



19



OFICINA ESPAÑOLA DE
PATENTES Y MARCAS

ESPAÑA

11 Número de publicación: **2 357 581**

51 Int. Cl.:
G06F 17/18 (2006.01)
G05B 23/02 (2006.01)

12

TRADUCCIÓN DE PATENTE EUROPEA

T3

96 Número de solicitud europea: **07824185 .8**
96 Fecha de presentación : **16.10.2007**
97 Número de publicación de la solicitud: **2074529**
97 Fecha de publicación de la solicitud: **01.07.2009**

54 Título: **Detección de eventos anómalos utilizando análisis de componentes principales.**

30 Prioridad: **18.10.2006 EP 06255365**

45 Fecha de publicación de la mención BOPI:
27.04.2011

45 Fecha de la publicación del folleto de la patente:
27.04.2011

73 Titular/es: **BP OIL INTERNATIONAL LIMITED**
Chertsey Road
Sunbury on Thames, Middlesex TW16 7BP, GB

72 Inventor/es: **Landells, Keith y**
Rawi, Zaid

74 Agente: **Carvajal y Urquijo, Isabel**

ES 2 357 581 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

Detección de eventos anómalos utilizando análisis de componentes principales

Esta descripción se refiere al campo de la detección de eventos anómalos, específicamente a la utilización de métodos estadísticos de múltiples variables en la detección de eventos anómalos en un proceso.

5 En petroquímica y en los procesos de refinería, es importante la detección rápida y eficiente de desviaciones respecto al funcionamiento normal o ideal, para mantener la eficiencia de la producción. En un proceso típico, se establecen puntos de alarma para parámetros operativos importantes, tales como temperaturas, presiones y caudales en diversas partes del proceso, puntos de alarma que pueden visualizarse adecuadamente en un monitor de una unidad de control. Los puntos de alarma pueden ser utilizados para avisar a un operador a través de señales visuales y/o audibles, de manera que pueda adoptarse una intervención manual, si es necesario.

15 A menudo, los métodos de detección de fallos son de naturaleza univariante, en cuyo caso cada variable del proceso es analizada y controlada independientemente. However, Martin y otros, en IEE Proc.- Control Theory Appl., 143(2), páginas 132 a 144 (1996), describen la utilización de métodos estadísticos de múltiples variables para la detección de eventos anómalos en un proceso. En un ejemplo, pueden obtenerse valores previstos de variables dependientes, llevando a cabo un análisis de mínimos cuadrados parciales (PLS, partial least squares) basado en los valores de las variables independientes. A continuación, se utilizan las diferencias entre los valores previstos a partir del análisis PLS y los valores medios de las variables dependientes, para destacar cualesquiera desviaciones respecto del comportamiento esperado u óptimo.

20 Asimismo, Wachs y Lewin, en "Dynamics and Control of Process Systems", 1998 volumen 1, páginas 87 a 92 (Oxford), dan a conocer que, llevando a cabo un análisis de componentes principales sobre los valores residuales entre un modelo de primeros principios y un proceso simulado, es decir las diferencias entre los valores previstos y calculados de las variables dependientes, puede proporcionarse un medio preciso de identificación de cualesquiera desviaciones respecto del comportamiento esperado u óptimo, y asimismo de qué variables están involucradas en la desviación.

25 Sin embargo, un problema con dichos métodos es que para el análisis predictivo se requiere tanto una base de datos histórica de los datos de proceso, como un modelo desarrollado a partir de los principios, los cuales son laboriosos y costosos de desarrollar e implementar.

MacGregor y otros (Computers and Chemical Engineering, 29, 2005, 1217 a 223), dan a conocer métodos de variable latente basados en datos, para el análisis, la monitorización y el control de procesos.

30 De acuerdo con un primer aspecto de la presente exposición, se da a conocer un sistema de control de procesos para detectar eventos anómalos en un proceso con una o más variables independientes y una o más variables dependientes, sistema que comprende medios para medir valores de dichas una o más variables independientes y dependientes, un medio de control de procesos que comprende un modelo predictivo para calcular valores previstos de dichas una o más variables dependientes a partir de los valores medidos de dichas una o más variables independientes, un medio para calcular valores residuales de dichas una o más variables dependientes a partir de la diferencia entre los valores previstos y medidos de dichas una o más variables dependientes, y un medio para llevar a cabo un análisis de componentes principales sobre los valores residuales, en el que el medio de control de procesos es un medio de control predictivo multivariable.

40 De acuerdo con un segundo aspecto de la presente exposición, se da a conocer un método para detectar eventos anómalos en un proceso, proceso que comprende una o más variables independientes y una o más variables dependientes, método que implica la utilización de medios para medir valores de dichas una o más variables independientes y dependientes, y un medio de control de procesos que comprende un modelo predictivo para calcular valores previstos de dichas una o más variables dependientes a partir de los valores medidos de dichas una o más variables independientes, comprendiendo el método medir valores de dichas una o más variables independientes y de dichas una o más variables dependientes, calcular valores previstos de dichas una o más variables dependientes a partir de los valores medidos de dichas una o más variables independientes, calcular valores residuales para dichas una o más variables dependientes a partir de las diferencias entre los valores previstos y medidos de dichas una o más variables dependientes, y llevar a cabo un análisis de componentes principales sobre los valores residuales, en el que el medio de control de procesos es un medio de control predictivo multivariable.

El medio de control predictivo multivariable (MPC, multivariable predictive control) tiene un modelo predictivo, el cual es capaz de predecir valores de dichas una o más variables dependientes a partir de los valores medidos de dichas una o más variables independientes. Puede controlar el proceso con capacidad de control predictivo, alterando variables independientes para llegar a los valores de las variables dependientes deseadas. El modelo predictivo

puede asociarse adicionalmente con límites superiores e inferiores asignados, de las variables independientes y dependientes, para asegurar que el proceso funciona en el interior de un contorno operativo deseado, predeterminado. Habitualmente estos límites están en el interior de cualesquiera límites de activación o de alarma que pueden estar ya asociados con el medio de control de procesos. Habitualmente se utiliza una técnica de optimización de programación lineal para determinar qué variable o variables independientes variar, y en qué extensión, con el objeto de mantener el proceso en el interior del contorno predeterminado.

