

19



OFICINA ESPAÑOLA DE
PATENTES Y MARCAS

ESPAÑA



11 Número de publicación: **2 713 984**

51 Int. Cl.:

A21B 1/40	(2006.01)
A21B 3/10	(2006.01)
F24C 15/00	(2006.01)
A21D 6/00	(2006.01)
A21C 13/00	(2006.01)
G01N 33/02	(2006.01)
F24C 7/08	(2006.01)
F24C 15/04	(2006.01)
G01J 5/00	(2006.01)

12

TRADUCCIÓN DE PATENTE EUROPEA

T3

- 86 Fecha de presentación y número de la solicitud internacional: **04.12.2013 PCT/EP2013/003662**
- 87 Fecha y número de publicación internacional: **12.06.2014 WO14086486**
- 96 Fecha de presentación y número de la solicitud europea: **04.12.2013 E 13807926 (4)**
- 97 Fecha y número de publicación de la concesión europea: **28.11.2018 EP 2928305**

54 Título: **Método para sistema de monitoreo de tratamiento térmico**

30 Prioridad:

04.12.2012 EP 12008113
04.10.2013 EP 13004786

45 Fecha de publicación y mención en BOPI de la traducción de la patente:
24.05.2019

73 Titular/es:

STORK GENANNT WERSBORG, INGO (100.0%)
Amalienstraße 89
80799 München, DE

72 Inventor/es:

STORK GENANNT WERSBORG, INGO

74 Agente/Representante:

CARVAJAL Y URQUIJO, Isabel

ES 2 713 984 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

Método para sistema de monitoreo de tratamiento térmico

5 La presente invención se relaciona con un método para un sistema de monitoreo de tratamiento térmico, en particular un sistema de monitoreo para calentar, hornear o fermentar comida a calentar como pan, masa o similares, y un dispositivo de monitoreo de tratamiento térmico correspondiente.

La humanidad ha tratado la comida con calor probablemente desde el descubrimiento del fuego. Sin embargo, hasta ahora esta tarea aún es controlada por un operador humano. La meta de la invención subyacente es automatizar el tratamiento de la comida y en particular el horneado o fermentación de pan de manera que no sea necesaria la intervención humana.

10 Se conocen muchas invenciones que se acercan a esta meta. Por ejemplo, DE 10 2005 030483, describe un horno para el tratamiento térmico con un dispositivo de apertura que puede abrirse o cerrarse automáticamente. En DE 20 2011 002570, se describe un aparato para el tratamiento térmico de los productos de alimentos y recibirlos en un carro para productos. Este último se equipa con un sistema de control para controlar un proceso de tratamiento para detectar el tipo y cantidad de productos. El controlador selecciona con datos predefinidos para realizar una
15 identificación automática de los productos. Puede usarse una cámara fuera de la cámara de tratamiento como sensor. En EP 250 169 A1, se describe una puerta de un horno que incorpora una cámara para visualizar una mufla o cámara de horneado. La visualización es una ventaja para ahorrar pérdidas de energía creadas por las ventanas de observación. US 0 2011 0123 689 describe un horno que comprende una cámara y un sensor de distancia con el fin de extraer las características del producto para los procesos de calentamiento. DE 20 2011 002 570 U1 describe
20 un sistema con adquisición por sensor en hornos.

El documento DE 10 2010 016 651 A1 se refiere a un método para determinar el grado de dorado de un alimento cocinado de un electrodoméstico de cocina, y para determinar el grado de contaminación de una cámara de cocción. El método para determinar el grado de dorado usa una señal de sensor de un sensor de pirazina y un sensor de aldehído, que se esquematizan en un diagrama bidimensional para clasificar un estado de dorado de un alimento a
25 calentar, por ejemplo de un pedazo de cerdo asado. Las emisiones de carne a calentar muestran dependencia de tiempo característica a la vista del estado de dorado de la carne a calentar. Un valor de relación determinado entre un valor principal de una primera sustancia (señal de aldehído) y una segunda sustancia (señal de pirazina) deben determinarse en cada punto de tiempo en un proceso de fermentación. El valor de relación determinado, que varía de forma característica durante la fermentación del producto de fermentación debe determinarse en un análisis
30 previo empírico mediante medidas comparativas, antes de poder usarse como valor de referencia. El valor de señal de aldehído o pirazina puede determinarse analizando el espectro de sensor mediante un análisis de múltiple señal tal como análisis discriminante lineal (LDA).

El documento JP 2001330257 A se refiere a un dispositivo de control. Un medio de representación de estado muestra un diagrama constitucional bidimensional de un usuario, e informa de la característica del objeto calentado,
35 y el estado del aparato. Cuando datos multivariados medidos por 50 sensores se consideran, la información en cada sensor tiene mucho que se superpone parcialmente, y objetos que tienen correlación en variables. Es decir, la información adquirida por 50 sensores puede adquirirse por el fenómeno que consiste en la dimensión de que no hay nada y peculiar para algunos datos adquiridos desde 50 fenómenos independientes. El análisis de componente principal es la técnica de adquirir la información sobre datos eficazmente encontrando una dimensión peculiar para
40 datos y proyectar información en el plano de la dimensión. Para pensar que la visualización es importante además en esto, dos variables importantes se usan para un eje de coordenadas, y el método de proyectar información en el plano por dos variables se usa esta vez. Como resultado de realizar el análisis de componente principal de un análisis multivariado, un diseñador puede comprobar un resultado de análisis fácilmente proyectando la información por muchos sensores en un plano bidimensional.

45 El documento EP 1 595 453 A1 se refiere a un método de control automático de hornear productos alimentarios en un horno, y un horno controlado automáticamente. Las cantidades a monitorizar durante el horneado se determinaron como sigue. Un horno de ensayo eléctrico se equipó con un número de sensores, incluyendo sensores para detectar concentraciones de respectivas sustancia en aire, sensores de temperatura y una celda de carga. Más específicamente, del primer tipo, sensores de humedad y sensores de gas MOS para detectar la presencia y
50 concentración de diversos tipos de vapor de alcohol, se usaron. Los productos en una categoría alimentaria se hornearon en ensayo entonces a diferentes temperaturas, y las señales desde los sensores en cada caso se registraron. Al usar la técnica conocida PCA (Análisis de Componente Principal), los componentes principales que justifican la variación en tiempo de los datos recogidos en cada ensayo se determinaron en el espacio dimensional N (siendo N el número de sensores usados y por tanto el número de conjuntos de datos recogidos en cada ensayo).
55 Los sensores sintéticos asociados con y que describen el patrón de tiempo de los componentes principales también se definieron. La comparación de la respuesta de sensor sintético de componente principal y las respuestas de sensor de vapor de alcohol y humedad mostraron que los patrones de tiempo son cualitativamente similares y para mostrar un máximo tras un estado inicial transitorio. El horneado óptimo se logra prolongando el calentamiento del

producto en el horno más allá del instante correspondiente al máximo de las respuestas de sensor. De esto se deduce que incluso un sensor puede ser suficiente para adquirir información significativa por la que determinar el estado de horneado del producto.

5 El documento EP 0 701 387 A2 se refiere a un aparato para y un método de control de una cocina y una cocina controlada así. Un horno se modifica para que la salida de un sensor de humedad se presente a un ordenador. El ordenador almacena la salida del sensor de humedad como cocción de diversos artículos de progresos alimentarios. Los datos de sensor se muestrean y filtran digitalmente por el ordenador para definir una trayectoria de humedad para cada artículo alimentario. El tiempo de cocción óptimo para cada artículo alimentario se estima además por un cocinero experto que actúa con el papel de supervisor en el sistema de enseñanza. Cuando la trayectoria de
10 humedad para todos los procesos de cocción o calentamiento se ha obtenido para un amplio intervalo de tipos de comida, la fase de preparación de datos ocurre. El punto deseado se evalúa en un punto bien definido en la trayectoria de humedad, por ejemplo, en el punto en que el índice máximo de cambio de humedad ocurre. La trayectoria se procesa entonces para extraer un conjunto de parámetros que describen la trayectoria de humedad hasta el punto bien definido. Estos parámetros se guardan entonces como vectores de característica. Los vectores
15 de característica representan una etapa de compresión de datos que reduce el cálculo requerido por la red neural. Una vez que los vectores de característica se han calculado para todos los patrones en la base de datos de enseñanza, comienza la fase de entrenamiento de red neural.

El documento US 2006/0112833 A1 se refiere a cocinar utilizando un análisis en grupo y utensilios de cocina para ello. Se ha encontrado que con la ayuda del análisis en grupo, que se conoce esencialmente desde la investigación social empírica, los métodos de cocción pueden condensarse, tipificarse, perfilarse y caracterizarse matemáticamente de forma inequívoca así como describirse a pesar de su relación altamente compleja de los artículos. Como resultado, el problema se reduce a unas cuantas cantidades clave a definir, en lugar de aislamiento y consideración de un número infinito de cantidades individuales influyentes. En particular, unos nuevos cursos actuales del proceso de cocción pueden reconocerse tempranamente con la ayuda de sus manifestaciones típicas y pueden asignarse automáticamente a un perfil de cocción representativo. Así, una etapa adicional se realiza en la dirección de cocción totalmente automática.

