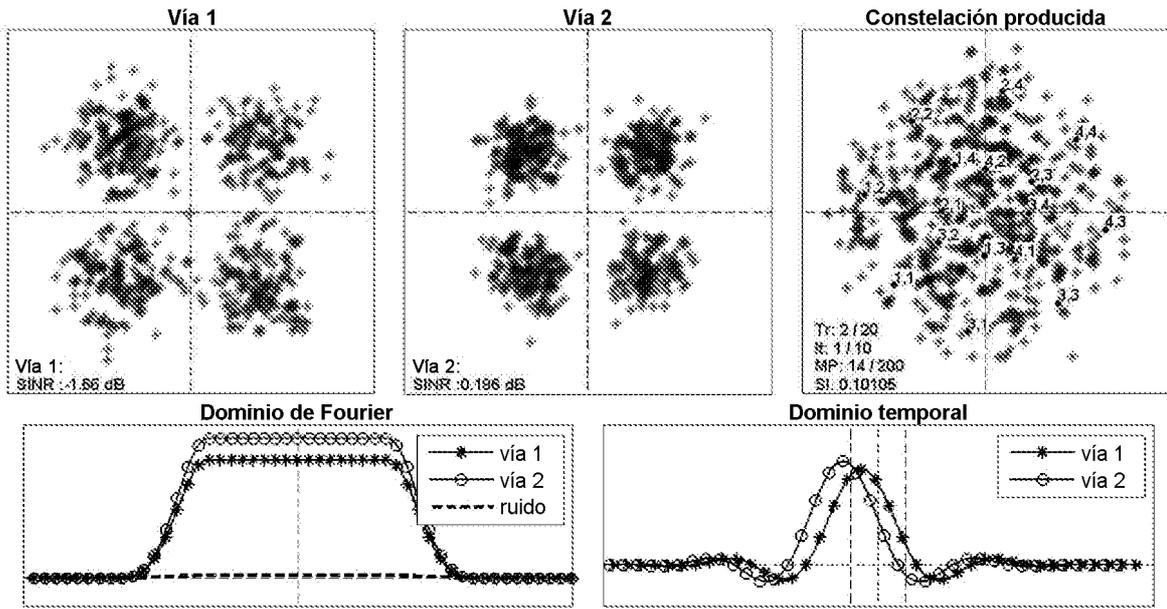


FIG.11

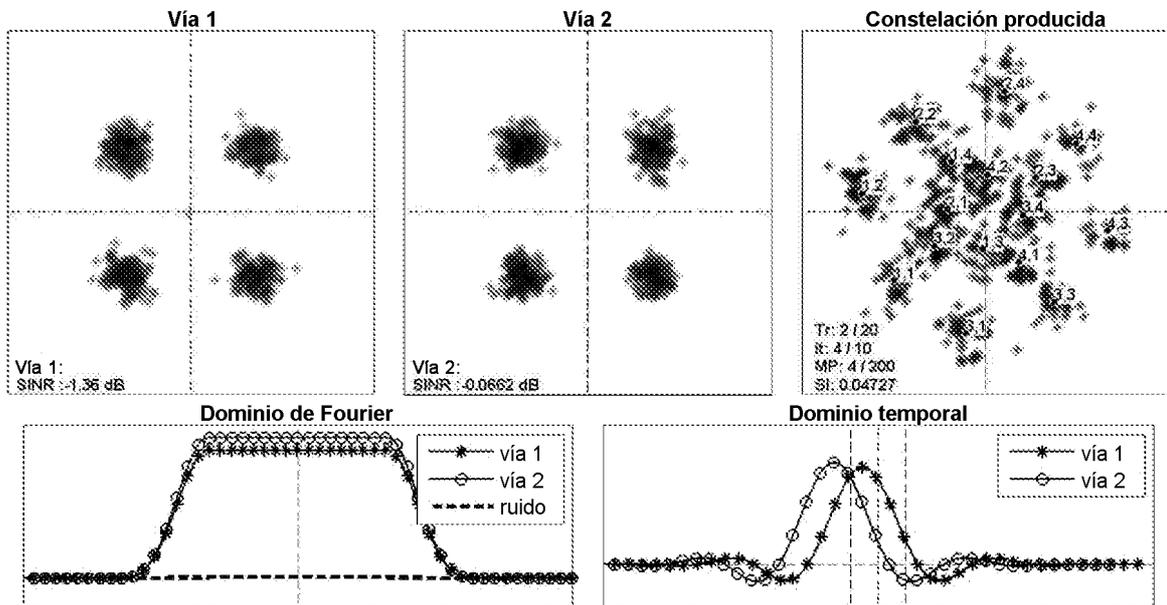