Una ventaja de utilizar un modelo predictivo MPC es que la detección de eventos anómalos puede basarse en un modelo existente, basado en el funcionamiento de la planta, en lugar de tener que desarrollar y crear un modelo partir de primeros principios, por ejemplo reuniendo y analizando una gran cantidad de datos de procesos reunidos históricamente.

Otra ventaja de un modelo predictivo MPC es que puede ser transferido. Por ejemplo, cuando el proceso es la destilación de petróleo crudo, un modelo predictivo desarrollado para una unidad de destilación de petróleo crudo puede ser transferido a una unidad de destilación de crudo diferente pero similar, que utiliza asimismo un medio MPC. Esto ahorra una cantidad sustancial de tiempo durante el arranque o la puesta en marcha, puesto que lleva menos tiempo adaptar un modelo existente para una nueva unidad que construir un modelo completamente nuevo.

Un ejemplo de un medio de MPC es un sistema de control dinámico matricial (DMC, dynamic matrix control), del cual se describe un ejemplo en el documento US 4 349 869. Los modelos generados por los sistemas DMC son adaptados y actualizados continuamente durante el funcionamiento normal del proceso, en el cual se introducen deliberadamente perturbaciones en el proceso variando una o más de las variables independientes durante el funcionamiento, y midiendo los efectos de dichas una o más variables dependientes. Se miden los efectos sobre las variables independientes, y el modelo predictivo es actualizado y adaptado correspondientemente. Esto puede ser ventajoso puesto que los valores previstos de las variables dependientes del proceso están basados en datos de funcionamiento recientes, y puede evitar la necesidad de mantenimiento manual de los modelos predictivos.

Puede aplicarse una corrección adicional a los valores previstos de las variables dependientes o a los valores residuales, para eliminar los efectos resultantes de discrepancias o desajustes entre los valores de las variables dependientes calculados por el modelo predictivo, y las variables dependientes medidas realmente durante el funcionamiento normal en ausencia del evento anómalo. Esto puede conseguirse utilizando, por ejemplo, una red neuronal o aplicando técnicas tales como análisis no lineal de mínimos cuadrados parciales o análisis dinámico de la correlación canónica. Teniendo en cuenta dicho desajuste, se reduce la probabilidad de falsa detección de eventos anómalos.

A menudo, los procesos pueden tener más de un modo de funcionamiento estable, y estos pueden ser muy diferentes dependiendo de la naturaleza de la operación. Por ejemplo, cuando se arranca un proceso después de una parada, se experimenta un tipo de modo de funcionamiento. Durante el funcionamiento estable, puede experimentarse un modo de funcionamiento diferente. Adicionalmente, después de un funcionamiento prolongado, por ejemplo, la desactivación de los catalizadores puede requerir que sean necesarias condiciones operativas más duras, de manera que se experimenta otro modo de funcionamiento. Por lo tanto, un proceso puede tener más de un modelo predictivo para diferentes modos de funcionamiento, seleccionándose el modelo apropiado manualmente o bien mediante un operador, o seleccionándose automáticamente en función de valores predeterminados para uno o más de los parámetros de proceso que puede incluir una o más de las variables independientes o dependientes.

Las variables independientes son aquellas que pueden manipularse o variarse, tales como las salidas del controlador de las válvulas o los puntos de ajuste del controlador, que afectarán a otras variables, es decir a las variables dependientes. Las variables independientes abarcan asimismo variables de perturbación que no pueden ser controladas, tales como la temperatura y la presión ambiente. Habitualmente, las variables dependientes son aquellas que no se miden fácilmente o no se controlan directamente, pero que se ven influidas por variaciones en las variables independientes, siendo un ejemplo la composición de un flujo de proceso.

En la presente exposición, los eventos anómalos se predicen llevando a cabo análisis de componentes principales (PCA, principal component analysis) sobre los valores residuales de dichas una o más variables dependientes (es decir, la diferencia entre los valores calculados y medidos, de dichas una o más variables dependientes).

El análisis PCA de los residuos proporciona un medio rápido para identificar no solo cualesquiera desviaciones respecto del comportamiento esperado u óptimo, sino asimismo un medio rápido para determinar qué variables son responsables de las desviaciones. Llevar a cabo el análisis PCA de los valores residuales es ventajoso frente a analizar los valores residuales para cada variable por separado, debido a que, abarcando las relaciones entre variables o residuos, es más sensible a la detección de fallos. Esto asegura una detección más rápida y precisa de cualesquiera valores extraños que pueden producirse, por ejemplo, mediante un evento inesperado o anómalo. Esto permite asimismo un análisis y una identificación más rápidos y precisos de las variables asociadas con dicho evento.

En un método de la presente exposición, se miden valores para cada una de las variables independientes y dependientes. Además, se calculan valores previstos de dichas una o más variables dependientes mediante el modelo predictivo del medio de MPC, a partir de los valores de dichas una o más variables independientes medidas.

5 El análisis de componentes principales comprende extraer un conjunto de ejes (componentes principales) ortogonales, independientes, que son combinaciones de las variables del conjunto de datos, y que son extraídos o calculados de manera que la extensión máxima de la varianza en el interior de los datos se abarca con tan pocos componentes principales como sea posible. Se calcula el primer componente principal que explica la varianza máxima en los datos, a continuación se calcula el segundo componente principal que explica la varianza máxima en los datos ortogonal al primer componente principal, el tercero que explica la varianza máxima en los datos ortogonal a los primeros dos componentes principales, y así sucesivamente. Para cada componente principal extraído, se explica cada vez menos varianza. Finalmente, la extracción de componentes principales adicionales no explica cantidades significativas adicionales de varianza dentro de los datos. De este modo, un conjunto de datos multidimensional (multivariable) puede ser reducido a menos dimensiones (componentes principales), manteniendo al mismo tiempo tanta información útil entre los datos como sea posible, lo que simplifica enormemente el análisis de los datos de proceso, y la detección de cualesquiera eventos anómalos.

