

19



OFICINA ESPAÑOLA DE
PATENTES Y MARCAS

ESPAÑA



11 Número de publicación: **2 977 178**

51 Int. Cl.:

G05B 1/03 (2006.01)

G05B 19/401 (2006.01)

12

TRADUCCIÓN DE PATENTE EUROPEA

T3

86 Fecha de presentación y número de la solicitud internacional: **09.12.2019** **PCT/AT2019/060422**

87 Fecha y número de publicación internacional: **18.06.2020** **WO2018330**

96 Fecha de presentación y número de la solicitud europea: **09.12.2019** **E 19823889 (1)**

97 Fecha y número de publicación de la concesión europea: **07.02.2024** **EP 3871052**

54 Título: **Procedimiento para calibrar un sistema técnico**

30 Prioridad:

10.12.2018 AT 510952018

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

20.08.2024

73 Titular/es:

AVL LIST GMBH (100.0%)

Hans-List-Platz 1

8020 Graz, AT

72 Inventor/es:

DIDCOCK, NICO;

WASSERBURGER, ALEXANDER y

HAMETNER, CHRISTOPH

74 Agente/Representante:

PONS ARIÑO, Ángel

ES 2 977 178 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

Procedimiento para calibrar un sistema técnico

- 5 La presente invención se refiere a un procedimiento para calibrar un sistema técnico, en donde durante la calibración se determinan los valores de un número de variables de control del sistema técnico, con las que se controla o ajusta el sistema técnico, en puntos operativos específicos del sistema técnico y la calibración se ejecuta mediante un ciclo de carga del sistema técnico que provoca una secuencia de un número de puntos operativos del sistema técnico.
- 10 A menudo resulta un problema optimizar un sistema técnico en cuanto a un comportamiento específico y dependiendo de un punto operativo específico. En esta optimización, por regla general, se modifican las variables de control del sistema técnico en un punto operativo específico y se comprueba su efecto sobre el comportamiento específico. Las variables de control son a este respecto variables mediante las cuales se regula, controla o ajusta el sistema técnico. El punto operativo se puede caracterizar por variables de estado que se ajustan dependiendo de las variables de control y eventualmente dependiendo de influencias externas actuales (como, por ejemplo, una carga, condiciones ambientales (por ejemplo, temperatura ambiente, viento, humedad, presión atmosférica), etc.). El efecto se comprueba habitualmente mediante al menos una magnitud de salida del sistema técnico, que puede medirse o calcularse mediante modelos. Las variables de control que proporcionan el mejor comportamiento, lo que se comprueba según un criterio definido, se guardan para este punto operativo o se ajusta con ellas el sistema técnico para hacer funcionar el sistema técnico durante el funcionamiento normal. Esto se puede repetir para diferentes puntos operativos para obtener las variables de control óptimas en una zona operativa específica del sistema técnico, preferentemente toda la zona operativa. A menudo se especifican los puntos operativos en los que se lleva a cabo la optimización de las variables de control. Las variables de control optimizadas se almacenan a menudo en función del punto operativo en los llamados campos característicos, por ejemplo, en aparatos de control para controlar el sistema técnico. Esta optimización del sistema técnico también se denomina también calibración.

Los procedimientos para la calibración se conocen por los documentos WO 2016/146528 A1, DE 10 2015 207 252 A1 o el documento EP 1 703 110 A1.

- 30 Por lo tanto, en particular, cualquier componente de una máquina, por ejemplo, un vehículo, cuyo funcionamiento pueda verse influenciado por variables de control (por ejemplo, por control o por un ajuste específico) puede considerarse como un sistema técnico de calibración.

- 35 Un ejemplo típico es la calibración de un motor de combustión interna. La calibración de un motor de combustión interna implica generalmente establecer ciertas variables de control predeterminadas del motor de combustión interna dependiendo del punto operativo del motor de combustión interna, de modo que se cumplan ciertas especificaciones, como p.ej.

- 40 límites de emisión o límites de consumo (generalmente magnitudes de salida). Las variables de control son, por ejemplo, a este respecto un punto de encendido, un punto de inyección (por ejemplo, preinyección, postinyección), la cantidad de gases de escape recirculados de una EGR (recirculación de gases de escape), la posición de una válvula de mariposa, etc. Las variables de estado típicas de un motor de combustión interna son la velocidad y el par. Por tanto, un punto operativo viene dado, por ejemplo, por la velocidad y el par, dado el caso en determinadas condiciones ambientales.

- 45 Otros ejemplos de un sistema técnico que se puede calibrar es una aplicación de transmisión con una unidad de control de transmisión (TCU) o una aplicación híbrida con una unidad de control híbrida y/o un sistema de gestión de batería. Otros ejemplos incluyen una climatización de un vehículo o una suspensión o amortiguación controlable electrónicamente. En principio, cualquier sistema mecatrónico se puede calibrar como sistema técnico controlado por una unidad de control. Ejemplos típicos de componentes de un vehículo que se controlan con aparatos de control asociados incluyen, además del motor de combustión, una transmisión, una batería de propulsión, frenos, una cadena cinemática, una suspensión de ruedas, etc.

- 50 Sin embargo, la calibración también se puede utilizar para optimizar el comportamiento de un sistema técnico como, por ejemplo, un vehículo o un componente de un vehículo. Por ejemplo, las propiedades de conducción de un vehículo (por ejemplo, ruido, chasis, amortiguación, comportamiento de conmutación, dirección, climatización, etc.) a menudo se optimizan con respecto a las propiedades deseadas mediante calibración. Como ejemplos cabe mencionar la optimización de la amortiguación, la optimización de la transmisión, la optimización del acoplamiento o la coordinación de la dirección del vehículo. Las variables de control son, por lo tanto, ajustes específicos del sistema técnico con los que se ajusta o hace funcionar el sistema técnico. Por ejemplo, la rigidez de un chasis se puede optimizar variando los parámetros de resorte (variables de control) en los cojinetes de chasis para influir u optimizar ciertas variables de salida, como la dinámica de conducción o el confort de conducción. Otro ejemplo es un acoplamiento hidrodinámico, en donde se optimiza el proceso de llenado del embrague o la coordinación del comportamiento o propiedades de un sistema de dirección de un vehículo.

- 65 Por supuesto, la elección de los puntos operativos en los que calibrar es crucial para la calibración. Estos puntos

operativos por regla general están predeterminados, a menudo por ley. Para los vehículos se definen, por ejemplo, los llamados ciclos de conducción, con los que se deben demostrar determinadas propiedades de un componente del vehículo, por ejemplo, el consumo o el comportamiento en materia de emisiones de un motor de combustión interna. Los ciclos de conducción más conocidos son el Nuevo Ciclo de Conducción Europeo (NEDC) o el Ciclo de Ensayo de Vehículos Ligeros Armonizado Mundial (WLTC). Un ciclo de conducción por regla general es un diagrama de velocidad-tiempo (análogamente también un diagrama de posición-tiempo), de acuerdo con el cual el vehículo se mueve en el banco dinamométrico o un componente del vehículo en un banco de pruebas de componentes (por ejemplo, un motor de combustión interna en un banco de pruebas de motor). Si un componente del vehículo, por ejemplo una cadena cinemática o un motor de combustión interna, se hace funcionar en un banco de pruebas de componentes, por ejemplo un banco de pruebas de cadena cinemática o un banco de pruebas de motores, entonces el ciclo de conducción se utiliza para simular el movimiento del vehículo para calcular variables de control de la simulación para el funcionamiento del componente del vehículo y, por regla general, también para una máquina de carga conectada al componente del vehículo en el banco de pruebas. También se suele realizar una calibración basada en modelos, en la que el comportamiento del sistema técnico examinado se aproxima mediante un modelo. Las variables de salida que van a optimizarse se calculan a este respecto a partir del modelo en función de los puntos operativos predeterminados de acuerdo con el ciclo de carga. En general, para un sistema técnico puede hablarse de un ciclo de carga al que se somete el sistema técnico para su calibración. A este respecto determinadas magnitudes de salida como el consumo o las emisiones, también se miden durante el ciclo de carga y se evalúan en función del cumplimiento de las disposiciones legales.

Los puntos operativos deberían cubrir habitualmente lo mejor posible toda la zona operativa del sistema técnico, por ejemplo en un vehículo todo el rango posible de la velocidad y del par del motor de combustión interna. En los puntos operativos previstos, la magnitud de salida prevista del sistema técnico se optimiza (minimiza o maximiza) utilizando las variables de control previstas, lo que da como resultado valores de las variables de control (puntos de apoyo) que se distribuyen discretamente en la zona operativa. Utilizando los puntos de apoyo, se extiende un campo característico a lo largo de toda la zona operativa para cubrir también las zonas entre los puntos de apoyo. Dado que los cambios repentinos o discontinuos en las variables de control habitualmente no son deseables en el funcionamiento normal, por regla general se suaviza un campo característico.

Especialmente en el ámbito de los vehículos como sistema técnico, a menudo se determinan valores característicos basados en ciclos, por ejemplo, el consumo total o la cantidad total de hollín en los gases de escape o las emisiones totales de NOx y/o HC en los gases de escape durante todo el ciclo de carga. Un valor característico de este tipo basado en ciclos se determina, por ejemplo, como la suma de los valores en los distintos puntos operativos en los que se realiza la calibración. Durante la calibración también puede ser necesaria la optimización de dichos valores característicos basados en ciclos, por ejemplo para demostrar el cumplimiento de los valores límite permitidos.