El documento DE 10 2008 009 660 A1 se refiere a un electrodoméstico de cocina. Una cámara puede usarse en lugar de un fotodetector. La cámara tiene un filtro óptico que puede registrar la variación de intensidad de luz de una o más longitudes de onda en un patrón bidimensional. Por técnicas de reconocimiento de imagen unas fases hidrófilas e hidrófobas pueden evaluarse distintamente. Las fases hidrófilas son sustancias fluorescentes o absorbentes solubles al agua emitidas desde el producto de fermentación, mientras las fases hidrófobas son sustancias fluorescentes o absorbentes solubles al líquido desde el producto de fermentación. Las fases solubles al agua y solubles al líquido pueden analizarse por algoritmos de evaluación, que se han determinado antes empíricamente y que se almacenan en una memoria electrónica del dispositivo de fermentación.

35 El documento EP 0 563 698 A2 se refiere a un sistema de cocción controlado automáticamente. En la memoria se almacenan una pluralidad de programas de cocción típicos predeterminados, cada uno de ellos constituido por una combinación diferente de parámetros de proceso que pueden por ejemplo ser indicativos de la naturaleza y la forma del artículo alimentario a cocinar, su peso y/o volumen, el grado de humedad ideal de la zona de cocción, la temperatura, el grado de ventilación, las características del recipiente en el que el alimento a cocinar puede alojarse
40 posiblemente y el grado o extensión al que debe cocinarse el alimento.

El documento US 6.080.972 A se refiere a un controlador de horno programable universal operado remotamente. Un modo de cocción alterno es con el uso de una sonda insertada en el artículo alimentario. En este modo de operación, una sonda de temperatura se inserta en el producto alimentario congelado para detectar la temperatura interna del artículo alimentario. Una temperatura del aire ambiental controlada descongela el producto alimentario.
45 Cuando la temperatura interna del producto alimentario alcanza 45 grados, el ciclo de descongelación se considera completo, causando el inicio del ciclo de cocción.

El documento 5.786.568 A se refiere a un horno programable para cocinar, mantener y fermentar comestibles. Los modos funcionales de operación de un horno pueden incluir un modo para asar y hornear, un modo para mantener una temperatura y un modo para fermentar artículos alimentarios. El horno puede comprender una entrada térmica en la cámara de horno que depende de la corriente que fluye a través de los elementos de calentamiento. El horno puede comprender además una pluralidad de sensores de temperatura que comprenden además un primer sensor para medir una temperatura de aire de horno interna, y un segundo sensor de temperatura asociado con la sonda para medir directamente la temperatura interna del artículo alimentario. Un microprocesador puede tener un programa que calcula la corriente necesaria para producir la temperatura deseada como se determina por los
55 sensores de temperatura.

Sin embargo, el tratamiento térmico de los alimentos, en particular para hornear pan con un horno, todavía sigue la configuración manual y ocurre bajo supervisión humana. Cuando un operador humano pone pan en un horno, deben ajustarse propiedades importantes como temperatura, tiempo y circulación. Normalmente los ajustes se almacenan

- 5 en una base de datos de programas de control de horno. Un operador humano debe seleccionar el programa apropiado y esto aún es una fuente de error y crea mano de obra humana con un cierto grado de conocimiento operativo. Además, muchos parámetros del proceso pueden conducir a un resultado no deseado en el producto de alimento. El pan puede hornearse más o menos de lo necesario, aún si se eligió el programa correcto. Esto puede ser causado por las diferencias en el precalentamiento del horno, preparación de la masa, temperatura exterior, humedad exterior, distribución de la carga, tiempos de apertura de la puerta del horno y mucho más. Todavía requiere mano de obra humana capacitada para supervisar el horneado o el tratamiento térmico de los alimentos.
- 10 Además, al procesar un alimento como, por ejemplo, en una planta de manufactura para masa cruda o preheñada, los objetos que se procesan constituyen la base de muchas variaciones del proceso. Debido a la naturaleza de muchos productos de alimentos, los objetos que se están procesando pueden variar en cuanto su forma, color, tamaño y muchos otros parámetros. Este es uno de los desafíos clave en el procesamiento industrial de alimentos, debido que con frecuencia los dispositivos de procesamiento deben ser ajustados para compensar estas variaciones. Por tanto, es deseable automatizar los pasos del procesamiento industrial, idealmente haciendo los ajustes manuales innecesarios. Por ejemplo, para el horneado los cambios en las características de la harina pueden tener como resultado variaciones graves en el proceso de dispositivos de procesamiento de masa industriales. Por ejemplo, puede ser necesario adaptar los parámetros de una mezcladora, un divisor de masas, dispositivos de formación de masas, fermentación, cortador, envase, el programa de horneado de un horno o una unidad de horneado por vacío.
- 15 Con el fin de lograr la meta de horneado o procesamiento de alimentos automatizado, es necesario proporcionar al sistema de monitoreo correspondiente datos de dispositivos de monitoreo adecuados. Por tanto, existe una necesidad de sistemas de monitoreo con dispositivos de monitoreo para recolectar datos adecuados.
- 20 Para productos horneados en un horno, puede usarse un sistema de monitoreo con una cámara para monitorear el proceso de horneado a través de una ventana en un horno. Sin embargo, con el fin de prevenir pérdidas térmicas por disipación del calor a través de la ventana, en los hornos convencionales estas ventanas se fabrican con doble vidrio, es decir, tienen un panel de vidrio interior y uno exterior. Por tanto, la luz desde el exterior del horno puede pasar por el panel de vidrio exterior y reflejarse en la cámara a través del panel de vidrio interior, lo cual conduce a imágenes distorsionadas de productos horneados.
- 25 Por tanto, es ventajoso proporcionar un sistema de monitoreo de tratamiento térmico que reduzca las interferencias de las imágenes de los productos horneados capturadas a través de una ventana de vidrio doble.
- 30 En los sistemas de procesamiento de alimentos los datos concernientes a la estructura de los alimentos procesados deben obtenerse sin detener el procesamiento de los alimentos, con el fin de no reducir una salida de producción. Por tanto, es deseable ajustar los parámetros de los dispositivos antes mencionados de un sistema de procesamiento de alimentos o cualquier otro dispositivo en el procesamiento de alimentos, con base en las técnicas de medición sin contacto.
- 35 Con el fin de que los datos capturados mediante dispositivos de monitoreo sean útiles para el horneado o procesamiento de alimentos automatizado es deseable proporcionar un método para clasificar una multitud de imágenes registradas mediante dispositivos de monitoreo que observan un área de procesamiento de alimentos procesados y proporcionar una máquina que usa los mismos.
- 40 Una vez que los datos se clasifican adecuadamente es ventajoso aprovechar las capacidades cognitivas con el fin de aumentar la flexibilidad, calidad y eficiencia de la máquina de tratamiento térmico. Esto puede separarse adicionalmente en los objetos: Es ventajoso proporcionar un sistema capaz de obtener conocimiento aprendiendo de un experto humano a abstraer la información relevante dentro del procesamiento de alimentos y cómo operar un horno, en donde el sistema deberá mostrar un comportamiento razonable en situaciones desconocidas y deberá ser capaz de aprender sin supervisión.
- 45 Es ventajoso proporcionar un sistema que aumente la eficiencia mediante el control de ciclo cerrado de una fuente de energía adaptándose a los cambios en el tiempo de procesamiento y manteniendo un estado de procesamiento de alimentos deseado.
- Es ventajoso proporcionar un sistema que tenga flexibilidad para tareas de procesamiento de alimentos diferentes individualmente adaptándose a diferentes tipos de alimentos o tareas del proceso.
- 50 Es un objeto de la presente invención proporcionar un método para un sistema de monitoreo de tratamiento térmico o un sistema de monitoreo de tratamiento térmico en el que un estado de proceso de calentamiento actual puede determinarse de forma eficaz. Este objeto se logra por un método para un sistema de monitoreo de tratamiento térmico y un sistema de monitoreo de tratamiento térmico según las reivindicaciones independientes. Otras realizaciones ventajosas y refinamientos de la presente invención se describen en las respectivas

subreivindicaciones.

En particular, para capturar una imagen de una cámara de tratamiento térmico (horno) es ventajoso usar una iluminación en combinación con el tintado u oscurecimiento de la ventana exterior. Esto proporciona un menor impacto de la luz exterior del procesamiento de imágenes del horno en las imágenes. Se recomienda entintar la ventana por lo menos un 40 %.

Para el procesamiento de alimentos industrial es ventajoso usar un generador de línea láser, o cualquier otra fuente de luz, y un sensor de cámara, o cualquier otro sensor óptico, para obtener información sobre la comida que se está procesando. Con un procedimiento, también conocido como triangulación láser, una línea láser puede proyectarse en un objeto de medición, con el fin de obtener sus características.