Un conjunto de datos utilizado en un análisis de componentes principales, comprende habitualmente una serie de puntos de datos con un valor para cada una de dichas una o más variables en cuestión. Los diferentes puntos de datos pueden ser reunidos en períodos de tiempo diferentes, tal como podría ocurrir por ejemplo en un proceso químico o de refinería. En la presente invención, el valor relevante para cada variable en el PCA es la diferencia entre el valor previsto y el medido, para cada variable dependiente. Habitualmente, en primer lugar se escalan los datos, por ejemplo mediante técnicas de auto-escala o técnicas de centrado de la media. A continuación se extrae un conjunto de componentes principales ortogonales, de manera que se extraen de los datos tan pocos componentes principales como sea posible, explicando al mismo tiempo tanta varianza como sea posible.

La posición de un punto de datos a lo largo de un componente principal dado, se denomina su "puntuación". El peso de una variable para un componente principal dado se denomina su "carga". Se analizan las puntuaciones para detectar eventos anómalos. Las cargas pueden utilizarse para establecer las variables asociadas con un evento anómalo.

Habitualmente, el PCA se lleva a cabo utilizando un ordenador programado adecuadamente. En una realización, el ordenador puede recibir los valores medidos y previstos de dichas una o más variables dependientes, habitualmente desde el medio de control de procesos. Se calculan los residuos, y se lleva a cabo el PCA sobre el conjunto de datos que comprende los valores residuales de dichas una o más variables dependientes. Cuando se aplican optimización y/o correcciones no lineales a los valores previstos de dichas una o más variables dependientes y/o datos residuales, esto puede llevarse a cabo utilizando el mismo ordenador que se utilizó para el PCA, utilizando un programa diferente, o bien soporte lógico de PCA adaptado adecuadamente con la capacidad de aplicar dichas optimización y/o correcciones.

En un caso, el conjunto de datos utilizado para el PCA comprende una colección de puntos de datos residuales obtenidos durante el funcionamiento normal del proceso, y un punto de datos adicional basado en los últimos valores residuales recogidos del proceso. En un caso alternativo, el conjunto de datos comprende valores para el último punto de datos recogidos del proceso, junto con un número predeterminado de puntos de datos recogidos previamente. Mediante utilizar un conjunto de datos que comprende una serie de puntos de datos recogidos en un instante predeterminado previo al último punto de datos, frente a utilizar un solo conjunto predeterminado, estático, de puntos de datos, se consigue entonces una comparación evolutiva de puntos de datos que surge del análisis de componentes principales, la cual se adapta continuamente a situaciones cambiantes gradualmente, tales como la desactivación de los catalizadores y cambios en la materia prima.

Los eventos anómalos pueden ser identificados a partir de los datos resultantes del PCA de los residuos. Existen varias maneras de conseguir esto. En un ejemplo, se calcula un intervalo de confianza en función de los valores de puntuaciones para un número predeterminado de componentes principales, por ejemplo las primeras dos componentes principales, si bien el principio aplica a la utilización de más de dos componentes principales. El nivel de confianza puede definirse en función de un porcentaje de los puntos de datos procedentes del conjunto de datos, que caen dentro del intervalo de confianza predeterminado para cada componente principal. El porcentaje predeterminado de los puntos de datos es, habitualmente, un valor en el rango del 90 al 99%, por ejemplo el 95% de los puntos de datos. Por lo tanto, para un intervalo de confianza del 95%, el 95% de los puntos de datos del conjunto de datos caen dentro del rango umbral para cada uno de los dos componentes principales. Habitualmente, la forma del intervalo de confianza es elíptica. Si el último punto de datos reunido cae fuera del intervalo de confianza, lo que a menudo se denomina un valor extraño, entonces esto es una indicación de que puede producirse un evento inusual o anómalo.

En otro ejemplo, se calcula un valor T^2 para cada punto de datos. Un valor T^2 se denomina a menudo una estadística T^2 de Hotelling, y define la distancia de un punto de datos desde un origen, por ejemplo la distancia del

punto de datos desde la intersección (origen) de dos o más componentes principales. Comparar el valor T^2 con un umbral predeterminado, por ejemplo tal como el definido por un intervalo de confianza elíptico, proporciona una indicación de si se ha producido o está produciéndose un evento anómalo.

5 En otro ejemplo, se calcula una denominada métrica Q para cada punto de datos. La métrica Q representa la cantidad de varianza en los datos, que no es expresada por un número predeterminado de componentes principales. Si el valor se incrementa, significa un cambio en el proceso en comparación con el modelo, lo que indica una desviación respecto del comportamiento normal o esperado.

Pueden utilizarse cualesquiera una o más técnicas, individualmente o en combinación, para determinar la aparición de un evento anómalo.

10 La detección de eventos anómalos puede ser manual. En un ejemplo, una pantalla de visualización en una sala de control proporciona a un usuario uno o más entre un gráfico de puntuaciones de componentes principales, un gráfico T^2 , y un gráfico de métrica Q, donde se utiliza una indicación del intervalo de confianza para alertar al usuario del comienzo de un evento anómalo. Cuando se muestra que un punto de datos se desvía fuera del intervalo de confianza, entonces puede utilizarse el examen de los valores de puntuaciones y las contribuciones variables asociadas con éste, para determinar la causa de la desviación. Proporcionando un medio rápido de detectar cuándo está teniendo lugar un evento anómalo (por ejemplo, a partir de uno o más de los valores de puntuaciones de los datos de PCA de residuos, de los valores T^2 , y de la métrica Q), entonces un operador puede determinar rápidamente las causas de cualquier desviación, y determinar si se requiere una intervención manual en el proceso.

15 Alternativamente, el análisis la detección de eventos anómalos puede llevarse a cabo automáticamente, por ejemplo utilizando un ordenador programado adecuadamente, que puede calcular si un punto de datos cae fuera del intervalo de confianza en función, por ejemplo, de uno o más de los valores de puntuaciones PCA, de los valores T^2 o de la métrica Q, e identificar qué valores tienen que ser modificados (si los hay) para rectificar la causa del evento anómalo. Esta información puede ser alimentada como salida al medio de control del proceso, que puede variar correspondientemente una o más de las variables independientes, para eliminar la causa del evento anómalo.