La gran desventaja de este tipo de calibración es que la calibración siempre se basa en un ciclo de carga específico y predeterminado. Esto significa que el sistema técnico está bien calibrado para este ciclo de carga (y también para ciclos de carga similares).

Esto no tiene por qué ser necesariamente el caso de los ciclos de carga en funcionamiento real, que pueden diferir más o menos significativamente del ciclo de carga durante el cual se realizó la calibración. Esto significa que la magnitud de salida en el funcionamiento real también puede presentar desviaciones indeseables, incluso grandes. La calibración también se realiza en un entorno específico, por ejemplo, en un banco de pruebas, donde prevalecen determinadas condiciones ambientales (temperatura, presión, clima, etc.). Sin embargo, las condiciones ambientales del sistema técnico en funcionamiento real también pueden diferir de las condiciones en el banco de pruebas. Esto también puede provocar desviaciones no deseadas, incluso grandes, de la magnitud de salida. Sin embargo, estas influencias no pueden eliminarse mediante una calibración convencional o sólo pueden eliminarse con un gran esfuerzo.

Por lo tanto, un objetivo de la presente invención es proporcionar un procedimiento para calibrar un sistema técnico que sea más resistente a las influencias en el funcionamiento real del sistema técnico.

Este objetivo se resuelve de acuerdo con la invención al ejecutarse el ciclo de carga varias veces bajo la influencia de al menos una magnitud de influencia aleatoria, resultando cada realización del ciclo de carga en una secuencia aleatoria del número de puntos operativos, en donde cada punto de operación se caracteriza por $j=1...J$ variables de estado del sistema técnico, que se producen en función de variables de control iniciales predeterminadas para las variables de control del sistema técnico, por que se define una función de costos que depende del número de variables de control del sistema técnico y del número de puntos operativos aleatorios del sistema técnico y que contiene al menos una función objetivo con un modelo para una magnitud de salida del sistema técnico, de modo que el valor de la función de costos, que se calcula para cada realización del ciclo de carga para variables de control dadas en una unidad de cálculo es en sí misma una variable aleatoria que presenta una distribución de probabilidad, por que una medida de riesgo de la distribución de probabilidad, con la cual la distribución de probabilidad se representa en una magnitud escalar, y por que la medida de riesgo se optimiza variando el número de variables de control en una unidad de cálculo para obtener las variables de control óptimas con las que se controla o ajusta el sistema técnico. Al optimizar la medida de riesgo determinista, la función de costos estocástica se puede optimizar con respecto a las variables de

control, por lo que la optimización se vuelve más robusta contra influencias aleatorias o se tienen en cuenta influencias aleatorias durante la optimización.

Ventajosamente, la función de costos contiene un número de restricciones con un modelo de una magnitud de salida restrictiva del sistema técnico lo que permite tener en cuenta tales restricciones directamente durante la optimización. Esto es ventajoso en particular cuando durante todo el ciclo de carga se deben tener en cuenta restricciones de una magnitud de salida del sistema técnico.

Para la optimización se varía preferentemente el número de variables de control de forma iterativa y se determina de nuevo a este respecto la distribución de probabilidad de la función de costos hasta que se optimice la medida de riesgo de la distribución de probabilidad. En este sentido ventajosamente se tiene en cuenta una condición límite y/o una condición secundaria para el número de variables de control.

Otras formas de realización ventajosas se definen en las reivindicaciones dependientes.

La invención concreta se explica con más detalle a continuación con referencia a las figuras 1 a 6, que muestran diseños ventajosos de la invención a modo de ejemplo, esquemáticamente y sin limitar. A este respecto, muestra

figura 1 una distribución de probabilidad de una función de costos estocástica,
figura 2 ejemplos de medidas de riesgo de una distribución de probabilidad,
figura 3 secuencias de puntos operativos en una realización repetida de un ciclo de carga con el sistema técnico,
figura 4 la representación de los puntos operativos en una cuadrícula determinada,
figura 5 las distribuciones de probabilidad resultantes de la optimización de varias medidas de riesgo y
figura 6 una posible implementación de la calibración de acuerdo con la invención.

La invención parte del supuesto de que el sistema técnico, por ejemplo, un vehículo terrestre, un avión, acuático, aeronave, un motor de combustión interna, una cadena cinemática híbrida, una transmisión, un sistema de tratamiento posterior de gases de escape de un vehículo, una batería, etc., debe calibrarse basándose en modelos no como anteriormente según un ciclo de carga definido individual. Un ciclo de carga define a este respecto el funcionamiento del sistema técnico durante un período de tiempo específico y, cuando se ejecuta, conduce a puntos operativos específicos del sistema técnico en este período de tiempo. Por ejemplo, en componentes de automóviles como sistema técnico se utiliza a menudo un ciclo de conducción definido, por ejemplo, NEDC, WLTC, etc., como ciclo de carga como evolución temporal de una velocidad de vehículo. Si el vehículo sigue esta evolución temporal de la velocidad del vehículo, por ejemplo en un banco dinamométrico o en una simulación del desplazamiento del vehículo, de esto se obtienen puntos operativos específicos dentro de la zona operativa posible durante el ciclo de carga, por ejemplo, como combinación de velocidad y par del motor de combustión interna o como combinación de corriente eléctrica y voltaje de un motor eléctrico o batería de un vehículo híbrido o eléctrico. La calibración del sistema técnico tiene como objetivo optimizar (por regla general minimizar o maximizar) al menos una magnitud de salida del sistema técnico que se produce durante la ejecución del ciclo de carga, por ejemplo, un consumo o una emisión, con respecto a criterios específicos. Adicionalmente, también se exige el cumplimiento de los valores límite de los valores característicos basados en el ciclo, por ejemplo, la emisión total de hollín durante el ciclo de carga o las emisiones de NOx o HC durante todo el ciclo de carga o el consumo total.

Para la calibración basada en modelos, se define una función objetivo y que debe optimizarse, es decir, minimizarse o maximizarse. La función objetivo y se puede escribir de la siguiente manera

$$y = \sum_{i=1..M} f(x_i, \theta_i) \cdot w_{fi}$$

En ella, f indica el modelo conocido o predeterminado para calcular una magnitud de salida que va a optimizarse, por ejemplo, el consumo o una emisión de un motor de combustión interna. x_i indica el i-ésimo punto operativo ($i=1... M$), que se predetermina por el ciclo de carga, θ_i las variables de control con las que se controla o ajusta el sistema técnico en el i-ésimo punto operativo y w_{fi} pesos para el i-ésimo punto operativo. Los pesos w_{fi} valoran la importancia de puntos operativos específicos y se conocen o predeterminan. Por ejemplo, aparecen puntos operativos específicos con más frecuencia que otros, que podrán ponderarse más. En el caso más sencillo, también se puede suponer que los pesos w_{fi} son uno. El modelo f puede ser cualquier modelo matemático o físico, por ejemplo, una red neuronal, una red de modelo lineal, una relación funcional, etc. Para tener en cuenta el cumplimiento de los valores límite de valores característicos basados en ciclos, durante la calibración pueden considerarse también $k=1... K$ restricciones B_k de este tipo.

$$\underbrace{\sum_{i=1..M} g_k(x_i, \theta_i) \cdot w_{gki}}_{B_k} \leq G_k$$

En ellas g_k describe un modelo para la k-ésima magnitud que va a restringirse que asimismo es una magnitud de

salida del sistema técnico 1, por ejemplo, emisiones de hollín, consumo, emisiones de NOx o HC, etc., y w_{gki} indica a su vez pesos conocidos, que en el caso más simple se puede suponer de nuevo que son uno. Tal restricción B_k por consiguiente evalúa una magnitud de salida a lo largo de todo el ciclo de carga al sumarse los valores de la magnitud de salida sobre el número i de puntos operativos x_i . También a este respecto pueden tenerse en cuenta varias

5 restricciones B_k al mismo tiempo. G_k es el valor límite predeterminado para la k -ésima magnitud que va a restringirse. En una restricción B_k y en la función objetivo y también se puede evaluar la misma magnitud de salida, lo que significa que para la k -ésima restricción B_k también puede aplicarse $g_k = f$ y por tanto también $w_{fi} = w_{gki}$.

La optimización puede realizarse entonces, por ejemplo, como hasta ahora en general en la fórmula

10 $\theta = \min_{\theta} / \max_{\theta} y$, dado el caso con las k restricciones B_k como condición secundaria. En otras palabras, las variables de control θ se varían para minimizar o maximizar la función objetivo y dado el caso, se garantiza el cumplimiento de las restricciones.

Para la calibración a menudo, a partir de la función objetivo y las restricciones B_k se define una función de costos c , que luego se optimiza. Las k restricciones B_k en aras de la simplicidad, se pueden integrar en la función de costos c mediante una suma. La función de costos c puede escribirse, por ejemplo, en la forma.