FIG.12

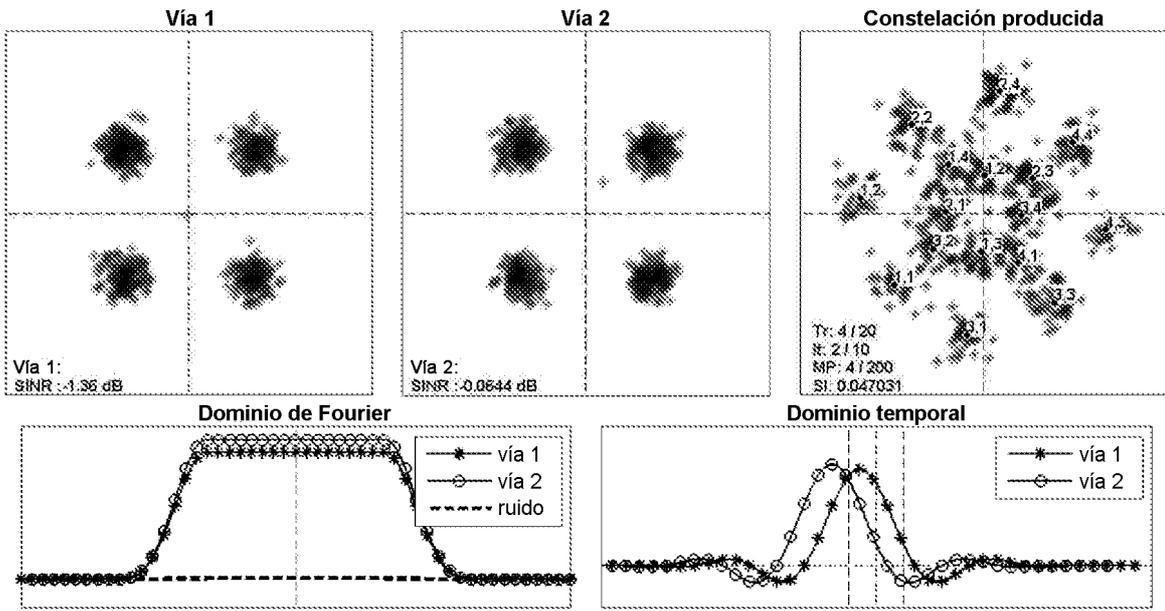


FIG.13