20 Los gráficos de puntuaciones de componentes principales se representan convenientemente en dos o tres dimensiones frente a dos o tres componentes principales dispuestos ortogonalmente. Alternativamente, los valores de puntuaciones para una serie de componentes principales pueden visualizarse simultáneamente sobre una pantalla utilizando coordenadas paralelas o utilizando una representación o gráfico de radar. Dichas disposiciones pueden ser particularmente útiles cuando se requieren más de tres componentes principales para explicar un porcentaje suficiente de la varianza en el interior del conjunto de datos. Mostrando los datos de dicha forma, los eventos anómalos pueden ser detectados más fácilmente por un operador, permitiendo una intervención más inmediata para rectificar un evento anómalo si es necesario.

25 De acuerdo con un método y un sistema de control de procesos de la presente invención, el análisis de componentes principales tiene como resultado la entrega de uno o más valores de puntuaciones, valores T^2 y valores Q, identificándose un evento anómalo a partir de uno o más de los anteriores, en donde las contribuciones Q o T^2 de un punto de datos asociado con un evento anómalo se comparan con una base de datos de contribuciones Q o T^2 asociadas con eventos anómalos conocidos, con el objeto de identificar el comienzo de un evento anómalo conocido.

30 En un ejemplo, los gráficos de las contribuciones Q y T^2 asociados con un punto de datos que identifica un evento anómalo, se comparan con una base de datos de eventos anómalos conocidos previamente, por ejemplo a través de técnicas de correlación o de reconocimiento de patrones. Esto proporciona un método rápido y fácil de identificación del comienzo de eventos anómalos conocidos, para los cuales se conocen ya acciones atenuantes. La acción correctiva puede llevarse a cabo manualmente por un operador. Alternativamente, esto puede realizarse automáticamente, de manera que el reconocimiento de un evento anómalo proporciona al medio de control del proceso la acción correctora necesaria para mantener el funcionamiento óptimo.

35 El proceso al que se aplica un método de la presente exposición, por ejemplo un método de la presente invención, es adecuadamente un proceso de refinería o un proceso de producción de productos químicos. El método puede ser utilizado para el proceso como un todo, o para una parte constitutiva menor del proceso. Por ejemplo, en la refinería de petróleo crudo para producir diversos combustibles de hidrocarburos, tales como gasolina, diesel, combustible para calefacción, carburante aeronáutico y similares, el método puede ser aplicado a toda la refinería, o alternativamente a una o más unidades individuales de refinería, como una unidad de destilación de crudo, un craqueador catalítico de fluido, un hidrotratador, un hidrocraqueador, una unidad de isomerización, un reformador y similares.

A continuación se ilustrará el proceso haciendo referencia a las figuras, en las cuales:

La figura 1 es una vista general esquemática de la aplicación de un método de control de proceso de la presente invención, a una unidad de destilación de petróleo crudo.

La figura 2 muestra esquemáticamente la interfaz entre los detectores y los medidores de la unidad de destilación de crudo ilustrada en la figura 1, con una unidad de DMC y un ordenador programado con soporte lógico de PCA.

La figura 3 muestra un gráfico de puntuaciones para los dos primeros componentes principales, junto con un gráfico T^2 y un gráfico de métrica Q.

La figura 4 muestra un gráfico de contribución de Q, de un punto de datos de puntuaciones.

La figura 1 muestra una típica unidad de destilación de crudo 1. El petróleo crudo en el depósito de almacenamiento 2 es alimentado a través de intercambiadores de precalentamiento 3 a una columna de pre-inflamación 4. Se extrae una fracción ligera en fase gaseosa 5, y el líquido restante es alimentado a una torre 8 de destilación de crudo a través de un horno de calentamiento 7. En la torre de destilación de crudo, el petróleo crudo post-inflamado se separa en serie de fracciones, que son extraídas de la torre a varias alturas, dependiendo del rango de su punto de ebullición. Se ilustran la nafta 9, el queroseno 10, el diesel 11, la gasolina 12 y un residuo atmosférico pesado 13. Asociadas con fracciones de extracción lateral 10 a 12 hay torres de reflujo 10a a 12a, donde un flujo superior de componentes relativamente ligeros es realimentado a la torre de destilación de crudo. Los suministros de vapor calentado 10b a 12b están asociados con las torres de reflujo. Para la fracción de nafta, una parte 9a es extraída y realimentada a una posición hacia la parte superior de la torre 8 de destilación de crudo.

Habitualmente, existen en la zona 20 variables independientes y 50 dependientes asociadas con dicho proceso, de las que no todas se muestran en este ejemplo. Las variables independientes medidas incluyen la temperatura del crudo después del horno, medida por el detector de temperatura 14, el flujo de reflujo de la torre de crudo medido por el caudalímetro 15, la presión en la torre de crudo medida por el detector de presión 16, y el flujo de vapor del extractor de queroseno medido por el caudalímetro 17. Ejemplos de variables dependientes incluyen el punto de inflamación del queroseno medido por el analizador en línea 18, la temperatura de extracción de queroseno medida por el detector de temperatura 19, la temperatura del vapor de la torre de crudo medida por el detector de temperatura 20, y la temperatura de extracción de diesel medida por el detector de temperatura 21. Todos los detectores y los medidores están interconectados con la unidad DMC 22.

La figura 2 muestra cómo la salida de la unidad DMC y las salidas de detector están interconectadas con un ordenador que tiene soporte lógico de análisis de componentes principales. El DMC 22 recibe entradas desde los medidores y detectores de variables independientes (por ejemplo 14 a 17) de la unidad destilación de crudo, y asimismo desde los medidores y detectores de variables dependientes (por ejemplo 18 a 21). El DMC calcula los valores previstos de las variables dependientes (28 a 31) en función de los valores de las variables independientes. A continuación, el DMC puede modificar correspondientemente las variables independientes, si es necesario. Adicionalmente, los valores previstos son alimentados asimismo como salida a un ordenador 23 con un soporte lógico PCA, que recibe asimismo los valores reales correspondientes de las variables dependientes (por ejemplo 18 a 21) procedentes de la unidad de destilación de crudo. La salida del PCA puede ser visualizada por un operador en una sala de control. En las figuras 3 y 4 se muestran ejemplos típicos de cómo se visualizan los resultados del PCA. En un ejemplo, pueden ser detectados automáticamente eventos anómalos desde el PCA, y realimentados como salida 24 al DMC como forma adicional de control.