Además, es ventajoso que el tratamiento térmico de la comida se automatice de manera que ya no sea necesaria interacción humana adicional además de cargar y descargar el horno o la máquina de tratamiento térmico. Sin embargo, incluso este paso puede automatizarse si se desea. Con el fin de hacerlo, la máquina de tratamiento térmico necesita una cámara de tratamiento que se monitorea con una cámara y está equipada con un sensor de temperatura de la cámara de tratamiento interna como un termómetro. En lugar de usar una cámara, también puede usarse un arreglo de por lo menos dos fotodiodos. Es ventajoso usar más sensores que adquieran señales relacionadas con la humedad de la cámara de tratamiento interna, tiempo, ventilación, distribución de calor, volumen de carga, distribución de carga, peso de la carga, temperatura de la superficie de los alimentos, y la temperatura interior de los alimentos tratados. También pueden aplicarse los siguientes sensores: higrómetro, triangulación láser, sensores de temperatura de inserción, sensores acústicos, básculas, temporizadores y muchos más. Además, pueden aplicarse los sistemas de enfriamiento adjuntos a cualquier sensor sensible al calor aplicado. Por ejemplo, esto puede ser un sistema de enfriamiento eléctrico, de aire o agua como un enfriador Peltier o ventilador, una bomba térmica termoeléctrica o refrigeración por vapor-compresión, y mucho más.

Además es ventajoso que en un proceso de tratamiento térmico de alimentos y en particular de alimentos horneados con una máquina de tratamiento térmico, como un horno con una cámara de tratamiento térmico, la temperatura interna y la imagen de la cámara interior u otros sensores pueden usarse para el control de una fuente de alimentación o parámetros de tratamiento. De acuerdo con la invención, la imagen de la cámara es adecuada para la detección de parámetros relacionados con cambiar el volumen y/o el color de los alimentos durante el calentamiento de los mismos. De acuerdo con una máquina modelo aprendida o corregida antes de esto, puede determinarse con este método para la máquina de tratamiento térmico, si los alimentos tratados se encuentran en un estado de proceso deseado y el proceso puede ajustarse individualmente con un control de ciclo cerrado de la potencia del proceso de tratamiento térmico. El resultado del proceso deseado puede alcanzarse en varias máquinas de tratamiento térmico distribuido localmente distribuyendo los parámetros definidos por las condiciones de los alimentos tratados del proceso deseado. Además, los sensores usados y los datos del proceso derivados, en particular la imagen de la cámara, puede usarse para determinar el tipo y cantidad de los alimentos basados en las características de los datos y por tanto iniciar las variantes del proceso apropiadas automáticamente.

De acuerdo con un ejemplo útil para entender la presente invención, un sistema de monitoreo de tratamiento térmico comprende: una máquina de tratamiento térmico que comprende una cámara de tratamiento térmico, una ventana de vidrio doble que comprende una ventana interna y una ventana externa, y un aparato de iluminación para iluminar el interior de la cámara de tratamiento térmico y un aparato de monitoreo montado en la máquina de tratamiento térmico y comprende una cámara para observar la cámara de tratamiento térmico a través de la ventana interna, en donde la transmitancia visible de la ventana exterior es más baja que la transmitancia visible de la ventana interna para reducir los reflejos dentro de la estructura de la ventana de vidrio doble y los efectos de iluminación externa sobre el procesamiento de imagen de las imágenes grabadas por la cámara. Preferiblemente, la ventana exterior se oscurece mediante un recubrimiento. Preferiblemente, se aplica una lámina de metal o una lámina de tintura en la ventana exterior. Preferiblemente, la ventana exterior comprende un vidrio tintado. Preferiblemente, la ventana exterior tiene una transmitancia visible máxima del 60%. Preferiblemente, la ventana de vidrio doble es una ventana de una puerta de una máquina de tratamiento térmico de una puerta de una máquina de tratamiento térmico de la máquina de tratamiento térmica. Preferiblemente, el aparato de monitoreo está adaptado para generar imágenes procesadas de rango dinámico alto (HDR) de los alimentos a calentar dentro de la cámara de tratamiento térmico. Preferiblemente, el aparato de monitoreo además comprende una carcasa y un soporte de sensor de cámara, en donde se monta la cara. Preferiblemente, la carcasa está equipada con disipadores de calor y ventiladores para proporcionar enfriamiento de la cámara. Preferiblemente, la máquina de tratamiento térmico es un horno de convección o de plataforma que tiene por lo menos dos bandejas en una manera apilada. Preferiblemente, la cámara está inclinada de manera que en una dirección horizontal y/o vertical con respecto a la ventana de vidrio doble a ser adaptada para observar por lo menos dos bandejas a la vez en el horno de convección o de plataforma. Preferiblemente, el sistema de monitoreo de tratamiento térmico comprende por lo menos dos cámaras para observar cada bandeja por separado. Preferiblemente, el sistema de monitoreo de tratamiento térmico además comprende una unidad de control que está siendo adaptada para procesar y clasificar las imágenes de alimentos observados por la cámara con base en los datos de entrenamiento para determinar un tiempo de finalización de un proceso de calentamiento para los alimentos. Preferiblemente, la unidad de control está adaptada para detener el

calentamiento de la máquina de tratamiento térmico cuando el proceso de calentamiento debe finalizarse. Preferiblemente, la unidad de control está adaptada para abrir automáticamente la máquina de tratamiento térmico cuando el proceso de horneado debe finalizarse, o en donde la unidad de control está adaptada para ventilar la cámara de tratamiento térmico con aire frío o aire cuando el proceso de calentamiento debe finalizarse.

5 De acuerdo con un ejemplo útil para entender la presente invención, un sistema de monitoreo de tratamiento térmico comprende una unidad de sensor que tiene por lo menos un sensor para determinar los datos de sensor actual de los alimentos calentados; una unidad de procesamiento para determinar los datos de las características actuales de los datos de los sensores actuales; y una unidad de monitoreo adaptada para determinar un estado de proceso de calentamiento actual en un proceso de calentamiento actual de los alimentos monitoreados comparando los datos de características actuales con los datos de funciones de referencia de un proceso de calentamiento de referencia. Preferiblemente, el sistema de monitoreo de tratamiento térmico además comprende una unidad de aprendizaje adaptada para determinar un mapeo de los datos de sensor actuales con los datos de función actuales y/o para determinar los datos de función de referencia de un proceso de calentamiento de referencia basado en los datos de funciones de por lo menos de un proceso de calentamiento de entrenamiento. Preferiblemente, la unidad de aprendizaje está adaptada para determinar un mapeo de datos del sensor de corriente a los datos de funciones actuales por medio de un análisis de varianza de por lo menos un proceso de calentamiento de entrenamiento para reducir la dimensionalidad de los datos de sensor actuales. Preferiblemente, la unidad de aprendizaje está adaptada para determinar un mapeo de datos de función por medio de un análisis de varianza de por lo menos un proceso de calentamiento de entrenamiento para reducir la dimensionalidad de los datos de características actuales. Preferiblemente, el análisis de varianza comprende por lo menos uno entre el análisis de componentes principal (PCA), mapeo de funciones isométricas (ISOMAP) o análisis discriminante lineal (LDA) o una técnica de reducción de dimensionalidad. Preferiblemente, la unidad de aprendizaje está adaptada para determinar datos de funciones de referencia de un procesamiento de calentamiento de referencia combinando datos de funciones predeterminados de un programa de calentamiento con un conjunto de entrenamiento de datos de funciones de por lo menos un proceso de calentamiento de entrenamiento clasificado como parte de un conjunto de entrenamiento establecido por una preferencia de usuario. Preferiblemente, el sistema de monitoreo de tratamiento térmico además comprende una unidad de grabación para grabar los datos de funciones actuales de un procesamiento térmico actual, donde la unidad de aprendizaje está adaptada para recibir los datos de funciones grabadas de la unidad de grabación para usarlos como datos de funciones de un procesamiento de calentamiento de entrenamiento. Preferiblemente, la unidad de sensor comprende una cámara que graba una imagen de píxeles de los alimentos que se están calentando, en donde los datos de sensor actuales de la cámara corresponden a los datos de píxeles actuales de una imagen de píxeles actual. Preferiblemente, los datos de píxeles actuales comprenden primeros datos de píxeles correspondientes a un primer color, segundos datos de píxeles correspondientes a un segundo color, y terceros datos de píxeles correspondientes a un tercer color. Preferiblemente, el primer, segundo y tercer color corresponden a R (rojo), G (verde) y B (azul), respectivamente. Preferiblemente, la cámara está adaptada para generar imágenes de píxeles procesados por HDR como datos de píxeles actuales. Preferiblemente, el sistema de monitoreo de tratamiento térmico además comprende una unidad de clasificación adaptada para clasificar el tipo de alimentos a calentar y elegir un proceso de calentamiento de referencia correspondiente al tipo de alimentos determinado. Preferiblemente, el sistema de monitoreo de tratamiento térmico además comprende una unidad de control adaptada para cambiar un proceso térmico de un proceso de fermentación a un proceso de horneado con base en una comparación del estado del proceso de calentamiento actual determinado por la unidad de monitoreo con un estado de proceso de calentamiento predeterminado. Preferiblemente, el sistema de monitoreo de tratamiento térmico además comprende una unidad de control adaptada para indicar el tiempo restante del proceso de calentamiento con base en una comparación del estado del proceso de calentamiento actual determinado por la unidad de monitoreo con un estado de proceso de calentamiento correspondiente a un punto final de calentamiento y/o para mostrar imágenes del interior de la cámara de tratamiento térmico. Preferiblemente, el sistema de monitoreo de tratamiento térmico además comprende una unidad de control adaptada para alertar al usuario cuando deba terminarse el proceso de calentamiento. Preferiblemente, el sistema de monitoreo de tratamiento térmico además comprende una unidad de control adaptada para controlar un control de temperatura de una cámara de calentamiento, medios para adaptar la humedad en la cámara de tratamiento térmico añadiendo agua o vapor, un control del mecanismo de ventilación, medios para adaptar la velocidad del ventilador, medios para adaptar la presión diferencial entre la cámara de tratamiento térmico y el ambiente respectivo, medios para establecer una curva de temperatura dependiente del tiempo dentro de la cámara de tratamiento, medios para realizar y adaptar diferentes procedimientos de tratamiento térmico como fermentación u horneado, medios para adaptar los perfiles de flujo de gas interno dentro de la cámara de tratamiento térmico, medios para adaptar la intensidad de emisión electromagnética y de sonido de los emisores electromagnéticos o de sonido respectivos para sondear u observar propiedades de los alimentos a calentar. Preferiblemente, el o los sensores de la unidad de sensor comprende por lo menos uno entre higrómetro, sensor de temperatura de inserción, sensor de temperatura de la cámara de tratamiento, sensores acústicos, básculas, temporizador, cámara, sensor de imagen, arreglo de fotodiodos, un analizador de gas dentro de la cámara de tratamiento, medios para determinar los perfiles de temperatura de los sensores de temperatura de inserción, medios para determinar las emisiones electromagnéticas o acústicas del proceso de los alimentos a tratar como el reflejo o la emisión de luz o sonido en respuesta a emisores o fuentes de luz o sonido, medios para determinar los resultados de las mediciones en 3D de la comida a calentar incluyendo sistemas 3d, de cámara estéreo o radar, o medios para determinar el tipo, constitución, patrón, características ópticas, volumen o masa de los alimentos a tratar.