15

$$c(\theta) = \sum_{i=1..M} \left\{ f(x_i, \theta_i) \cdot w_{fi} \cdot c_f + \phi \left(\sum_{k=1..K} [g_k(x_i, \theta_i) \cdot w_{gki} - G_k]^+ \cdot c_{gk} \right) \right\}$$

20 Esta función de costos c luego se optimiza, $\theta = \min_{\theta} / \max_{\theta} c(\theta)$. En ella también pueden tenerse en cuenta costos c_f para ponderar los costos incurridos por la magnitud de salida que se determina por el modelo f . Asimismo, pueden tenerse en cuenta costos c_{gk} para las restricciones B_k que, sin embargo, solo surgen si la restricción B_k se infringe, lo cual se describe en la función de costos mediante la expresión $[h]^+ = \max \{0, h\}$. Los costos c_f , c_{gk} se pueden definir o están predeterminados. La infracción de una restricción B_k podría evaluarse adicional y opcionalmente también

25 mediante una función de penalización ϕ predeterminada. Por ejemplo, $\phi(x)=x$ podría usarse como función de penalización, lo que significa que ϕ prácticamente no aparecería en la función de costos. Otra posible función de penalización es, por ejemplo, $\phi(x)=x^2$ para penalizar cuadráticamente una infracción de la restricción B_k . Naturalmente, también son concebibles muchas otras funciones de penalización ϕ . Sin embargo, en la función de costos c sólo se puede tener en cuenta la función objetivo y , lo que significa que se suprimiría el término con las restricciones g_k . Este

30 problema de optimización puede resolverse luego en una unidad de cálculo (hardware con software) para un ciclo de carga específico utilizando algoritmos de solución existentes.

Sin embargo, durante esta calibración, las variables ambientales del sistema técnico en funcionamiento real, como, por ejemplo, la temperatura ambiente, la presión ambiental, la humedad del aire, las condiciones climáticas (lluvia,

35 hielo, nieve, sol, viento, etc.), etcétera, no se tienen en cuenta. Además, las variables ambientales en el funcionamiento real no suelen ser constantes, sino magnitudes aleatorias. Además de las variables ambientales, existen otras magnitudes de influencia que están sometidas al azar en el funcionamiento real. Ejemplos de esto son las incertidumbres de regulación, las incertidumbres de sensores o actuadores, las incertidumbres de modelos o incertidumbres de ajuste. En el funcionamiento real del sistema técnico, las variables de control θ se regulan

40 habitualmente mediante reguladores. A este respecto, de por sí, esto conduce a incertidumbres de regulación (tiempos de subida restringidos, sobrepaso, errores de regulación, etc.), de modo que la variable de control realmente realizada puede desviarse de la magnitud objetivo deseada. Cada regulación también requiere sensores que registren las magnitudes reales y actuadores para poder ajustar realmente la variable de control en el sistema técnico. La precisión de los sensores y actuadores también es limitada, lo que genera incertidumbres en los actuadores. Cada modelo es

45 únicamente una aproximación a la realidad, lo que también da lugar a incertidumbres de modelo. Si se utilizan variables de control θ para ajustar el sistema técnico 1, el ajuste produce incertidumbres de ajuste. Por lo tanto, existen magnitudes de influencia aleatorias Z que influyen en el funcionamiento del sistema técnico 1. Una magnitud de influencia aleatoria Z es, por tanto, una magnitud sujeta al azar de la que depende función objetivo y , y/o una restricción g_k , o la función de costos c . Si tales magnitudes de influencia aleatorias Z en la función objetivo y y/o en las restricciones g_k se tienen en cuenta durante la calibración, la función objetivo y y/o la restricción g_k , así como una función de costos

50 c formada a partir de ella, ya no son deterministas, sino también estocásticas, es decir, están sujetas al azar. Esto significa que la optimización para la calibración ya no se puede resolver utilizando algoritmos de solución convencionales para resolver el problema de optimización. Por lo tanto, todavía no se ha tenido en cuenta la influencia de tales variables de influencia aleatoria Z en la calibración del sistema técnico.

55

La función de costos c , teniendo en cuenta las magnitudes de influencia aleatorias Z puede escribirse, por ejemplo

$$c(\theta, Z) = \sum_{i=1..M} \left\{ f(x_i, \theta_i, Z) \cdot w_{fi} \cdot c_f + \phi \left(\sum_{k=1..K} [g_k(x_i, \theta_i, Z) \cdot w_{gki} - G_k]^+ \cdot c_{gk} \right) \right\}$$

en la fórmula, en donde el término con las restricciones B_k de nuevo es opcional, por ejemplo, si no se tienen en cuenta restricciones B_k . El modelo f de la función objetivo y contiene al menos una magnitud de influencia aleatoria Z , en donde también la restricción B_k puede depender de una magnitud de influencia aleatoria Z . Cabe señalar que, por supuesto, en la función objetivo f y en las restricciones B_k no es necesario que esté incluida la misma magnitud de influencia aleatoria Z .

Las restricciones sujetas al azar $B_k = \sum_{i=1..M} g_k(x_i, \theta_i, Z) \cdot w_{gki}$ no tienen por qué integrarse a este respecto como costos en la función de costos $c(\theta, Z)$, pero también podrían tenerse en cuenta como una condición secundaria estocástica durante la optimización. La función de costos $c(\theta, Z)$ resultaría

$$c(\theta, Z) = \sum_{i=1..M} \{f(x_i, \theta_i, Z) \cdot w_{fi} \cdot c_{fi}\}$$

entonces, en donde los costos c_{fi} de nuevo pueden definirse o predeterminarse, por ejemplo, fijarse en uno. Como condición secundaria estocástica, con las restricciones B_k puede exigirse, por ejemplo, que la probabilidad W de alcanzar con la k -ésima restricción B_k un valor límite predeterminado a lo largo del ciclo de carga para la k -ésima magnitud que va a restringirse deba restringirse con un límite de probabilidad W_s . Matemáticamente, esto puede expresarse en la fórmula.

$$W \left\{ \sum_{k=1..K} g_k(x_i, \theta_i, Z) \cdot w_{gki} > G_k \right\} \leq W_s$$

Por supuesto, también es concebible que las restricciones B_k de ciertas magnitudes restringidas se incluyan en la función de costos $c(\theta, Z)$ y que para otras magnitudes restringidas con la restricción B_k asociada de nuevo se formule una condición secundaria estocástica para la optimización.

Esta función de costos $c(\theta, Z)$ también está sujeta al azar y, por tanto, no puede optimizarse utilizando métodos comunes.

Si la función de costos $c(\theta, Z)$ se determinara varias veces para el mismo ciclo de carga bajo la influencia de al menos una magnitud de influencia aleatoria Z , que se puede modelar con una distribución de probabilidad, se obtendría una distribución estadística (distribución de probabilidad) de la función de costos $c(\theta, Z)$ porque las magnitudes de influencia aleatorias Z son estocásticas. La distribución de probabilidad resultante se puede representar como una función de densidad $P(c)$ como en la figura 1. Por supuesto, lo mismo se aplica a una condición secundaria estocástica, para la cual resulta asimismo una distribución de probabilidad.

Dado que la función de costos estocástica $c(\theta, Z)$ no se puede optimizar directamente, de acuerdo con la invención se define una medida de riesgo p (como magnitud escalar) para la función de costos estocástica $c(\theta, Z)$. La medida de riesgo p de una distribución de probabilidad en sí misma es a su vez determinista y, por tanto, puede optimizarse. La medida de riesgo p es un parámetro estadístico que caracteriza la distribución de probabilidad de una variable aleatoria, en este caso la función de costo $c(\theta, Z)$. La medida de riesgo p asigna la distribución de probabilidad a un número real. Para la calibración, la medida de riesgo p ahora se puede optimizar para la función de costos estocástica

$c(\theta, Z)$, que puede expresarse mediante $\theta = \min_{\theta} / \max_{\theta} p(c(\theta, Z))$. Habitualmente se minimiza la medida de riesgo p . Mediante esta optimización, la distribución de probabilidad $P(c)$ de la función de costos $c(\theta, Z)$ se moldea de la forma deseada mediante la medida de riesgo p seleccionada, de modo que la calibración se vuelve más robusta frente a influencias aleatorias. Esto significa que las variables de control θ calibradas, como resultado de la optimización, representan mejor las incertidumbres en el funcionamiento real del sistema técnico 1 y, por tanto, proporcionan buenas magnitudes de salida en un rango más amplio de condiciones del funcionamiento real. La optimización de las variables de control θ se vuelve así más robusta frente a influencias aleatorias.

A partir de la estadística se conocen diversas medidas de riesgo p , por ejemplo, el valor esperado E , el valor en riesgo (VaR), el valor en riesgo condicional (CVaR) o el valor en riesgo entrópico (EVaR), por mencionar algunas. Por supuesto, también se pueden definir y utilizar otras medidas de riesgo p .

El valor esperado es el valor promedio de la variable aleatoria. Minimizar el valor esperado conduce a resultados cuyo valor medio de función de densidad es mínimo. Las otras medidas de riesgo mencionadas son más reacias al riesgo y describen la estribación derecha de la distribución de probabilidad de la variable aleatoria de diferentes maneras, es decir, describen la distribución de probabilidad de los peores resultados, es decir, aquellos casos en los que la variable aleatoria que va a minimizarse adopta sus mayores valores. Esto es por regla general exactamente la zona más interesante en la calibración porque contiene los valores atípicos mayores de las variables aleatorias. Influyendo en esta estribación derecha de la distribución de probabilidad se pueden reducir estos valores atípicos, lo que, por supuesto, es ventajoso para el funcionamiento real del sistema técnico.

El VaR de una variable aleatoria X con respecto al nivel de confianza α es el valor que queda por debajo de la probabilidad α y se supera con la probabilidad $1-\alpha$. Por lo tanto, el VaR es el cuantil α de la distribución de probabilidad de las variables aleatorias X . En otras palabras, el VaR es el valor más pequeño de las variables aleatorias X del $(1-\alpha)*100\%$ de las peores realizaciones o equivalente al valor mayor de las mejores $\alpha*100\%$ realizaciones de la variable aleatoria X . En consecuencia, minimizar el VaR significa minimizar el mejor $\alpha*100\%$ de las realizaciones de la variable aleatoria X .