La figura 3 muestra cómo, individualmente o en combinación, pueden utilizarse en tiempo real un gráfico de puntuaciones 100, un gráfico T^2 101 y un gráfico de métrica Q 102, para detectar un evento anómalo. En la figura 3, el gráfico de puntuaciones 100 es un gráfico acumulativo que muestra el último punto de datos 103 además de puntos de datos reunidos previamente, representados contra la los dos primeros componentes principales, 104 (PC1) y 105 (PC2). La posición del punto de datos comparado con un intervalo 106 del 95% de confianza, da a conocer una indicación de si el proceso está funcionando en el interior de las tolerancias esperadas, o si se está produciendo un evento anómalo. Se muestran asimismo gráficos de tendencia del valor T^2 con el tiempo 101, y del valor Q con el tiempo 102. Si se produce una desviación del proceso u otro evento anómalo, esto puede ser indicado mediante uno o más entre un incremento en el valor de T^2 , un incremento en el valor de Q, y una caída del valor de las puntuaciones fuera del intervalo 106 de confianza predefinida del 95%, tal como se indica por ejemplo mediante el punto de datos 107, que se corresponde asimismo con un valor T^2 incrementado 108, y con un incremento en el valor de Q para los puntos de datos subsiguientes 109.

Cuando se detecta un evento anómalo, el punto (o puntos) de datos periférico puede ser probado por un usuario. Una manera es ver un gráfico de contribución de Q o de T^2 , tal como se muestra en la figura 4, que proporciona información sobre qué variables están asociadas con el evento anómalo. El gráfico en la figura 4 muestra un gráfico del valor de la contribución Q (eje y) para cada una de las variables 201 a 210, frente al primer componente principal, para un punto de datos de puntuaciones que cae fuera del límite de confianza del 95%. Las variables con valores elevados tienen una gran influencia sobre la posición del punto de datos a lo largo del componente principal

especificado. En el ejemplo mostrado, la posición del punto de datos de puntuaciones en relación con el primer componente principal está influida sensiblemente en concreto por las variables 201, 207, 209 y 210. Las variables 206 y 208 tienen una influencia moderada en el punto de datos.

5 En un ejemplo de la aplicación de un proceso de la presente exposición, por ejemplo un proceso de la presente invención, sobre la unidad 1 de destilación de crudo, el punto de inflamación de la fracción de queroseno, medido por el detector 19, es un parámetro importante a medir, puesto que el queroseno es un componente principal del combustible de aviación. El punto de inflamación debe caer en el interior de un rango de valores (no tan alto como para que se inhiba la combustión, y no tan bajo como para que se produzca un encendido accidental), o de lo contrario cualquier combustible de aviación mezclado a partir del mismo puede quedar fuera de las especificaciones y será inadecuado para su utilización.

10 Si la contribución Q identifica el punto de inflamación como una variable dependiente asociada con el evento anómalo, esto puede indicar que la composición de queroseno ha cambiado respecto a la prevista, o bien puede indicar que ha fallado el analizador en línea. Si no hay otras variables asociadas con el evento anómalo, esto indica que puede haber un fallo del analizador, y puede llevarse a cabo una prueba de laboratorio fuera de línea con el objeto de confirmar si el analizador en línea está averiado, o necesita una nueva calibración, por ejemplo.

15 Alternativamente, si algunas otras variables, tales como la temperatura de extracción del queroseno 18 y/o del diesel 19 son también responsables, esto indica que algo asociado con la composición del queroseno puede requerir la intervención del operador. La diagnosis puede llevarse a cabo en cuestión de segundos, y permite que se adopte una decisión rápida, por ejemplo si desviar el combustible de aviación derivado del queroseno a un depósito fuera de especificación, si la composición no es óptima. Alternativamente, si el problema reside en el analizador, pueden

20 minimizarse las pérdidas de producción manteniendo el flujo al depósito principal del producto.