De acuerdo con otro ejemplo útil para entender la presente invención, se proporciona un sistema de monitoreo de tratamiento térmico, el cual comprende: una unidad de tratamiento térmico u horneado para hornear o fermentar productos o alimento a calentar o una línea de procesamiento de alimentos; una unidad de distribución de luz láser para generar un primer haz láser y el segundo haz láser a una posición de productos a hornear dentro de la unidad de horneado; una primera unidad de detección de luz para detectar el reflejo del primer haz láser disperso desde los productos de horneado; una segunda unidad de detección de luz para detectar el reflejo del segundo haz láser disperso desde los productos de horneado; una unidad de medición para determinar un perfil de altura de los productos de horneado de acuerdo con las detecciones de la primera unidad de detección de luz y la segunda unidad de detección; y una unidad móvil para cambiar una distancia entre la unidad de distribución de luz láser y los productos de horneado. En el presente documento, la unidad de distribución de luz láser preferiblemente comprende: una primera unidad de generación de luz láser para generar el primer haz láser; y una segunda unidad de generación de luz láser para generar el segundo haz láser. En el presente documento, la unidad de distribución de luz láser preferiblemente comprende: una primera unidad de generación de luz láser para generar el primer haz láser; y una segunda unidad de generación de luz láser para generar el segundo haz láser desde el haz láser primario. La unidad óptica preferiblemente comprende: un espejo móvil y giratorio, hacia el cual se dirige el haz láser primario, para generar el primer haz láser y el segundo haz láser alternativamente moviéndolo y girándolo con respecto a la unidad de generación de luz láser primaria. La unidad óptica preferiblemente comprende: un espejo semitransparente, hacia el cual se dirige el haz láser primario, para generar el primer haz láser y un segundo haz láser; y un espejo, hacia el cual se dirige el haz láser secundario, para generar el segundo haz láser. El primer haz láser preferiblemente se dirige hacia una primera posición; el segundo haz láser preferiblemente se dirige hacia una segunda posición; una pieza de artículos a hornear preferiblemente se mueve desde la primera posición a la segunda posición mediante la unidad móvil; y un cambio del perfil de altura del artículo de horneado es determinada preferiblemente por la unidad de medición. Preferiblemente, el primer haz láser se dirige a un primer extremo del artículo de horneado y tiene una inclinación de menos de 45° con respecto a un soporte de la pieza del artículo de horneado; el segundo haz láser está dirigido a un segundo extremo de la pieza del artículo de horneado opuesto al primer extremo y tiene una inclinación de menos de 45° con respecto al soporte; y el ángulo mínimo entre el primer haz láser y el segundo haz láser es mayor al 90°. Preferiblemente, la unidad móvil es una banda transportadora que mueve los productos de horneado a través de la unidad de horneado. Preferiblemente, la unidad de distribución de luz láser se ubica dentro de la unidad de horneado, y el primer y segundo haces láser se dirigen directamente desde la unidad de distribución de luz láser hacia los productos de horneado. Preferiblemente, las unidades generadoras de luz láser se encuentran fuera de la unidad de horneado; y los haces láser se dirigen hacia los productos de horneado mediante espejos de deflexión. Preferiblemente, las unidades de detección de luz se ubican fuera de la unidad de horneado; y el reflejo de los rayos láser se guía a las unidades de detección de luz mediante espejos guía. Preferiblemente, los espejos se calientan. Preferiblemente, el primer y segundo haces láser tienen forma de abanico; y la reflexión del primer y segundo haces láser se enfocan en la primera y segunda unidades de detección de luz mediante lentes. Preferiblemente, el sistema óptico constituido por la unidad de distribución de luz láser, los productos de horneado y las unidades de detección de luz satisfacen el principio de Scheimpflug. Un método para monitorear el horneado de la presente invención comprende los pasos de: procesar los productos de horneado en una unidad de horneado; mover los productos de horneado a través de la unidad de horneado; generar un primer haz láser y un segundo haz láser y dirigir el primer haz láser y el segundo haz láser a una posición de los productos de horneado dentro de la unidad de horneado; detectar el reflejo del primer haz láser dispersado desde los productos de horneado; detectar el reflejo del segundo haz láser dispersado desde los productos de horneado; y determinar un perfil de altura de los productos de horneado de acuerdo con las detecciones del primer y segundo haces láser.

Los dibujos adjuntos, los cuales se incluyen para proporcionar una comprensión adicional de la invención, están incorporados y constituyen una parte de esta solicitud, ilustran alguna(s) modalidad(es) de la invención y junto con la descripción sirven para explicar el principio de la invención. En los dibujos:

Las Figs. 1A y 1B muestran una vista esquemática en corte transversal y una vista esquemática lateral de una modalidad de un sistema de monitoreo de tratamiento térmico.

Las Figs. 2A y 2B muestran las propiedades de reflejo de una ventana de vidrio doble convencional y una ventana de vidrio doble de un ejemplo del sistema de monitoreo de tratamiento térmico.

La Fig. 3 muestra diferentes vistas esquemáticas de otro sistema de monitoreo de tratamiento térmico.

La Fig. 4 muestra una vista esquemática de un ejemplo de un sensor de imagen.

La Fig. 5 muestra una vista esquemática de otro ejemplo de un sensor de imagen.

Las Figs. 6A y 6B muestran una vista esquemática frontal y lateral de otro ejemplo de un sistema de monitoreo de tratamiento térmico.

La Fig. 7 muestra una vista esquemática de un ejemplo de una cámara de tratamiento térmico.

La Fig. 8 muestra una vista esquemática de un ejemplo de un sistema de producción de alimentos.

La Fig. 9 muestra una vista esquemática de un ejemplo de un sistema de producción de alimentos usando triangulación láser.

5 La Fig. 10 muestra una vista esquemática de otro ejemplo de un sistema de producción de alimentos usando triangulación láser.

La Fig. 11 muestra una vista esquemática superior de un ejemplo de una bandeja con una indicación para distribuir la masa.

La Fig. 12 muestra una vista esquemática de un ejemplo de un sistema de sensor integrado en un bastidor de horno.

10 La Fig. 13 muestra un diagrama de flujo de procesamiento de datos de un ejemplo de un sistema de monitoreo de tratamiento.

La Fig. 14 muestra un ciclo de acción de percepción cognitiva para máquinas de producción de alimentos con sensores y actuadores de acuerdo de la presente invención.

La Fig. 15 muestra las categorías de técnicas de reducción lineal y no lineal.

15 La Fig. 16 muestra un mapeo de datos de prueba bidimensionales a un espacio tridimensional con un separador lineal óptimo.

La Fig. 17 muestra una arquitectura de acuerdo con la presente invención y grupos de componentes para diseñar agentes para el monitoreo del proceso o control de ciclo cerrado en sistemas de producción de alimentos usando un modelo de caja negra con sensores y actuadores.