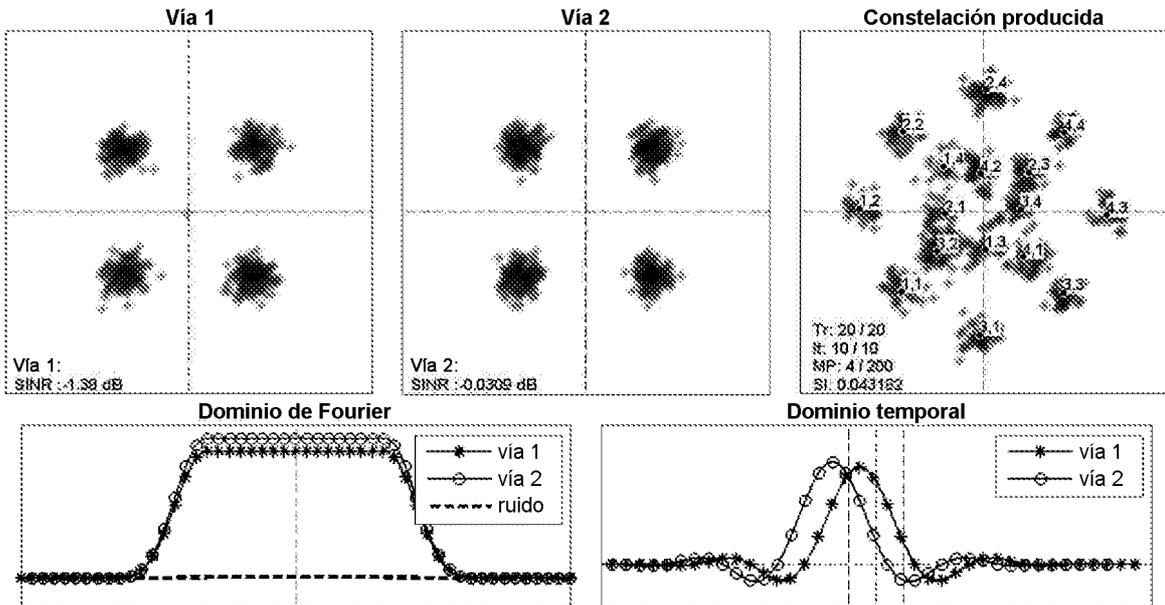


FIG.14

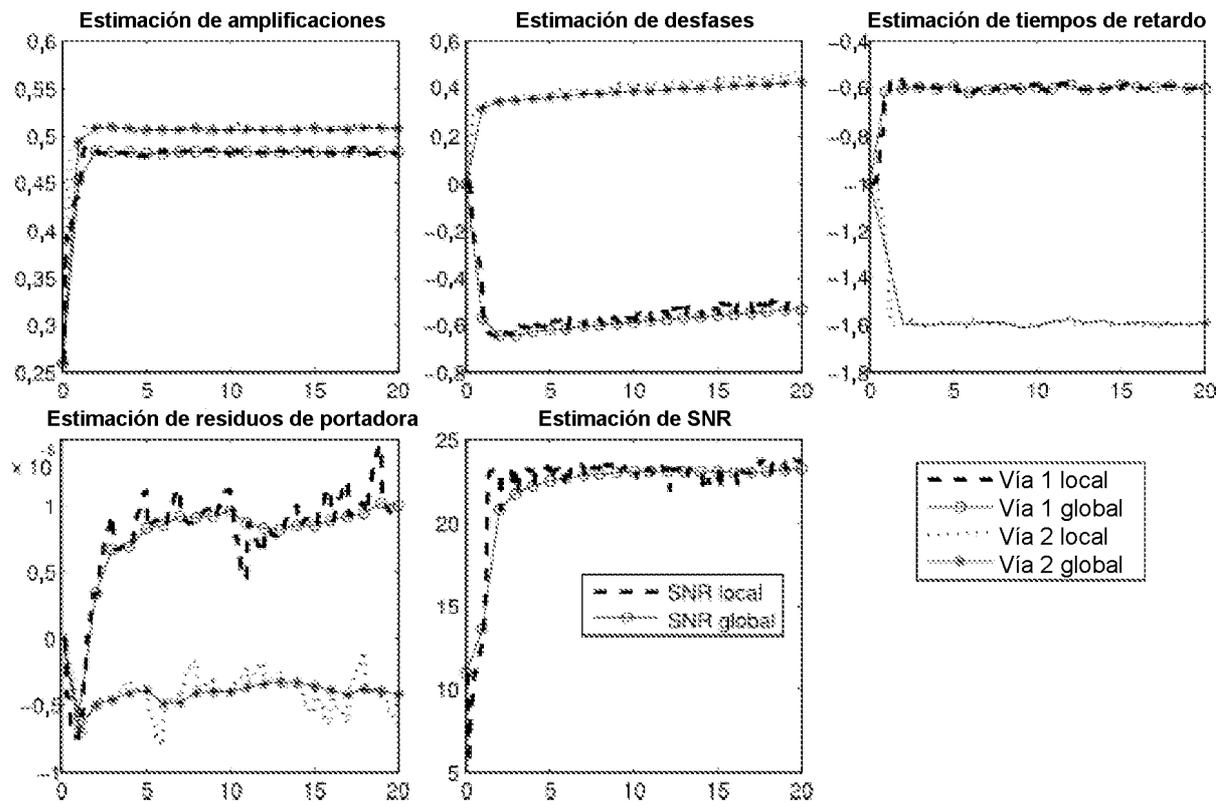


FIG.15