REIVINDICACIONES

1. Un sistema de control de procesos para detectar eventos anómalos en un proceso con una o más variables independientes y una o más variables dependientes, sistema que comprende medios (14 a 21) para medir valores de dichas una o más variables independientes y dependientes, un medio (22) de control de procesos que comprende un modelo predictivo para calcular valores previstos (28 a 31) de dichas una o más variables dependientes a partir de los valores medidos de dicha una o más variables independientes, un medio (23) de cálculo de valores residuales para dichas una o más variables dependientes a partir la diferencia entre los valores previstos y medidos de dichas una o más variables dependientes, y un medio (23) para llevar a cabo un análisis de componentes principales sobre los valores residuales, en el que el medio (22) de control de procesos es un medio de control predictivo multivariable y el análisis de componentes principales tiene como resultado la entrega de uno o más valores de puntuaciones, valores T^2 y valores Q, identificándose un evento anómalo a partir de uno o más de los mismos, **caracterizado porque** las contribuciones de variable Q o T^2 (109, 108) de un punto de datos (107) asociado con un evento anómalo, se comparan con una base de datos de contribuciones de variable Q o T^2 asociadas con eventos anómalos conocidos, con el objeto de identificar el comienzo de un evento anómalo conocido.
2. Un sistema como el reivindicado en la reivindicación 1, en el que el medio (22) de control de procesos es un sistema de control dinámico matricial.
3. Un sistema como el reivindicado en la reivindicación 1 o la reivindicación 2, que comprende adicionalmente un medio para aplicar una corrección a los valores previstos de una o más de las variables dependientes o de los residuos, para explicar el desajuste entre los valores previstos y los medidos de las variables dependientes en ausencia de un evento anómalo, en el que dicho medio es un ordenador programado.
4. Un sistema como el reivindicado en cualquiera de las reivindicaciones 1 a 3, en el que el medio para calcular los valores residuales y/o las medias para llevar a cabo un análisis de componentes principales sobre los valores residuales, es un ordenador programado (23).
5. Un sistema como el reivindicado en cualquiera de las reivindicaciones 1 a 4, en el que los resultados (24) del análisis de componentes principales son realimentados al medio (22) de control de procesos.
6. Un sistema como el reivindicado en la reivindicación 5, en el que la acción correctora asociada con un evento anómalo identificado es alimentada automáticamente al medio (22) de control de procesos.
7. Un sistema como el reivindicado en cualquiera de las reivindicaciones 1 a 6, en el que el medio (22) de control de procesos tiene más de un modelo predictivo para diferentes modos estables de funcionamiento del proceso.
8. Un sistema como el reivindicado en cualquiera de las reivindicaciones 1 a 7, en el que el proceso es un proceso de refinería.
9. Un sistema como el reivindicado en la reivindicación 8, en el que el proceso de refinería es la destilación de petróleo crudo.
10. Un método para detectar eventos anómalos en un proceso, proceso que comprende una o más variables independientes y una o más variables dependientes, medios (14 a 21) para medir valores de dichas una o más variables independientes y dependientes, y un medio (22) de control de procesos que comprende un modelo predictivo para calcular valores previstos (28 a 31) de dichas una o más variables dependientes, a partir de los valores medidos de dichas una o más variables independientes, método que comprende medir valores de dichas una o más variables independientes y de dichas una o más variables dependientes, calcular valores previstos (28 a 31) de dichas una o más variables dependientes a partir de los valores medidos de dichas una o más variables independientes, calcular valores de residuos para dichas una o más variables dependientes a partir de las diferencias entre los valores previstos y medidos de dichas una o más variables dependientes, y llevar a cabo un análisis de componentes principales sobre los valores de residuos, en el que el medio (22) de control de procesos es un medio de control predictivo multivariable, y el análisis de componentes principales tiene como resultado la entrega de uno o más valores de puntuaciones, valores de T^2 y valores de Q, identificándose un evento anómalo a partir de uno o más de los mismos, **caracterizado porque** las contribuciones de variable Q o T^2 (109, 108) de un punto de datos (107) asociado con un evento anómalo, se comparan con una base de datos de contribuciones de variable Q o T^2 asociadas con eventos anómalos conocidos, con el objeto de identificar el comienzo de un evento anómalo conocido.
11. Un método como el reivindicado en la reivindicación 10, en el que el proceso comprende un sistema de control de procesos como el reivindicado en cualquiera de las reivindicaciones 1 a 9.

12. Un método como el reivindicado en la reivindicación 10 o la reivindicación 11, en el que el proceso es un proceso de refinería.

13. Un método como el reivindicado en la reivindicación 12, en el que el evento anómalo está asociado con el punto de inflamación de una fracción (9 a 13) derivada de una torre (1) de destilación de petróleo crudo.

5 14. Un método como el reivindicado en la reivindicación 13, en el que la fracción es queroseno (10).