20 La Fig. 18A muestra una vista esquemática en corte transversal de una modalidad de un sistema de monitoreo de tratamiento térmico.

La Fig. 18B muestra un diagrama de bloques de una modalidad de un sistema de monitoreo de tratamiento térmico.

Las Figs. 1A y 1B ilustran un sistema de monitoreo de tratamiento térmico 100 de acuerdo con una modalidad de la presente invención. La Fig. 1a ilustra una vista superior esquemática en corte transversal del sistema de monitoreo de tratamiento térmico 100, mientras que la Fig. 1B ilustra una vista frontal esquemática del mismo.

25 Como se ilustra en las Figs. 1A y 1B el sistema de monitoreo de tratamiento térmico, sistema de monitoreo de horneado o sistema de monitoreo de fermentación y/u horneado 100 tiene un horno 110 con un tratamiento térmico o cámara de horno 120, por lo menos una ventana de vidrio doble 130 en una pared lateral del horno 110 y un aparato de iluminación 140 dentro de la cámara de horno 120.

30 La máquina de tratamiento térmico u horno 110 puede ser cualquier horno que pudiera usarse convencionalmente para la cocción de la comida, en particular para el horneado o fermentación de pan. El horno puede cocinar comida usando diferentes técnicas. El horno puede ser un horno de tipo de convección o un horno de tipo de radiación.

35 El tratamiento térmico o la cámara del horno 120 captura la mayoría del interior del horno 110. Los alimentos se cocinan dentro de la cámara de horno 120. Los alimentos pueden colocarse sobre un número diferente de bandejas que pueden apoyarse en las paredes de la cámara del horno. Los alimentos también pueden colocarse sobre carritos móviles con varias bandejas, los cuales pueden moverse dentro de la cámara de horno 120. Dentro de la cámara del horno 120 se proporciona una fuente de calor, que se usa para cocinar los alimentos. Además, un sistema de ventilación puede estar compuesto dentro de la cámara del horno para distribuir el calor producido por la fuente de calor de forma más uniforme.

40 El interior del horno o la cámara de tratamiento térmico se iluminan mediante un aparato de iluminación 140. El aparato de iluminación 140 puede estar colocado dentro del horno o cámara de tratamiento térmico como se muestra en la Fig. 1A. El aparato de iluminación 140 también puede ubicarse fuera de la cámara del horno 120 e iluminar la cámara del horno 120 a través de una ventana. El aparato de iluminación 140 puede ser cualquier dispositivo emisor de luz convencional, p.ej., un foco, una lámpara de halógeno, un fotodiodo o una combinación de varios de estos dispositivos. El aparato de iluminación 140 puede enfocarse en la comida para cocinarse dentro de la cámara del horno 120. En particular, el aparato de iluminación 140 puede ajustarse o enfocarse de manera que exista un alto contraste entre la comida a cocinar y el interior circundante de la cámara del horno 120 o entre los alimentos y la bandeja y/o carritos donde se encuentra la comida. Un contraste tan alto también puede ser soportado

o generado únicamente usando colores especiales para la luz emitida por el aparato de iluminación 140.

Se proporciona una ventana en una pared de la cámara del horno 120. Con el fin de evitar una pérdida de calor fuera de la cámara del horno 120, la ventana es preferiblemente una ventana de vidrio doble 130 que tiene un panel de vidrio exterior o una ventana exterior 135 y un panel de vidrio interior o una ventana interior 136. La ventana de vidrio doble 130 puede evitar la disipación del calor entre la ventana interior 136 y la ventana exterior 135 proporcionando un gas especial o un vacío entre la ventana interior y la ventana exterior 135. La ventana de vidrio doble 130 también puede ser enfriada mediante ventilación de aire entre la ventana interior 136 y la ventana exterior 135 para evitar un calentamiento de la ventana exterior 135, en donde no se proporciona un gas o vacío especial entre la ventana interior 136 y la ventana exterior 135. El aparato de iluminación 140 también puede proporcionarse entre la ventana interior 136 y la ventana exterior 135. La ventana de vidrio exterior de la ventana exterior 135 es menos caliente y por tanto es menos adecuada para montar una cámara 160. Puede ser más benéfico usar un túnel óptico entre la ventana interior 136 y la ventana exterior 135, debido a que esto nuevamente reduce los reflejos y el impacto térmico.

A través de la ventana de vidrio doble 130 puede observarse un procedimiento de cocción u horneado dentro de la cámara de horno 120 desde el exterior de la máquina de tratamiento térmico u horno.

Como se ilustra en la Fig. 1B un aparato de monitoreo 150 se monta en la máquina de tratamiento térmico u horno 110. El aparato de monitoreo 150 se monta a través de la ventana exterior 135 de la ventana de vidrio doble 130 y comprende una cámara 160 colocada junto a la ventana exterior 135, la cual se usa para observar la comida dentro de la cámara de horno 120 durante la cocción u horneado. La cámara 160 puede ser cualquier cámara convencional capaz de proporcionar datos de imagen en forma accesible por una computadora. La cámara 160 puede ser, por ejemplo una cámara de dispositivo de carga acoplada (CCD) o una cámara de semiconductor de óxido de metal complementario (CMOS). La cámara 160 obtiene imágenes de la comida cocinada durante el procedimiento de cocción. Como se describirá a continuación, estas imágenes pueden usarse para controlar automáticamente el procedimiento de cocción u horneado. Aunque la cámara 160 preferiblemente se monta en el exterior de la ventana exterior 135 para integrarse fácilmente dentro del aparato de monitoreo 150, en donde la cámara 160 entonces observa un interior de la cámara de tratamiento térmico 120 a través de la ventana de vidrio 130, la cámara 160 también puede proporcionarse entre la ventana interior 136 y la ventana exterior 135 para observar un interior de la cámara de tratamiento térmico a través de la ventana interior 136.

Sin embargo, surge un problema si hay una fuente de luz externa presente fuera de la cámara del horno 120 frente a la ventana de vidrio doble 130.

Como se ilustra en la Fig. 2A, luz irritante 272 emitida por una fuente de luz externa puede pasar a través de una ventana exterior 235 de una ventana de vidrio doble, pero puede ser reflejada por la ventana interior 236 en una cámara 260 que observa la comida 280 a cocinar. Por tanto, la cámara 260 no solo obtiene luz 282 emitida o reflejada desde los alimentos 280, sino también desde la luz irritante 272, reflejada en la pared interior 236. Esto tiene como resultado el deterioro de los datos de imagen provistos desde la cámara 260 y por tanto puede afectar adversamente un proceso de horneado automático.

Este efecto adverso se evita bloqueando el paso de la luz irritante a través de una ventana exterior 235. Esto puede hacerse entintando u oscureciendo la ventana exterior 235. A continuación, la luz irritante 272 se refleja o es absorbida por la ventana exterior 235 y no alcanza la ventana interior 236. Por tanto, la ventana interior 236 no refleja luz irritante 272 en la cámara 260 y la cámara 260 captura únicamente la información correcta acerca de los alimentos 280. Por tanto, de acuerdo con la presente modalidad, un deterioro del procedimiento de procesamiento de alimentos automatizado se evita tintando u oscureciendo la ventana 235.

Así, para capturar imágenes de la cámara de tratamiento térmico 120 o el horno 110, es ventajoso usar un aparato de iluminación 140 en combinación con tinter u oscurecer la ventana exterior 235. Esto proporciona un menor impacto de la luz exterior del procesamiento de imágenes del horno en las imágenes.

La transmitancia visible de la ventana exterior 135 puede ser menor que la transmitancia visible de la ventana interior 136. En el presente documento, la transmitancia visible de la ventana exterior 135 puede ser menor al 95 %, más preferiblemente menor al 80 %, y en particular menor al 60 % de la transmitancia de la ventana interior 136. Además, la ventana exterior 235 de la ventana de vidrio doble 130 puede tener preferiblemente una transmitancia visible máxima del 75 %. La transmitancia visible es la transmitancia de la luz incidente normal a la superficie de la ventana de vidrio con un rango de longitud de onda visible, es decir, entre 380 nm a 780 nm. Además, es preferible tintar la ventana en por lo menos un 40 %, por tanto la transmitancia visible máxima es del 60 %. En otras palabras, por lo menos un 40 % de la luz entrante es absorbida o reflejada por la ventana exterior 235 y 60 % de la luz se transmite a través de la ventana exterior 235. La ventana interior 236 puede tener una transmitancia visible del vidrio normal. Además se prefiere tintar la ventana por lo menos un 60 %, lo cual conduce a una transmitancia del 40 %. Un recubrimiento de oscurecimiento puede aplicarse ventajosamente en la ventana exterior de una puerta de vidrio doble del horno para evitar el deterioro del recubrimiento debido a los efectos térmicos. Debido al oscurecimiento de

la ventana exterior, los reflejos de la luz que proviene de un exterior del horno pueden reducirse significativamente. La ventana de la puerta del horno puede oscurecerse por una lámina de metal o recubrimiento (ventana con espejo) o por una lámina de tintura. La ventana de la puerta del horno puede ser una ventana tintada que comprende, por ejemplo, un exterior tintado y/o un vidrio interior. Si la cámara está montada en la ventana exterior 135, el oscurecimiento o reflectividad de la ventana exterior 135 en la ubicación de la cámara puede omitirse, por ejemplo si tiene un agujero en el recubrimiento para asegurar que una observación de la cámara a través del agujero en el recubrimiento de la ventana exterior 135, en donde el área del agujero no se incluye para la determinación de la transmitancia de la ventana exterior 135.