El CVaR es el valor esperado E de la variable aleatoria X para todos los valores de la variable aleatoria Z mayor que el VaR, o expresado matemáticamente $CVaR(X) := E[X|X \geq VaR(X)]$. Por lo tanto, el CVaR es el promedio del área bajo la distribución de probabilidad a la derecha del VaR o el VaR medio en todos los niveles de confianza superiores a α . Minimizar el CVaR es, por tanto, más adverso al riesgo e implica minimizar los valores medios de la variable aleatoria X , que superan el VaR. Esto significa que se minimiza el peor de los casos promedio.

El EVaR está motivado por su capacidad para limitar tanto el VaR como el CVaR hacia arriba, lo que hace que el EVaR sea aún más reactivo al riesgo. El EVaR en el nivel de confianza α se define de la siguiente manera,

$$EVaR(X) := \inf_{z \geq 0} \left\{ z^{-1} \ln \frac{M_X(z)}{1-\alpha} \right\} \text{ con } M_X(z) = E[e^{zX}].$$

Las medidas de riesgo p descritas anteriormente de una variable aleatoria X se ilustran como explicación en la figura 2 en el ejemplo de una distribución de ji cuadrado como distribución de probabilidad $P(X)$.

La medida de riesgo p que se utiliza para la optimización puede depender de las especificaciones y circunstancias de la calibración, pero también del sistema técnico y de la magnitud de salida del sistema técnico que va a optimizarse. Por ejemplo, si se desea un buen resultado en promedio, entonces una opción sería minimizar el valor esperado de la distribución de probabilidad de la variable aleatoria X . Sin embargo, esto no puede excluir con seguridad valores grandes de la variable aleatoria X (es decir, valores atípicos negativos), ya que el promedio solo significa que hay suficientes valores pequeños de la variable aleatoria X que compensan los valores grandes y también valores atípicos extremos poco frecuentes. Si la calibración influye en la estimación derecha de la

distribución de probabilidad (es decir, cuando se producen valores atípicos (extremos), entonces como medida de riesgo p se puede utilizar VaR, CVaR o EVaR o también otras medidas de riesgo. A este respecto, al seleccionar el nivel de confianza α se puede influir adicionalmente en el resultado de la calibración. Al optimizar el VaR, $\alpha*100\%$ de la densidad de distribución puede desplazarse hacia la izquierda, pero $(1-\alpha)*100\%$ de la densidad de distribución no se tiene en cuenta, lo que significa que el VaR nuevamente no proporciona control inmediato sobre los valores atípicos extremos. En cambio, el CVaR o EVaR permite minimizar los valores de la variable aleatoria X en el caso de valores atípicos extremos. Por tanto, la optimización del CVaR puede verse como optimización de los peores valores.

Por lo tanto, la calibración de acuerdo con la invención se basa en una función de costos $c(\theta, Z)$, que depende de al menos una variable de control θ y de al menos una magnitud de influencia aleatoria Z . Esta función de costos $c(\theta, Z)$ es, por lo tanto, la variable aleatoria X con una distribución de probabilidad resultante $P(X)$ cuando la función de costos $c(\theta, Z)$ se realiza varias veces. Se define una medida de riesgo p para la distribución de probabilidad $P(X)$ de la función de costos $c(\theta, Z)$, que luego se optimiza, por regla general se minimiza, variando la variable de control θ .

La función de costo $c(\theta, Z)$ puede ser discrecional en sí misma y solo puede considerar un único i -ésimo punto operativo (esto a menudo se denomina optimización local) o evaluar varios puntos operativos al mismo tiempo. La función de costos $c(\theta, Z)$ también puede evaluar todos los i -ésimos puntos operativos simultáneamente (esto a menudo se denomina optimización global). La función de costos $c(\theta, Z)$ puede contener una función objetivo y con un modelo f para la magnitud de salida que va a optimizarse y con pesos w . Asimismo en la función de costo $c(\theta, Z)$ también pueden incluirse restricciones o condiciones secundarias. La función de costos $c(\theta, Z)$ también puede incluir funciones de penalización ϕ y/o costos c_i, c_{gk} .

Para la calibración de acuerdo con la invención se define un ciclo de carga y el mismo ciclo de carga se realiza varias veces teniendo en cuenta la al menos una magnitud de influencia aleatoria Z y se determina en cada caso la función de costos $c(\theta, Z)$ (realización múltiple de la función de costos $c(\theta, Z)$). Si se utiliza una condición secundaria estocástica de una k -ésima magnitud que va a restringirse como se describió anteriormente, la k -ésima restricción también se

averigua en $B_k = \sum_{i=1..M} g_k(x_i, \theta_i, Z) \cdot w_{gki}$ determinado teniendo en cuenta al menos una magnitud de influencia aleatoria Z para cada realización del ciclo de carga. Por supuesto, esto se puede lograr fácilmente si la función de costos $c(\theta, Z)$ y/o una restricción B_k se define con un modelo, por ejemplo, un modelo f, g_k . La distribución de probabilidad de la variable de influencia aleatoria Z influye por tanto en el valor de la función de costos $c(\theta, Z)$, y dado el caso también en el valor de una restricción B_k , para la realización respectiva del ciclo de carga.

Por ejemplo, una ruta específica de un vehículo, por ejemplo, un desplazamiento desde el punto A al punto B a través

de una ruta predeterminada, podría definirse como un ciclo de carga. Esta ruta podría recorrerse tantas veces como se quisiera con un mismo vehículo, incluso con diferentes conductores. El vehículo experimenta a este respecto distintas condiciones ambientales y otras variables de influencia aleatoria Z (como, por ejemplo, el tráfico, determinados acontecimientos, etc.). Sin embargo, la ruta también podría recorrerse solo una vez y registrarse a este respecto los parámetros que describen la ruta, como inclinación, pendiente, desnivel, curvatura de la vía, radios de curva, distancias, intersecciones con otras carreteras, señales de tráfico (p. ej. límites de velocidad), etc. Una ruta así descrita se puede utilizar luego en una simulación en una unidad de simulación (hardware y/o software) para simular el desplazamiento de un vehículo a lo largo de la ruta registrada. A este respecto, en la simulación, los parámetros del desplazamiento simulado como, por ejemplo, el estado de la vía (humedad, nieve, hielo), la climatología (viento, lluvia, nieve, etc.), las características del conductor (conductor agresivo o conservador, comportamiento de frenada, etc.), tráfico, etc., pueden variar aleatoriamente. El desplazamiento simulado siempre se realiza por la misma ruta, pero en distintas condiciones límite, lo que se representa en la simulación mediante magnitudes de influencia aleatorias Z con una distribución de probabilidad predeterminada. Para la simulación también se puede definir libremente una ruta, por ejemplo, en un editor de rutas, y no es necesario que se obtenga de un desplazamiento real. Por supuesto, también se puede simular otro sistema técnico en una unidad de simulación o hacerse funcionar en la vida real para obtener las múltiples realizaciones del ciclo de carga.

Naturalmente, la caracterización del ciclo de carga depende también del sistema técnico que debe calibrarse. En el sector de la automoción, el ciclo de carga suele ser un ciclo de conducción, es decir, una ruta específica que se recorre con un vehículo (real o simulada). Para una máquina como sistema técnico, un ciclo de carga es, por ejemplo, un proceso de trabajo repetitivo, en donde también varios procesos de trabajo repetitivos pueden formar el ciclo de carga.

Durante la realización de los ciclos de carga se registran las $j=1 \dots J$ variables de estado ZV_j , que caracterizan el punto operativo x_i o se proporcionan desde la simulación. En un motor de combustión interna, por ejemplo, la velocidad y el par del motor de combustión interna, en una cadena cinemática híbrida o en un vehículo eléctrico, por ejemplo, la corriente eléctrica y la tensión eléctrica de la batería de vehículo, en un sistema de tratamiento posterior de gases de escape, por ejemplo, la temperatura de los gases de escape y el flujo másico de gases de escape. Dependiendo del sistema técnico que va a calibrarse se necesitan distintas variables de estado (también en número).

De ello se obtiene una pluralidad de realizaciones del ciclo de carga, que puede representarse en la posible zona operativa B del sistema técnico, que está abarcado por las variables de estado ZV_j (por ejemplo, el par M y la velocidad n), como secuencia T_1, T_2 de puntos operativos x_i , como se muestra de forma simplificada en la figura 3, usando el ejemplo de dos realizaciones. El número i de los puntos operativos x_i en cada secuencia T_m con el número m de realizaciones depende naturalmente de la frecuencia con la que se registran o determinan las variables de estado ZV_j durante la realización y no tiene por qué igual para cada una de las secuencias T_m .

Para poder representar adecuadamente la influencia de las variables de influencia aleatoria Z en la calibración, se utiliza un número suficiente de realizaciones del ciclo de carga. A este respecto, el número exacto necesario no se puede establecer porque depende de las circunstancias respectivas, por ejemplo de la aplicación, del número de las variables de influencia aleatoria Z , etc. En cualquier caso, se debe buscar un buen equilibrio entre valor informativo y esfuerzo. En el caso de una función de costos $c(\theta, Z)$ basada en un modelo, por supuesto es más fácil implementar un número correspondiente de realizaciones, ya que esto es únicamente una cuestión de capacidad y tiempo de cálculo.