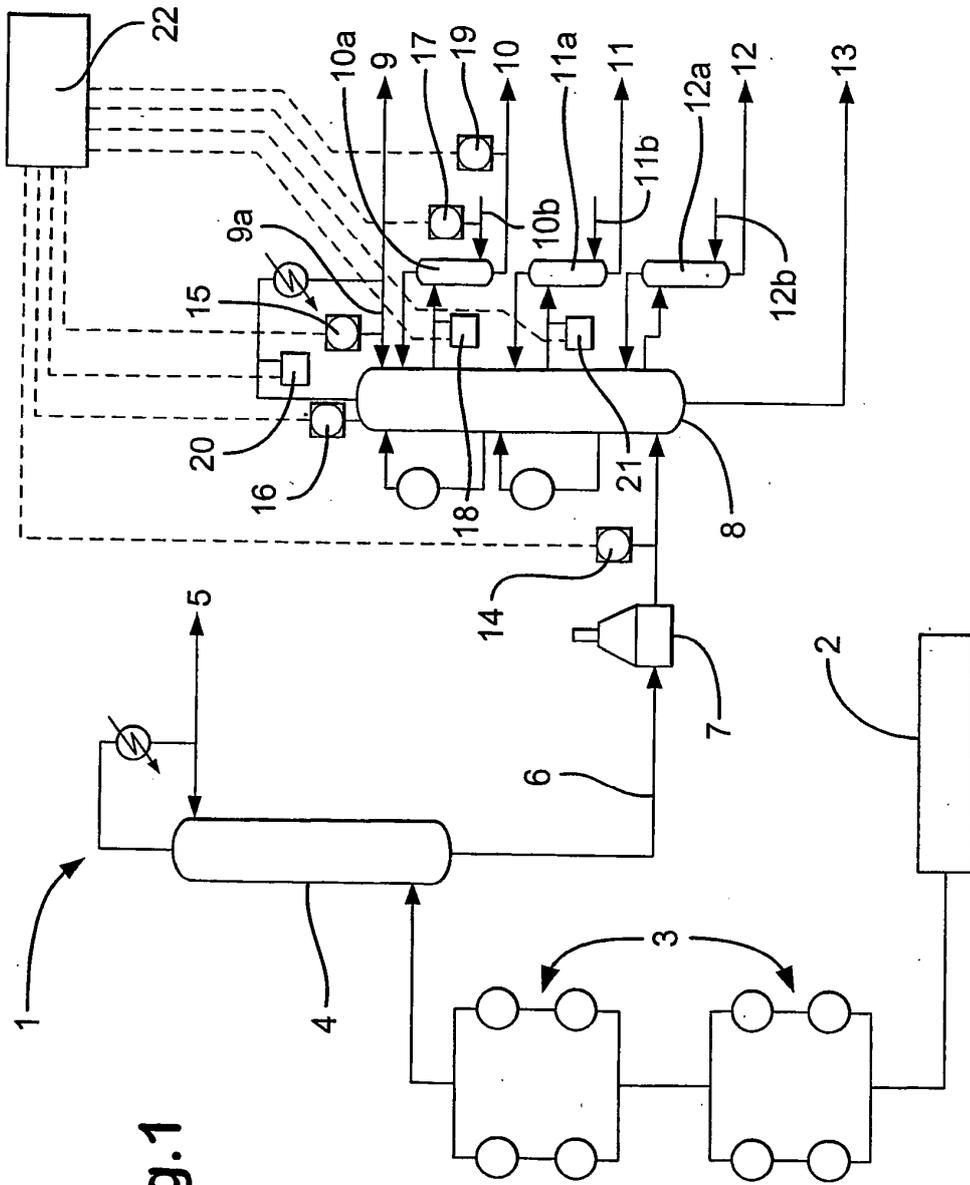
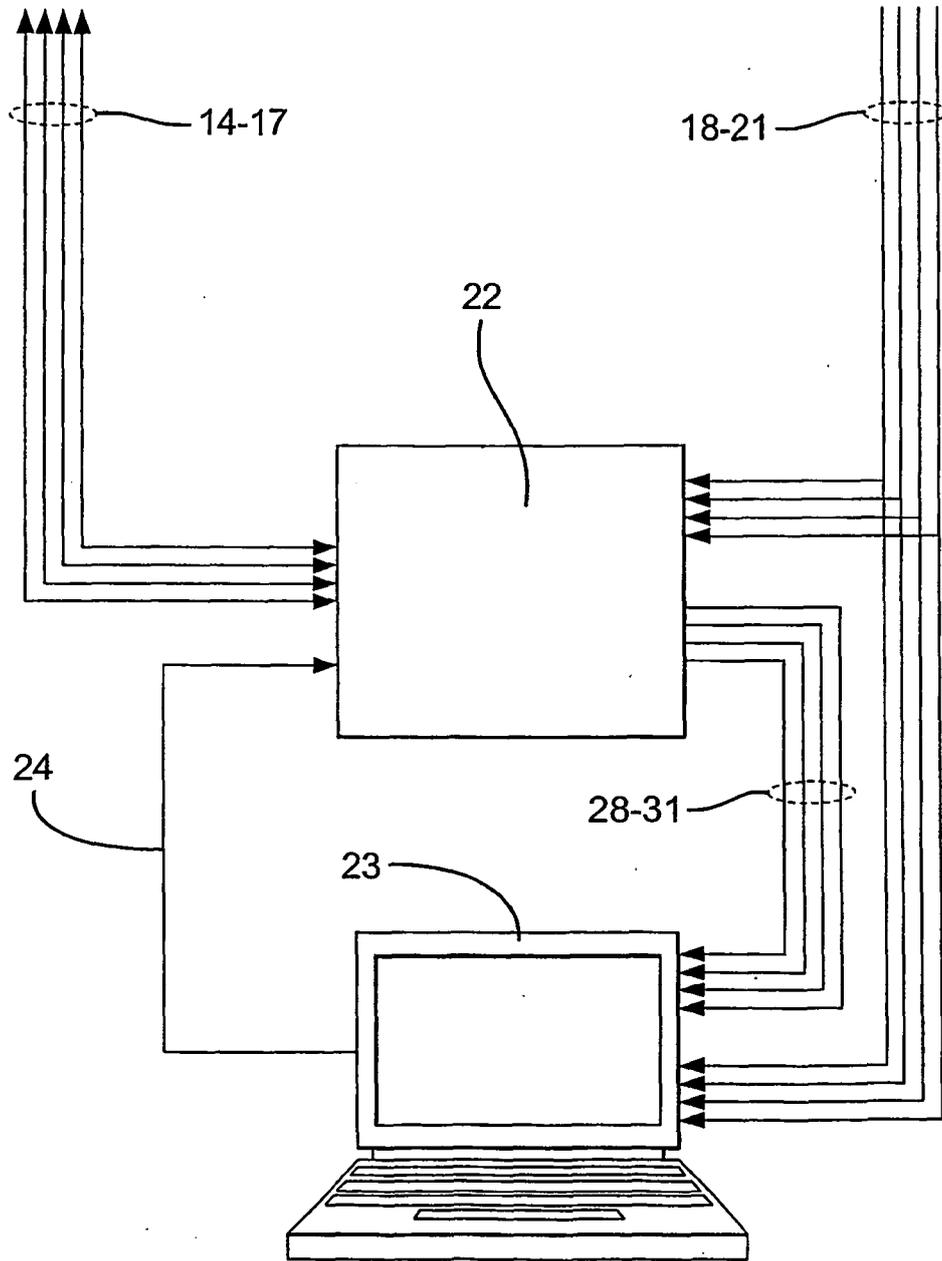