El horno o una máquina de tratamiento térmico 110 además puede comprender una puerta de un horno o una puerta de una máquina de tratamiento térmico, mediante la cual la cámara del horno 120 puede abrirse y cerrarse. La puerta del horno puede comprender una ventana, a través de la cual la cámara del horno 120 puede observarse. Preferiblemente, la ventana comprende la ventana de vidrio doble 130 para evitar la pérdida térmica de la energía de calentamiento para la cámara del horno 120. Así, el sistema de monitoreo de tratamiento térmico 100 puede comprender el aparato de monitoreo 150 y el horno 110 comprende el aparato de monitoreo 150, o un horno 110 que tiene el aparato de monitoreo 150 montado en la puerta del horno.

Así, también los reflejos en la estructura de la ventana de vidrio doble de la ventana de la puerta del horno pueden reducirse. En consecuencia, los efectos de iluminación exterior sobre el procesamiento de imagen son insignificantes. Así, con una intensidad de iluminación respectiva de la cámara del horno 120, el interior de la cámara del horno 120 pueden ser observados por la cámara 160 del aparato de monitoreo 150.

La Fig. 3 muestra diferentes vistas de un ejemplo del sistema de monitoreo de tratamiento térmico ilustrado en las Figs. 1A y 1B.

Como se ilustra en la Fig. 3, un aparato de monitoreo 350 se monta en el lado frontal de un horno de plataforma 310 de un sistema de monitoreo de tratamiento térmico 300. El aparato de monitoreo 350 comprende una carcasa, un soporte de sensor de cámara y una cámara montada en el soporte de sensor de cámara para observar el interior de una cámara de horno a través de una ventana de una puerta de horno 330. La cámara está inclinada de manera que en una dirección horizontal y/o vertical con respecto a la ventana de la puerta del horno 330 sea adaptada para observar por lo menos dos bandejas de horneado a la vez en el horno de plataforma 310.

De acuerdo con otro ejemplo el soporte del sensor y la carcasa se enfrían con ventiladores para el interior. Además, como puede verse en las Figs. 4 y 5, el soporte del sensor de la cámara del aparato de monitoreo 350 puede equiparse con disipadores de calor y ventiladores para proporcionar enfriamiento. El montaje del sensor y la carcasa pueden optimizarse para tener un ángulo de visión óptimo para ver dos bandejas de horneado a la vez en el horno.

La Fig. 6A y 6B muestran una vista superior y una vista lateral de otro ejemplo del sistema de monitoreo de tratamiento térmico ilustrada en las Figs. 1A y 1B, respectivamente.

Como se ilustra en la Fig. 6A, un aparato de monitoreo 650 se monta sobre un horno 610 de un sistema de monitoreo de tratamiento térmico 600. El aparato de monitoreo 650 se sobrepone parcialmente con una ventana de vidrio doble 630 de una puerta del horno 632. El aparato de monitoreo 650 comprende una cámara dentro de una carcasa. Además, el aparato de monitoreo 650 comprende una pantalla 655, la cual permite mostrar información a un usuario y hace posible la interacción con un usuario.

El horno 610 puede tener un horno de convección sobre el mismo y dos hornos de plataforma debajo como se ilustra en las Figs. 6A y 6B.

Además, de acuerdo con un ejemplo el aparato de monitoreo 150 puede comprender un dispositivo de alerta para informar al usuario cuando deba finalizarse el proceso de horneado. Además, el aparato de monitoreo 150 puede comprender una salida de control para detener, por ejemplo, el tratamiento térmico del horno 110 y/o para abrir automáticamente la puerta del horno y/o para ventilar la cámara del horno 120 con aire frío o aire. El horno 110 y el aparato de monitoreo 150 forman juntos el sistema de monitoreo de tratamiento térmico 100.

De acuerdo con un ejemplo adicional, el aparato de monitoreo 150 está adaptado para generar imágenes procesadas de rango dinámico alto (HDR) de los productos de horneado dentro de la cámara de tratamiento térmico 120. Esto es especialmente ventajoso en combinación con la ventana exterior tintada 135, dado que la intensidad de luz de la luz que proviene de la cámara de horneado 120 en el interior es reducida por la lámina de tintado y el procesamiento HDR permite una mejor segmentación. Además, usando el procesamiento HDR puede mejorarse un contraste entre los productos de horneado y su entorno como las paredes del horno o bandejas. Esto hace posible que el sistema de monitoreo de tratamiento térmico 100 determine un contorno o forma de los productos de horneado de forma aún más precisa.

La Fig. 7 demuestra una posible configuración del sensor para una cámara de tratamiento 720 de acuerdo con un ejemplo adicional. Como antes, la cámara de tratamiento 720 se monitorea con por lo menos una cámara 760. La cámara 760 también puede comprender un sensor de imagen o un arreglo de fotodiodos con por lo menos dos fotodiodos. Es ventajoso usar más de una cámara con el fin de monitorear varias bandejas que podrían cargarse en forma diferente. Por lo menos una cámara 760 puede posicionarse dentro de la cámara de tratamiento 720 pero es ventajoso aplicar una ventana que reduce la influencia térmica hacia la(s) cámara(s) 760, en particular una ventana de vidrio doble 730. La ventana de vidrio doble 730 puede encontrarse en cualquier pared de la cámara de tratamiento.

Como se describió anteriormente, es ventajoso aplicar iluminación a la cámara de tratamiento 720 integrando por lo menos un aparato de iluminación como, p.ej., un foco o un diodo emisor de luz (LED). La iluminación de la cámara de tratamiento definida contribuye a tomar imágenes adecuadas con la cámara. Además es ventajoso aplicar iluminación para por lo menos una longitud de onda específica y aplicar un filtro de longitud de onda apropiado para la cámara o sensor de imagen o arreglo de fotodiodos 760. Esto además aumentará la robustez del sistema de monitoreo visual. Si se elige que la forma de onda sea infrarroja o cercana al infrarrojo y el sensor de imagen 760 y los filtros opcionales se elijan de acuerdo con lo anterior, el sistema de monitoreo visual puede recopilar información relacionada con la distribución de la temperatura que puede ser crucial para ciertos procesos de tratamiento de alimentos.

La cámara o sistema visual 760 puede estar equipada con un sistema de lente específico que está optimizando la visualización de alimentos. No es necesario capturar imágenes relacionadas con todos los alimentos cargados, ya que el estado de procesamiento de una carga es muy similar entre la carga misma. Además puede estar equipado con un sistema de foco automático y técnicas de optimización de brillo. Es ventajoso usar varios sensores de imagen 760 para longitudes de onda específicas con el fin de recopilar información acerca de los cambios en el color relacionados con el tratamiento de alimentos. Es ventajoso posicionar la cámara o sensores de imagen 760 para recopilar información del cambio de volumen de los alimentos durante el tratamiento térmico. Puede ser especialmente ventajoso configurar una vista superior de los productos de alimentos.

También puede ser ventajoso acoplar una segunda puerta de horno o abertura de la cámara de tratamiento a un sistema de apertura preexistente. El sistema sensor o en particular la cámara y la unidad de iluminación pueden posicionarse entonces a la altura de la ventana de la puerta del horno. Esta puerta en la parte superior de una puerta o sistema de puerta doble podría aplicarse si el sistema del sensor se adapta a un horno.

Cada uno de los aparatos de monitoreo descritos anteriormente puede montarse en el lado frontal de un horno como puede verse, por ejemplo, en las Figs. 1A, 1B, 3, 4A y 4B. El aparato de monitoreo comprende una carcasa, un soporte de sensor de cámara y una cámara montada en el soporte de sensor de cámara para observar el interior de una cámara de horno a través de una ventana de una puerta de horno. La cámara está inclinada de manera que en una dirección horizontal y/o vertical con respecto a la ventana de la puerta del horno sea adaptada para observar por lo menos dos bandejas de horneado a la vez en el horno de plataforma. El aparato de monitoreo además puede comprender un dispositivo de alerta para informar al usuario cuando deba finalizarse el proceso de horneado. Además, el aparato de monitoreo puede comprender una salida de control para detener, por ejemplo, el calentamiento del horno y/o para abrir automáticamente la puerta del horno y/o para ventilar la cámara del horno con aire frío o aire. El horno y el aparato de monitoreo forman juntos un sistema de monitoreo de tratamiento térmico.