La al menos una magnitud de influencia aleatoria Z repercute en el número i de puntos operativos x_i en cada realización del ciclo de carga en la secuencia asociada T . Los puntos operativos x_i por lo tanto en cada secuencia T_m de acuerdo con la magnitud de influencia aleatoria Z están sujetos al azar.

Si los puntos operativos x_i de cada secuencia T_m no se encuentran en una cuadrícula común, como suele ser el caso, los puntos operativos x_i pueden proyectarse primero sobre una cuadrícula predeterminada, como se explica con referencia a la figura 4, ya que esto simplifica los cálculos posteriores. Es probable que un conductor agresivo específico complete una ruta específica más rápida que un conductor conservador, o que complete una ruta más lentamente con lluvia que con sol. Por lo tanto, el tiempo de desplazamiento es diferente, lo que, por ejemplo, también conduce a diferentes números i de puntos operativos x_i en las diversas realizaciones.

Por lo tanto, en la zona operativa B puede definirse una cuadrícula con puntos de cuadrícula R_j (figura 4), en donde la cuadrícula puede ser discrecional. La cuadrícula no tiene por qué ser regular y puede ser más estrecha en zonas específicas de la zona operativa B que en otras, para cubrir mejor, por ejemplo, la zona especialmente interesante de la zona operativa B . Por ejemplo, una determinada zona de la zona operativa B podría ser especialmente interesante para las emisiones y el consumo de un motor de combustión interna y, por tanto, se le podría asignar una cuadrícula más estrecha.

Cada secuencia T_m de puntos operativos x_i de las distintas realizaciones del ciclo de carga ahora puede proyectarse hacia los puntos de la cuadrícula R_j , por ejemplo, a través de la distancia euclidiana entre los puntos operativos x_i con respecto a los puntos de cuadrícula R_j . A este respecto, cada punto operativo x_i se proyecta en el punto de cuadrícula R_j con la distancia euclidiana más pequeña con respecto al punto operativo x_i . Por supuesto, la proyección también se puede realizar de otra manera. A este respecto, también puede haber puntos de cuadrícula R_j en los cuales no se

proyecta ningún punto operativo x_i , por ejemplo porque la secuencia T_m no utiliza completamente la zona operativa B. Asimismo puede haber puntos de cuadrícula R_j en los cuales se representa más de un punto operativo x_i .

5 Esta proyección también permite que los pesos w_{fi} y/o w_{gk} de los puntos operativos individuales x_i determinen una secuencia T_m , por ejemplo, como el número de puntos operativos x_i , que se proyecta a un punto de cuadrícula R_j . Si en un punto de cuadrícula R_j no se proyectó ningún punto operativo x_i , también se puede asignar el peso cero, o bien se puede asignar un peso muy pequeño. Por supuesto, los pesos w_i también se pueden asignar de forma diferente.

10 Si los puntos operativos x_i de una secuencia ya están en una cuadrícula fija, entonces, por supuesto, no es necesario la etapa de proyección y, dado el caso, tampoco la etapa de asignar pesos. Si este no es el caso y se utiliza una cuadrícula, entonces para facilitar la comprensión se debe considerar que la proyección reduce el número de puntos operativos x_i de una secuencia T_m al número de puntos de la cuadrícula R_j . Los puntos de la cuadrícula R_j para la optimización posterior se presentan en lugar de los puntos operativos x_i . Sin embargo, en aras de la simplicidad, se habla de puntos operativos x_i .

15 Por supuesto, se requieren variables de control θ para la realización del ciclo de carga. Por supuesto, en un desplazamiento real con un vehículo, es necesario almacenar las variables de control necesarias para el desplazamiento. Naturalmente, lo mismo se aplica en una simulación de los ciclos de carga. Estas variables de control iniciales son conocidas o predeterminadas. Por ejemplo, para determinar las variables de control iniciales se podría realizar primero una calibración convencional según el estado de la técnica, es decir, sin magnitudes de influencia aleatorias. Alternativamente, la al menos una variable de control inicial también podría asumirse fácilmente o fijarse de forma plausible.

25 Si ahora con variables de control iniciales dadas para cada realización del ciclo de carga (secuencias T_m) bajo la influencia de la al menos una magnitud de influencia aleatoria Z se determinara en una unidad de cálculo la función de costos $c(\theta, Z)$, y, dado el caso, también una k -ésima restricción B_k a lo largo del ciclo de carga, resultaría una distribución de probabilidad, por ejemplo, como se muestra en la figura 1. La invención pretende ahora influir específicamente en la distribución de probabilidad P resultante de la función de costos $c(\theta, Z)$ optimizando una medida de riesgo definida ρ de la distribución de probabilidad P de todas las realizaciones del ciclo de carga, lo que

30 matemáticamente puede escribirse en la fórmula $\theta = \min_{\theta} / \max_{\theta} \rho(c(\theta, Z))$. En otras palabras, las variables de control θ se varían de modo que resulte una distribución de probabilidad $P(c)$ de la función de costos $c(\theta, Z)$ de todas las realizaciones del ciclo de carga, que presenta la medida de riesgo deseada ρ , por ejemplo un valor mínimo esperado E , un VaR, CVaR o EVaR mínimos. A este respecto, dado el caso, se comprueba el cumplimiento de una

condición secundaria estocástica, por ejemplo del tipo $W \left\{ \sum_{k=1..K} g_k(x_i, \theta_i, Z) \cdot w_{gki} > G_k \right\} \leq W_s$. La función de costos

35 $c(\theta, Z)$, y dado el caso una k -ésima restricción $B_k = \sum_{i=1..M} g_k(x_i, \theta_i, Z) \cdot w_{gki}$, puede variar para puntos operativos x_i dados y variables de control θ específicas (que varían en la optimización) se calculan en una unidad de cálculo de modo que la variación se pueda realizar fácilmente.

40 La optimización es trivial en el caso del valor esperado E porque sólo se debe minimizar el promedio de los valores que ocurren de la función de costos $c(\theta, Z)$. Para funciones de costo $c(\theta, Z)$ simples, se sabe que la distribución de probabilidad y ciertas medidas de riesgo ρ pueden calcularse y optimizarse analíticamente. Sin embargo, para funciones de costos más complejas $c(\theta, Z)$ no es posible o sólo es posible con mucho esfuerzo una solución analítica para la optimización y las medidas de riesgo ρ se aproximan mediante métodos adecuados, por ejemplo métodos de Montecarlo. Pero también se conocen y están disponibles métodos adecuados para ello. También se conocen

45 problemas de optimización equivalentes para optimizar ciertas medidas de riesgo ρ . Por ejemplo, el CVaR puede obtenerse de manera equivalente del problema de optimización.

$$\min_{\theta, \zeta \in \mathbb{R}} \left\{ \zeta + \frac{1}{1-\alpha} E \left[(c(\theta, Z) - \zeta)^+ \right] \right\}$$

50 Esto nuevamente contiene el nivel de confianza α y se cumple $[h]^+ = \max \{0, h\}$. El ζ optimizado de este modo corresponde entonces al CVaR. También existe un problema de optimización equivalente para el EVaR en la fórmula

$$\min_{\theta, t > 0} \left\{ t \ln M_{c(\theta, Z)}(t^{-1}) - t \ln(1 - \alpha) \right\}$$

con $M_X(z) = E[e^{zX}]$. La t optimizada de este modo corresponde entonces al EVaR.

Para resolver los problemas de optimización anteriores, existen algoritmos de solución adecuados que se pueden ejecutar como software en una unidad de cálculo (hardware).

Durante la optimización, de manera bien conocida, adicionalmente o como alternativa a una condición secundaria

estocástica, por ejemplo, del tipo $W \left\{ \sum_{k=1..K} g_k(x_i, \theta_i, Z) \cdot w_{gki} > G_k \right\} \leq W_s$, también se pueden tener en cuenta

condiciones límite no estocásticas y/o condiciones secundarias. Las condiciones límite no estocásticas típicas son valores límite superiores y/o inferiores predeterminados para los valores permisibles para el número de variables de control θ .

En relación con la calibración de un sistema técnico, a menudo se crean campos característicos de las variables de control θ por encima de la zona operativa B. Habitualmente en este sentido es deseable que los campos característicos sean suaves en toda la zona operativa y que la pendiente entre dos puntos del campo característico esté restringida.

Si x_a y x_b son dos puntos operativos adyacentes de un mapa característico para una variable de control θ , entonces, por ejemplo, puede formularse una condición secundaria no estocástica del tipo $\frac{|\theta_a - \theta_b|}{\|x_a - x_b\|} \leq k^{\max}$ con la norma euclidiana

$\| \cdot \|_2$ que restringe el gradiente entre los puntos adyacentes del campo característico con un valor límite de gradiente $k^{\max}$. Por supuesto, en este sentido también se pueden predeterminar diferentes valores límite de gradiente $k^{\max}$ en toda la zona operativa B.