Fig.1

Fig.2



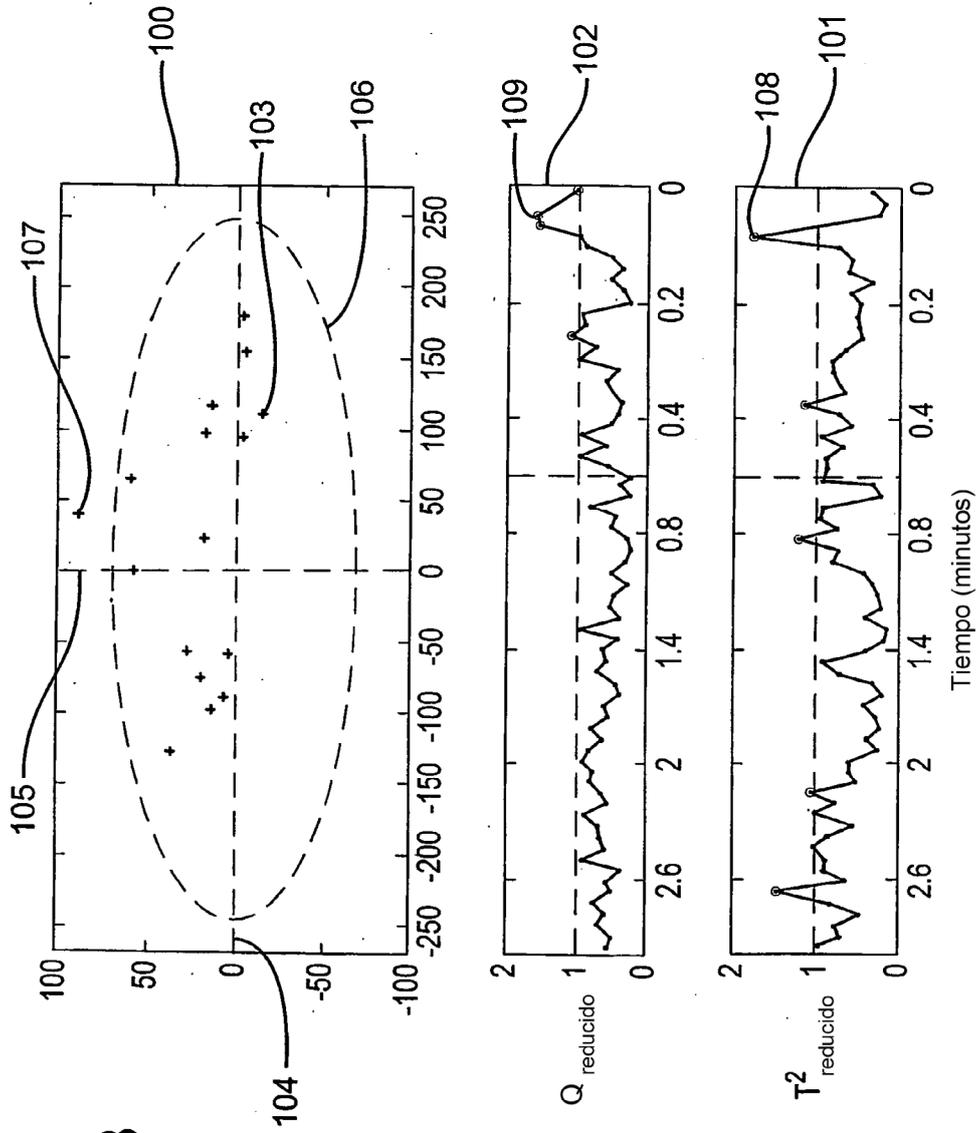


Fig.3

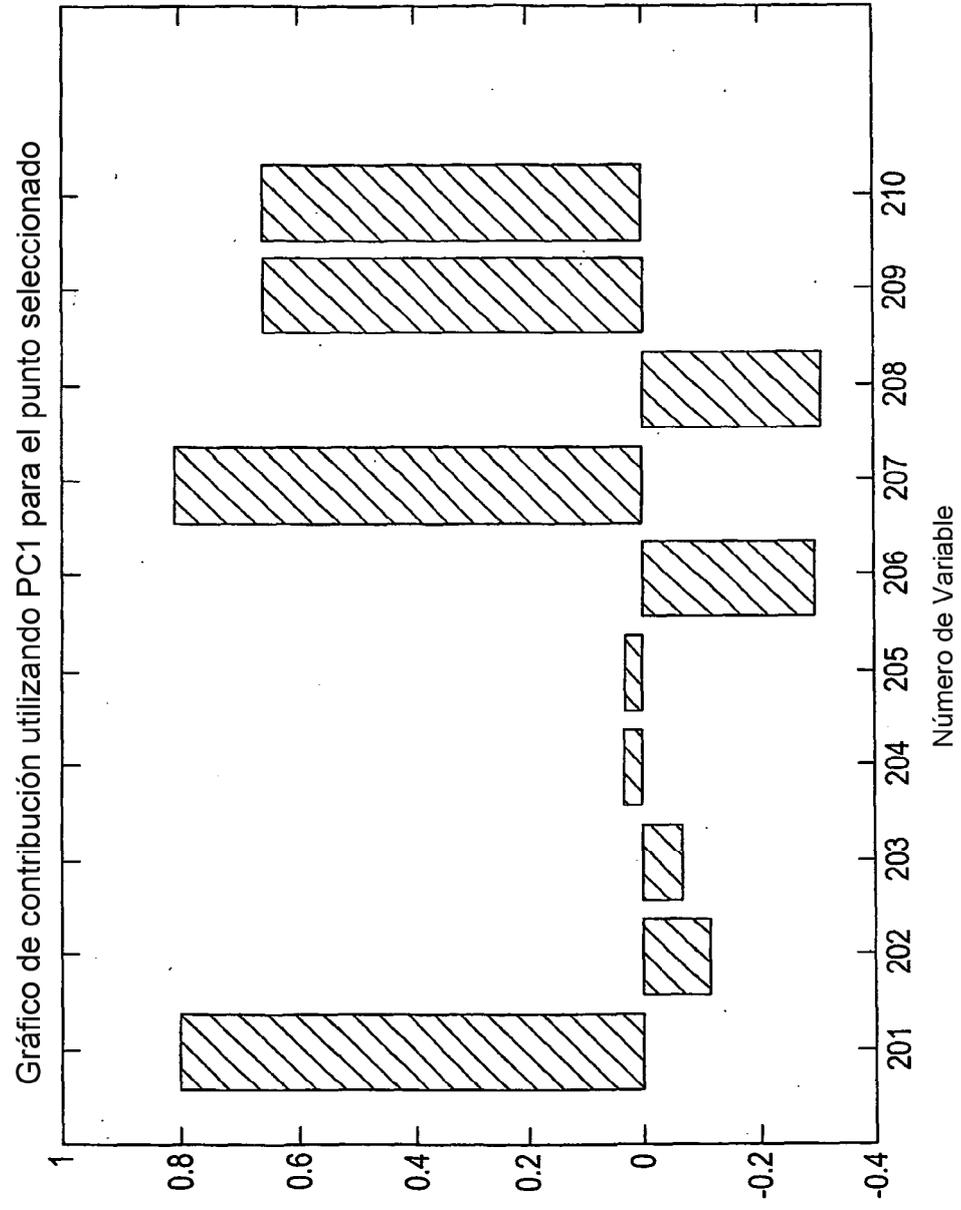


Fig.4