Como se discutió anteriormente, un sensor de cámara se usa para observar los procesos de horneado. De acuerdo con otra modalidad es benéfico usar varios sensores de cámara. Si cada bandeja dentro de una cámara de tratamiento térmico tiene por lo menos un sensor de cámara alineado, un software de monitoreo y control puede obtener información para cada bandeja individualmente. Por tanto, es posible calcular un tiempo de horneado restante para cada bandeja.

El tiempo de horneado restante puede usarse para alertar al usuario del horno para abrir la puerta y sacar por lo menos una de las bandejas, si el tiempo de horneado terminó antes que las otras bandejas. De acuerdo con la invención, es posible alertar al usuario mediante un control remoto o un sistema de tecnología de la información. La alerta puede ocurrir en una visualización de un sitio web, en un teléfono inteligente o en un indicador luminoso junto al mostrador. Esto tiene la ventaja de que se alerta al usuario en su lugar de trabajo normal, que puede no ser frente al horno.

De acuerdo con otro ejemplo del sistema de monitoreo de la presente invención, el sistema de monitoreo puede usarse en sistemas de producción de alimentos industriales, p.ej., en líneas de horneado o previas al horneado o en sistemas de producción de masa que forman y dividen la masa. Sin embargo, el sistema de monitoreo también puede usarse en cualquier otra área de producción o procesamiento de alimentos.

La Fig. 8 ilustra un sistema de monitoreo 800 con por lo menos una configuración de sistema sensor 850, para máquinas de tratamiento térmico u hornos 810 (unidades de horneado) con la banda transportadora 815 (unidad móvil). Estos hornos 810 normalmente se usan en sistemas de producción industrial de alimentos.

El sistema sensor 850 puede tener por lo menos un sensor de los siguientes: higrómetro, sensor de temperatura de inserción, sensor de temperatura de la cámara de tratamiento, sensores acústicos, triangulación láser, básculas, temporizador, cámara, sensor de imagen, arreglo de fotodiodos. Parte de este sistema sensor 850 también son los dispositivos de apoyo como algoritmos de iluminación, enfriamiento o movimiento.

5 De acuerdo con un ejemplo, puede usarse triangulación láser para adquirir información respecto a un volumen de alimentos. Entonces, la configuración del sistema sensor 850 comprende una unidad de distribución de luz láser, la cual genera y dirige haces láser hacia los productos de horneado dentro del horno o unidad de horneado 810. La unidad de distribución de luz láser puede dirigir los haces láser en una sola pieza de productos de horneado al mismo tiempo o, de acuerdo con otra modalidad por lo menos dos veces dentro del proceso de tratamiento de
10 alimentos para adquirir información respecto al cambio de volumen a lo largo del tiempo.

La información de volumen y/o perfil de altura de los productos de horneado a continuación es adquirida por una unidad de medición, la cual analiza los resultados de detección de las unidades de detección de luz, las cuales detectan el reflejo de los haces láser de los productos de horneado. Puede haber una o varias unidades de detección de luz para todos los haces láser o una unidad de detección para cada haz láser.

15 De acuerdo con otro ejemplo, por lo menos un sistema sensor adicional 852 puede colocarse en diferentes posiciones dentro o fuera de la máquina de tratamiento térmico. Alternativamente, el sistema sensor 850 puede aplicarse en una posición donde la banda transportadora pasa la comida dos veces en diferentes momentos del procesamiento. Alternativamente, el sistema sensor 850 puede moverse con la misma velocidad que la banda transportadora 815. De acuerdo con ejemplos adicionales, pueden usarse más de un sensor de cámara o sensor
20 óptico y más de un generador de línea láser para triangulación láser.

De acuerdo con un ejemplo ilustrado en la Fig. 9, un sistema de monitoreo 900 comprende por lo menos dos aparatos de monitoreo cada uno con un generador de línea láser 955 y un dispositivo receptor de luz 960, como p.ej., una cámara o un arreglo de fotodiodo. Por tanto, una unidad de distribución de luz láser de acuerdo con esta modalidad comprende una primera unidad generadora de luz láser y una segunda unidad generadora de luz láser.

25 Se emiten haces láser 956 desde los generadores de luz láser 955 hacia los alimentos 980 como p.ej., masa cruda o prehorneada sobre una banda transportadora 915. Los haces láser se reflejan desde los alimentos 980 hacia los dispositivos receptores de luz 960. Ya que se conoce la posición de los generadores de luz láser 955 y los dispositivos receptores de luz 960 uno con respecto al otro y con respecto a la banda transportadora 915, la distancia de los generadores de luz láser 955 a los alimentos 980 pueden obtenerse mediante la triangulación de la posición exacta donde los haces láser 956 se observan dentro de los dispositivos receptores de luz 960. Por tanto, el
30 perfil de la superficie de los alimentos procesados 980 puede determinarse usando la triangulación láser.

Como se muestra en la Fig. 9, los haces láser 956 se dirigen directamente hacia los alimentos o productos de horneado 980 y se dispersan directamente hacia los dispositivos receptores de luz o unidades de detección 960. De acuerdo con otra modalidad las trayectorias de luz de los haces láser pueden alterarse mediante la deflexión de los espejos guía. Después, los generadores de luz láser 955 de las unidades de detección de luz 960 también pueden ubicarse fuera de la cámara de tratamiento térmico o unidad de horneado. Esto permite un diseño más flexible del sistema de monitoreo de tratamiento térmico. Además, con el fin de evitar que los espejos se empañen, estos pueden calentarse a una temperatura suficientemente alta para evitar el empañamiento, pero suficientemente baja para no dañar los espejos.

40 Como se muestra en la Fig. 9, los haces láser 956 de los generadores de luz láser 955 se enfocan de manera que se monitoreen los alimentos 980 en diferentes etapas de producción. Tome en cuenta que aunque en la Fig. 9 se muestra que los generadores de luz láser 955 se enfocan en dos piezas adyacentes de alimentos 980, también pueden enfocarse en piezas de alimentos 980 que se encuentran más separados entre sí. Por ejemplo, las dos piezas de alimentos pueden estar separadas varios metros o los generadores de luz láser 955 pueden encontrarse
45 en una entrada y una salida de la cámara de horneado a través de la cual corre la banda transportadora 915 y observar el perfil de la superficie de los alimentos 980 durante la entrada y salida de la cámara de horneado. Con este fin, los generadores de luz láser o las unidades de generación 955 también pueden distribuirse de manera que emitan luz casi perpendicular desde la parte superior hacia los alimentos 980.

También tome en cuenta no es necesario que los generadores de línea láser 955 se encuentren sobre la banda transportadora 915, sino que también pueden encontrarse a un lado de la banda transportadora 915. Por supuesto, el o los generadores de línea láser 955 también pueden encontrarse en lados diferentes de la banda transportadora 915.

Por tanto, usando dos o más generadores de luz láser 955 que se enfocan en diferentes piezas de alimentos 980 y observar la estructura de la superficie respectiva de las piezas de alimentos 980 puede observarse una diferencia en esta estructura de superficie causada por el proceso de horneado o producción de alimentos, ya que la banda
55

5 transportadora o unidad móvil 915 mueve los alimentos 980 a través de la unidad de horneado desde un punto de enfoque de un primer haz láser hacia un punto de enfoque de un segundo haz láser. Esta información acerca de la diferencia en la estructura de la superficie en diversas etapas del proceso de horneado o producción de alimentos puede usarse para controlar automáticamente el proceso y por tanto permite el horneado o producción de alimentos automatizado.

10 Los haces láser 956 pueden tener forma de punto o de abanico y extenderse a través del ancho completo de la banda transportadora 915. Usando los haces láser en forma de abanico 956, puede obtenerse un perfil tridimensional de los alimentos 980 que corren sobre la banda transportadora 915 que podría servir aún mejor para controlar automáticamente el horneado o el proceso de producción de alimentos. A continuación, el reflejo de los haces láser en forma de abanico desde los alimentos puede colimarse o concentrarse mediante lentes sobre las unidades de detección de luz 960, con el fin de permitir unidades de detección de luz 960 que pueden integrarse fácilmente en el sistema de monitoreo de tratamiento térmico.

15 Como se muestra en la Fig. 10 además de observar diferentes piezas de alimentos es especialmente benéfico alinear por lo menos dos sistemas sensores de un sistema de monitoreo 1000 por pieza de alimentos en un ángulo de inclinación de 45 grados, observando los objetos de medición 1080 desde la parte superior izquierda. Es ventajoso porque al observar objetos redondos, los generadores de luz láser 1055 y sus dispositivos receptores de luz 1060 alineados respectivos pueden medir la estructura de la superficie de los objetos redondos en áreas que podrían haber sido oscurecidas al únicamente un sensor desde una vista superior. De acuerdo con otra modalidad, los haces láser pueden estar inclinados menos de 45° con respecto a la banda transportadora o la bandeja que soporta los alimentos 1080. Entonces, la estructura superficial cerca del soporte de los alimentos puede observarse aún mejor.

En caso de que se usen haces láser en forma de abanico, la inclinación de los planos abarcados por los abanicos debe ser menor a 45° con respecto al soporte de los alimentos 1080. Esto también significa que el ángulo entre los haces láser debe ser mayor a 90°.