Para resolver el problema de optimización, por ejemplo, para cada realización del ciclo de carga, es decir, para cada secuencia T_m de los puntos operativos x_i (dado el caso, proyectado en los puntos de la cuadrícula R_i) puede calcularse la función de costos definida $c(\theta, Z)$ para variables de control dadas θ en una unidad de cálculo. En el caso de una condición secundaria estocástica con una restricción sujeta al azar de una k -ésima magnitud restringida durante el ciclo de carga, la k -ésima restricción B_k también se determina en determinado durante el ciclo de carga, por ejemplo

como $\sum_{i=1..M} g_k(x_i, \theta_i, Z) \cdot w_{gki}$. Esto conduce a una distribución de probabilidad $P(c)$ de la función de costos $c(\theta, Z)$

para la cual la medida de riesgo prevista p se calcula asimismo en una unidad de cálculo, ya sea analíticamente o por aproximación. De la misma manera, dado el caso, también resulta la distribución de probabilidad de la k -ésima restricción B_k mediante la cual la probabilidad W de que la restricción B_k supere el límite G_k puede determinarse y el cumplimiento del límite de probabilidad W_s . Posteriormente, para fines de optimización, se varía (es decir, se cambia) la al menos una variable de control θ , dado el caso teniendo en cuenta condiciones límite y secundarias no estocásticas predeterminadas y/o condiciones secundarias estocásticas, y la medida de riesgo p de la distribución de probabilidad resultante $P(X)$ se determina nuevamente hasta que la medida de riesgo p se optimice, por regla general se minimice. Esto significa que solo se selecciona una nueva variable de control θ para la siguiente iteración, lo que no conduce a ninguna infracción de condición límite o secundaria. Para la optimización puede estar previsto un criterio de finalización adecuado, por ejemplo un número de iteraciones o una diferencia máxima definida entre las medidas de riesgo p de dos iteraciones consecutivas. La última etapa también se realiza en una unidad de cálculo con el software adecuado.

Esto se muestra esquemáticamente en la figura 6 mediante un ejemplo de realización. En una unidad de simulación 2 se simula el sistema técnico varias veces para un ciclo de carga predeterminado, teniendo en cuenta una magnitud de influencia aleatoria Z , para obtener la secuencia T_m de los puntos operativos x_i . Estos se transfieren a una unidad de cálculo 3, en donde la unidad de simulación 2 y la unidad de cálculo 3 también pueden estar realizadas en un hardware común. La calibración se implementa en la unidad de cálculo 3, que calcula la medida de riesgo p en cada etapa de iteración con las respectivas variables de control θ y varía las variables de control θ hasta que se alcanza el criterio de finalización. Las últimas variables de control θ se transfieren como variables de control optimizadas θ_{opt} al sistema técnico 1 para regular, controlar o ajustar el sistema técnico 1.

El resultado de la calibración de acuerdo con la invención se explica con referencia a la figura 5. Para ello, en primer lugar se calibró un sistema técnico como se describe anteriormente. La calibración se lleva a cabo con respecto a las distintas medidas de riesgo p mencionadas a modo de ejemplo, es decir, E, VaR, CVaR y EVaR. Cada calibración llevó a distintas variables de control óptimas θ con las que se hace funcionar el sistema técnico. Para ilustrar la influencia de las distintas medidas de riesgo p , se creó una multitud de realizaciones adicionales del ciclo de carga teniendo en cuenta magnitudes de influencia aleatorias Z y con las variables de control θ óptimas respectivas como se describió anteriormente. En la práctica, el ciclo de carga se realizó varias veces en el sistema técnico mediante permutación de distintas magnitudes (magnitud de influencia aleatoria Z). Para cada secuencia T determinada para ello de puntos operativos x_i con las distintas variables de control θ se calculó la función de costos $c(\theta, Z)$ que también se utilizó para la calibración. Esto llevó a una distribución de probabilidad $P(c)$ con las nuevas realizaciones del ciclo de carga para cada conjunto de variables de control θ (que se calcularon utilizando las distintas medidas de riesgo p). Estas distribuciones se muestran en las figuras 5 b) a e). A modo de comparación, la calibración, como es habitual, se llevó a cabo solo habitualmente mediante una única realización del ciclo de carga. Para el sistema técnico también se determinaron las variables de control θ . La función de costos $c(\theta, Z)$ para las nuevas realizaciones del ciclo de carga

también se determinó para el sistema técnico calibrado de esta manera, lo que condujo a la distribución de probabilidad $P(c)$ en la figura 5 a).

Lo primero que destaca en la figura 5 son las diferentes distribuciones de probabilidad resultantes. La distribución de probabilidad $P(c)$ en la figura 5 a) tiene una varianza significativamente mayor y una estribación derecha pronunciada que las distribuciones de probabilidad restantes. Esto significa que la función de costos $c(\theta, Z)$ varía en un intervalo significativamente más amplio y que hay más valores atípicos negativos en la estribación derecha.

En el caso del valor esperado E como medida de riesgo p (figura 5 b)), la masa de la distribución de probabilidad $P(c)$ de la función de costos $c(\theta, Z)$ se ha desplazado hacia la izquierda en comparación con la distribución según la figura 5 a) y la distribución de probabilidad $P(c)$ tiene el valor esperado más pequeño E (valor medio de la función de costos $c(\theta, Z)$).

El resultado para el CVaR (figura 5 c)) y el EVaR (figura 5 d)) son similares en este ejemplo y de casi la misma calidad. Se puede observar que la masa de los valores de la función de costos $c(\theta, Z)$ se ha desplazado hacia la derecha, pero la estribación derecha es significativamente menos pronunciada. Esto significa que con esta medida de riesgo p se encontraron variables de control θ que llevan a valores medios más altos de la función de costos $c(\theta, Z)$, pero a valores más pequeños de la función de costos $c(\theta, Z)$ en el intervalo de los valores atípicos más negativos (estribación derecha). Esto también redujo los valores atípicos negativos, tanto en número como en cuantía de los valores atípicos.

El resultado para VaR (figura 5 e)) se encuentra en algún lugar entre el resultado para el valor esperado E y los resultados para CVaR y EVaR. A este respecto, el valor medio de la función de costos $c(\theta, Z)$ es algo menor que para CVaR y EVaR, pero la estribación derecha es algo más pronunciada.

Esto también deja claro que, para una calibración de acuerdo con la invención, la medida de riesgo p debería seleccionarse ventajosamente de acuerdo con los requisitos. En aplicaciones en las que en cualquier caso no se deben exceder ciertos límites, el CVaR o EVaR con un nivel de confianza α elegido adecuadamente es ventajoso porque los valores atípicos se restringen entonces. Sin embargo, si el exceso ocasional de los límites no es un problema, entonces el valor esperado E también se puede elegir como medida de riesgo p .

La optimización, o calibración, se puede realizar en una unidad de cálculo adecuada (hardware y software) con un software de calibración que realice las etapas explicadas anteriormente. Por lo tanto, la calibración de acuerdo con la invención es un procedimiento implementado por ordenador que se lleva a cabo en al menos una unidad de cálculo.

El número de realizaciones del ciclo de carga (secuencias T_m) se puede determinar de antemano. Por lo tanto, estas solo deben determinarse una vez para la calibración, ya que para la optimización que va a llevarse a cabo únicamente debe calcularse el valor de la función de costos $c(\theta, Z)$ y, dado el caso, el valor de la k -ésima restricción B_k , por ejemplo,

como $\sum_{i=1, M} g_k(x_i, \theta_i, Z) \cdot w_{gki}$, a lo largo del ciclo de carga, para estas realizaciones y las variables de control θ modificadas.

Como se explicó anteriormente, en la función de costos $c(\theta, Z)$ puede estar incluido al menos un modelo f, g_k de una magnitud de salida del sistema técnico. Ahora también puede estar previsto entrenar el modelo f, g_k de la magnitud de salida en paralelo con la optimización. Para ello puede estar previsto hacer funcionar el sistema técnico con las variables de control θ calibradas en un banco de pruebas y registrar a este respecto datos de medición para formar variables de salida. Con estas variables de salida registradas el modelo f, g_k puede entrenarse para aumentar la precisión del modelo f, g_k . Con el modelo mejorado f, g_k la optimización se puede repetir, lo que a su vez conduce a mejores resultados de calibración. Esto da como resultado modelos f, g_k cada vez más confiables con el tiempo y posteriormente resultados de optimización cada vez más fiables para las variables de control θ . Sin embargo, el entrenamiento del modelo f, g_k no es necesario realizarlo en paralelo con la calibración, sino que también se puede llevar a cabo de manera independiente a esta.

REIVINDICACIONES

1. Procedimiento para calibrar un sistema técnico (1), en donde durante la calibración se determinan los valores de un número de variables de control (θ) del sistema técnico (1), con las que se controla o ajusta el sistema técnico (1), en puntos operativos (x_i) específicos del sistema técnico (1) y la calibración se lleva a cabo basándose en un ciclo de carga para el sistema técnico (1) que provoca una secuencia (T_m) de un número de puntos operativos (x_i) del sistema técnico (1), **caracterizado por que** el ciclo de carga se ejecuta varias veces bajo la influencia de al menos una magnitud de influencia aleatoria (Z), en donde en cada realización del ciclo de carga se produce una secuencia aleatoria (T_m) del número i de puntos operativos (x_i), en donde cada punto operativo (x_i) se caracteriza por $j=1...J$ variables de estado (ZV_j) del sistema técnico (1) que aparecen dependiendo de variables de control iniciales predeterminadas para las variables de control (θ) del sistema técnico (1), **por que** se define una función de costos $c(\theta, Z)$ que contiene una función objetivo y con un modelo f para una magnitud de salida del sistema técnico (1), en donde el modelo f depende del número de variables de control (θ) del sistema técnico (1) y del número i de puntos operativos aleatorios (x_i) del sistema técnico, de modo que el valor de la función de costos $c(\theta, Z)$ que se calcula para cada realización del ciclo de carga para variables de control (θ) específicas en una unidad de cálculo, es en sí mismo una variable aleatoria que presenta una distribución de probabilidad $P(c(\theta, Z))$, **en donde** se define una medida de riesgo p de la distribución de probabilidad $P(c(\theta, Z))$ de la función de costos $c(\theta, Z)$ con la que se representa la distribución de probabilidad $P(c(\theta, Z))$ de la función de costos $c(\theta, Z)$ en una magnitud escalar, **y en donde** la medida de riesgo p se optimiza variando el número de variables de control (θ) en una unidad de cálculo para obtener las variables de control óptimas (θ_{opt}) para la calibración con las que se controla o ajusta el sistema técnico (1).
2. Procedimiento según la reivindicación 1, **caracterizado por que** el funcionamiento del sistema técnico (1) para el ciclo de carga se simula varias veces bajo la influencia de la al menos una magnitud de influencia aleatoria (Z) para obtener las secuencias aleatorias (T_m) del número i de puntos operativos (x_i) y las $j=1...J$ variables de estado (ZV_j) del sistema técnico (1) se suministran desde la simulación en momentos específicos durante la realización de los ciclos de carga.
3. Procedimiento según la reivindicación 1, **caracterizado por que** el sistema técnico (1) para el ciclo de carga se hace funcionar varias veces bajo la influencia de la al menos una magnitud de influencia aleatoria (Z) para obtener las secuencias aleatorias (T_m) del número i de puntos operativos (x_i) y las $j=1...J$ variables de estado (ZV_j) del sistema técnico (1) se registran en momentos específicos durante la realización de los ciclos de carga.
4. Procedimiento según una de las reivindicaciones 1 a 3, **caracterizado por que** se pondera un valor modelo del modelo f en la función objetivo y con un peso dado w_{fi} y/o con costos específicos c_i .
5. Procedimiento según una de las reivindicaciones 1 a 3, **caracterizado por que** en la función de costos $c(\theta, Z)$ se tiene en cuenta al menos una restricción B_k con un modelo g_k para una magnitud de salida del sistema técnico (1), en donde el modelo g_k depende del número de variables de control (θ) del sistema técnico (1) y del número i de puntos operativos aleatorios (x_i) del sistema técnico (1).
6. Procedimiento según la reivindicación 5, **caracterizado por que** un valor modelo del modelo g_k de la al menos una restricción B_k se pondera con un peso w_{gk} predeterminado y/o con costos c_{gk} predeterminados.
7. Procedimiento según la reivindicación 5 o 6, **caracterizado por que** una infracción de una restricción B_k se evalúa con una función de penalización ϕ predeterminada.
8. Procedimiento según una de las reivindicaciones 1 a 7, **caracterizado por que** en la optimización se tiene en cuenta una condición secundaria estocástica para al menos una restricción B_k con un modelo g_k para una magnitud de salida del sistema técnico (1), en donde el modelo g_k depende del número de las variables de control (θ) del sistema técnico (1) y del número i de puntos operativos aleatorios (x_i) del sistema técnico (1).
9. Procedimiento según la reivindicación 8, **caracterizado por que** con la condición secundaria estocástica se comprueba si la probabilidad W de que la al menos una restricción B_k exceda un valor límite G_k predeterminado, infringe un límite de probabilidad W_s predeterminado.
10. Procedimiento según una de las reivindicaciones 1 a 9, **caracterizado por que**, para la optimización, el número de variables de control (θ) se varía iterativamente y a este respecto la distribución de probabilidad $P(c(\theta, Z))$ de la función de costos $c(\theta, Z)$ se determina nuevamente hasta que la medida de riesgo p de la distribución de probabilidad $P(c(\theta, Z))$ esté optimizada.
11. Procedimiento según una de las reivindicaciones 1 a 10, **caracterizado por que** en la optimización se tiene en cuenta una condición límite no estocástica y/o una condición secundaria para el número de las variables de control (θ).

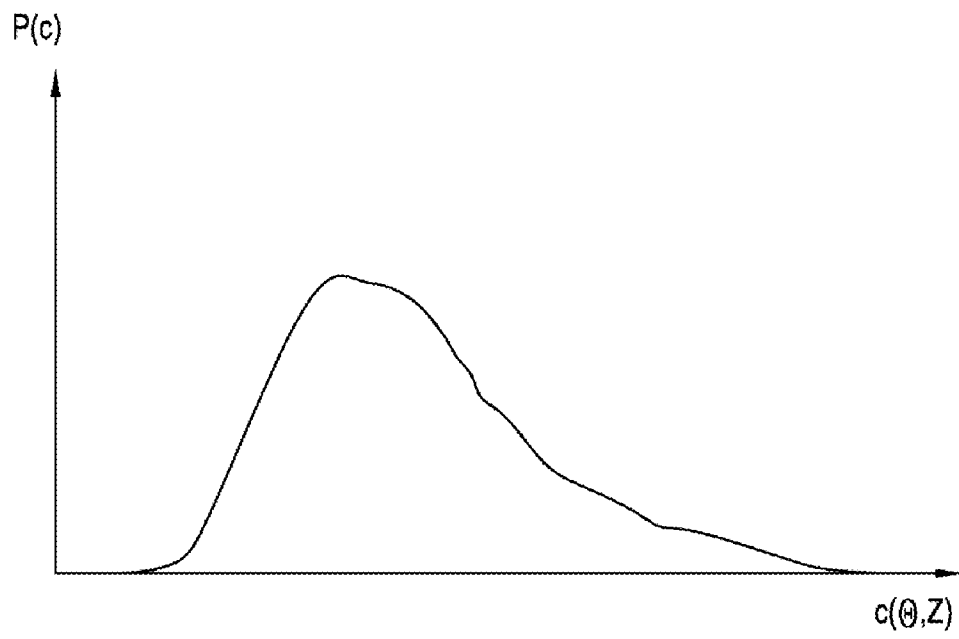


Fig. 1

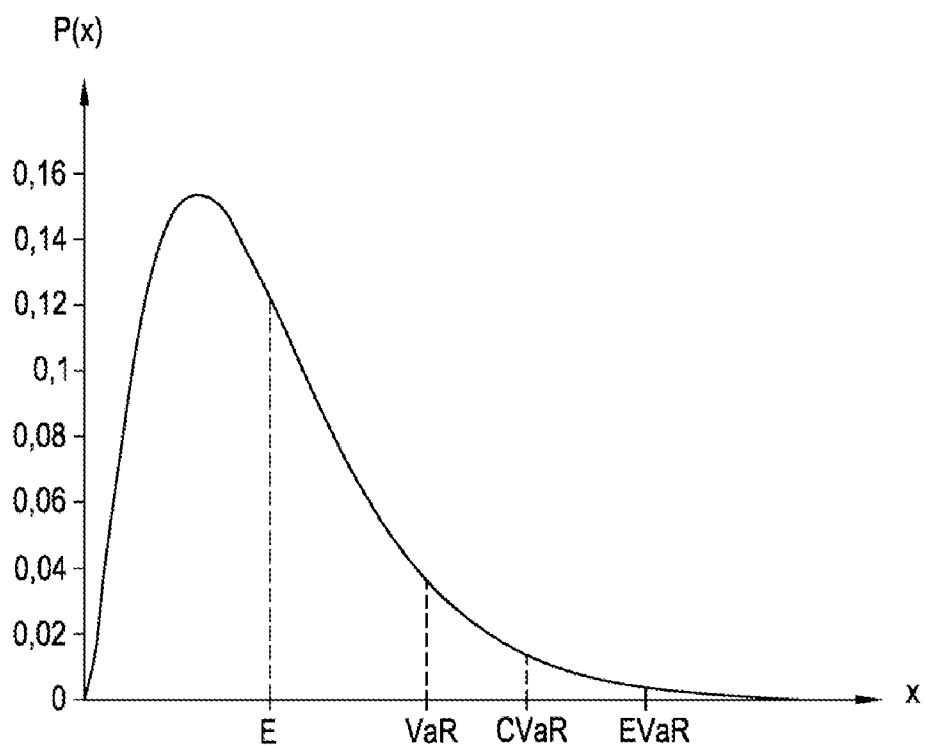


Fig. 2

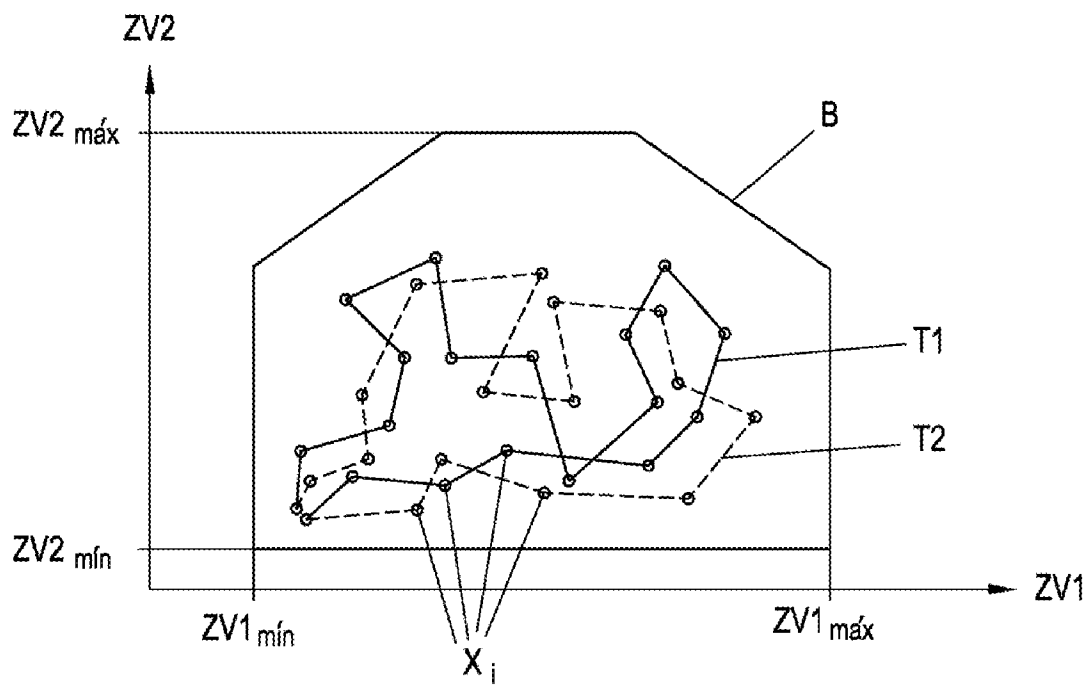


Fig. 3

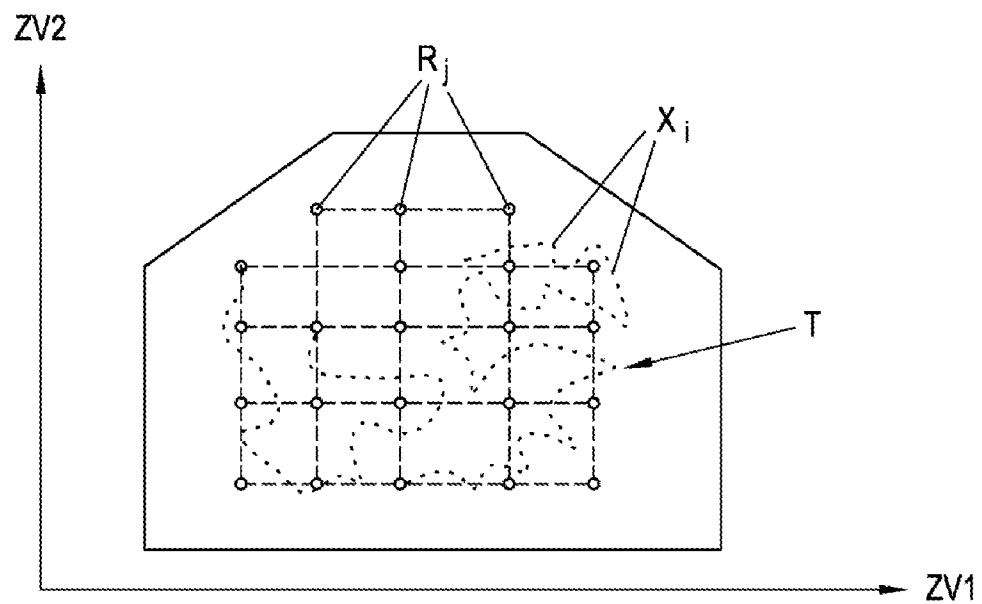


Fig. 4

Fig. 5a

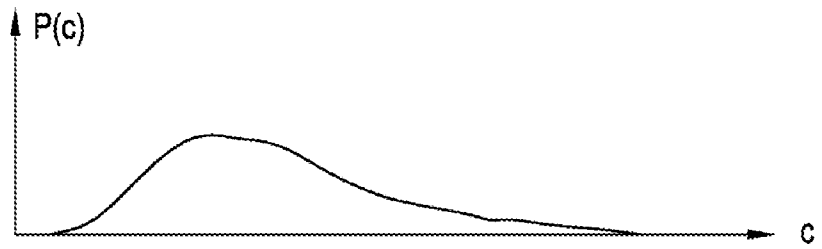


Fig. 5b

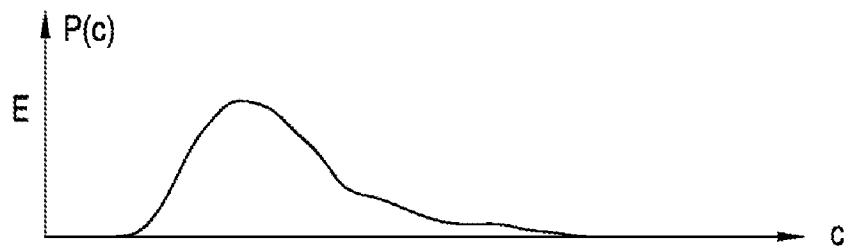


Fig. 5c

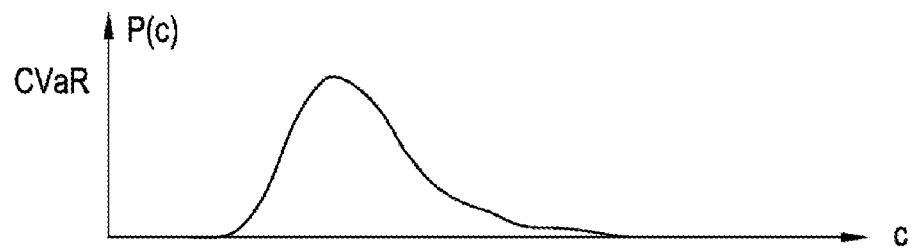


Fig. 5d

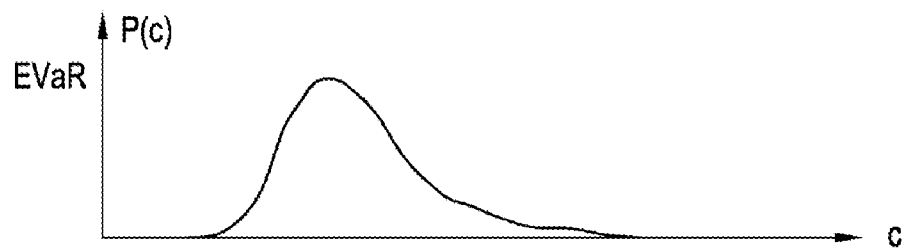
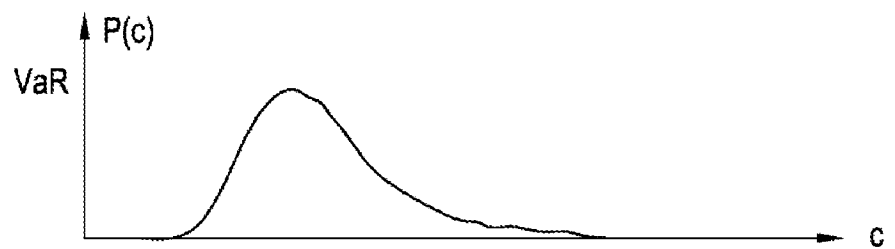


Fig. 5e



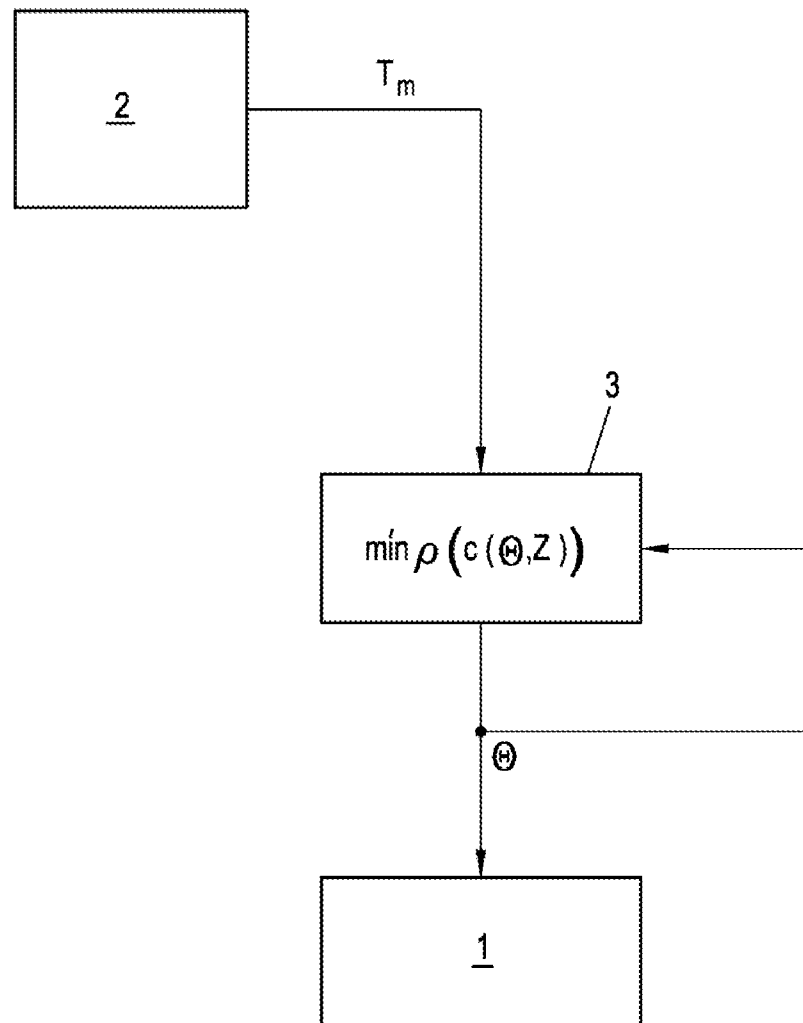


Fig. 6