25 Tome en cuenta que aunque en la Fig. 10 se muestra que los generadores de luz láser 1055 se enfocan en la misma pieza de alimentos 1080, también pueden enfocarse en dos piezas diferentes de alimentos 1080 que se encuentran separadas entre sí. Por ejemplo, las dos piezas de alimentos pueden estar separadas varios metros o los generadores de luz láser 1055 pueden encontrarse en una entrada y una salida de la cámara de horneado a través de la cual corre la banda transportadora y observar el perfil de la superficie de los alimentos 1080 durante la entrada y salida de la cámara de horneado.

También tome en cuenta no es necesario que los generadores de línea láser 1055 se encuentren sobre la banda transportadora, sino que también pueden encontrarse a un lado de la banda transportadora. Por supuesto, el o los generadores de línea láser 1055 también pueden encontrarse en lados diferentes de la banda transportadora.

35 Además, de acuerdo con otro ejemplo puede haber una visualización de la triangulación láser dentro del horno. Entonces, puede usarse el mínimo de dos sensores de triangulación láser y dos láseres de línea, orientados a los productos horneados desde un ángulo de aproximadamente 45 grados (arriba a la izquierda y arriba a la derecha). Esto proporciona la ventaja que uno puede medir también la redondez de los productos horneados en su parte inferior, mientras que usar una línea láser y una cámara desde la vista superior, la redondez de la mitad inferior se oscurece y no se toma en cuenta para las mediciones.

40 Por tanto, de acuerdo con estos ejemplos puede proporcionarse información adicional acerca del proceso de horneado o producción de alimentos con base en la cual el horneado automatizado o producción de alimentos o pueden realizarse en forma más eficiente y confiable.

45 De acuerdo con otro ejemplo un generador de línea láser, o cualquier otra fuente de luz, y un sensor de cámara, o cualquier otro sensor óptico, pueden usarse para obtener información acerca de los alimentos en procesamiento. Con el procesamiento antes descrito, también conocido como triangulación láser, puede proyectar una línea láser sobre un objeto de medición. Un sensor óptico, un arreglo de sensores o típicamente una cámara pueden dirigirse hacia este objeto de medición. Si la perspectiva de la cámara o el punto de vista y el plano respectivo y el plano del generador de línea láser, formado por la fuente de luz y el final de la línea láser proyectada, no son paralelos o se encuentran en un ángulo, la información óptica detectada puede usarse para realizar mediciones proporcionando información acerca del tamaño y formas incluyendo una estructura o volumen tridimensional.

55 En los ejemplos antes descritos se usaron dos unidades de generación de luz láser con el fin de generar y dirigir los rayos láser. De acuerdo con otra modalidad, puede usarse una unidad de generación de luz láser primaria para generar un haz láser primario, lo cual se distribuye a continuación mediante una unidad óptica dentro de la unidad de horneado. Usar tal estructura dentro del sistema de tratamiento térmico hace posible ahorrar costos de energía y espacio reduciendo el número de unidades generadoras de luz láser.

Además, la unidad generadora de luz láser puede colocarse fuera de la unidad de horneado y únicamente el haz láser principal puede entrar a la unidad de horneado. Esto hace posible elegir una estructura del sistema de monitoreo de tratamiento térmico de forma más flexible, especialmente si también se proporcionan unidades de detección de luz fuera de la unidad de horneado.

5 La unidad óptica puede ser de cualquier tipo de sistema óptico que permite la división de un solo haz láser primario en dos o más haces láser. Por ejemplo, el sistema óptico puede comprender un espejo semitransparente, lo cual refleja una parte del haz láser primario hacia una primera posición a observar y transmite una parte del haz láser primario hacia un espejo, el cual refleja la luz hacia una segunda posición de interés. El haz láser primario también puede separarse de manera que sus partes estén dirigidas directamente hacia las posiciones a observar. De
10 acuerdo con otra modalidad también puede haber más espejos y/o lentes dentro de la trayectoria de luz del haz láser primario.

De acuerdo con otro ejemplo la unidad óptica puede comprender un espejo móvil y giratorio, el cual genera haces láser en forma alterna. Con este fin, el espejo móvil y giratorio puede proporcionarse sobre la comida o productos de horneado y puede moverse y girarse de manera que el haz láser primario se dirija a diferentes piezas de alimento o
15 posiciones diferentes sobre una sola pieza de alimento en momentos diferentes. Por tanto, la información de volumen recopilada por la unidad de medición se referirá a diferentes posiciones dentro de la unidad de horneado de acuerdo con el tiempo.

Usar estos espejos reduce los requisitos de espacio dentro de la unidad de horneado y permite un diseño flexible del sistema de monitoreo de tratamiento térmico. Además, un usuario puede cambiar la operación fácilmente desde un
20 modo, en donde se observan dos piezas de alimento diferentes, con el fin de obtener información acerca del cambio del perfil de altura y/o perfil de volumen del alimento, y un modo en donde se observa una sola pieza de alimento desde diferentes direcciones, con el fin de obtener la forma tridimensional general de la pieza de alimento que también se encuentra cerca del soporte de la pieza de alimento. El espejo móvil y giratorio también puede realizar estas tareas diferentes en paralelo.

25 Por supuesto, también los espejos usados en relación con un primer haz láser pueden calentarse con el fin de evitar el empañamiento.

De acuerdo con otro ejemplo, el sistema óptico constituido por la unidad de distribución de luz láser, el alimento o producto de horneado y la unidad de detección de luz pueden satisfacer el principio de Scheimpflug. Esto garantiza
30 que la imagen de los productos de horneado muestreados por los haces láser siempre se enfoque en la unidad de detección de luz, y por tanto permite una medición exacta de un perfil de altura del producto de horneado.

De acuerdo con otro ejemplo, la triangulación láser puede combinarse con procesamiento de imágenes grises para recopilar información simultánea acerca de la forma y tamaño así como información acerca de la textura, color y
35 otras características ópticas. Los datos del proceso resultante pueden usarse para generar características únicas para el objeto de medición, en este caso alimentos. Estos pueden ser forma, tamaño, volumen, color, tostado, textura, tamaño de poros y densidad de los alimentos que se están procesando como masa o pan horneado, el cual puede rebanarse. Una parte o toda la información nombrada puede usarse para interpretar los datos de los sensores, con el fin de permitir el horneado o procesamiento de comida.

En los ejemplos descritos anteriormente la captura de datos se realiza principalmente mediante sensores de imagen como cámaras o arreglos de fotodiodos. Sin embargo, de acuerdo con modalidades adicionales los datos obtenidos
40 por los sensores de imagen pueden complementarse con datos de una variedad de otros sensores como por ejemplo higrómetros, sensores de temperatura de inserción, sensores de temperatura de la cámara de tratamiento, sensores acústicos, láser, y temporizadores. Además, un analizador de gas del gas dentro de la cámara de tratamiento, medios para determinar los perfiles de temperatura o sensores de temperatura de inserción, medios para determinar emisiones electromagnéticas o acústicas del proceso de los alimentos a tratar como luz o sonido
45 reflejados o emitidos en respuesta a las fuentes de luz o sonido, medios para determinar resultados de mediciones de 3D de la comida a calentar incluyendo sistemas 3D o cámara estéreo o radar, medios para determinar el tipo, constitución, patrón o características ópticas, volumen o masa de los alimentos a tratar también pueden usarse como sensores para la unidad de sensor 1810 como se describe más adelante. Entonces puede controlarse el procesamiento de alimentos automatizado con base en todos los datos de todos los sensores.

50 Por ejemplo, refiriéndose nuevamente a la Fig. 7, la cámara de tratamiento 720 además puede estar equipada con por lo menos un sensor de temperatura o termómetro 762. Aunque esto se ilustra únicamente dentro de la Fig. 7, cualquier otra modalidad descrita en el presente documento también puede comprender uno de tales sensores de temperatura 762. Al tratar alimentos con calor, la información de temperatura se relaciona con las características del proceso. Puede contener información sobre el desarrollo térmico al transcurrir el tiempo y su distribución dentro de la
55 cámara de tratamiento. También puede recopilar información acerca del estado del horno, su sistema de tratamiento térmico y el precalentamiento opcional.

También puede ser ventajoso integrar termómetros de inserción. Los termómetros de inserción permiten recopilar información de temperatura de los alimentos que es crucial para determinar el estado de procesamiento de alimentos. Es ventajoso en el horneado de pan para adquirir información relacionada con la temperatura interior y de las migas.

5 Además, puede usarse un progreso de cambio de color con el tiempo de los alimentos a calentar para determinar una temperatura real entro de la cámara del horno y además puede usarse para un control de temperatura respectiva en el procesamiento de horneado. La cámara de tratamiento 720 o cualquier otra modalidad descrita en el presente documento puede equiparse con por lo menos un sensor relacionado con la humedad de la cámara de
10 tratamiento como un higrómetro 764. En particular, es ventajoso para recopilar información relacionada con la humedad en el horneado de pan. Cuando la masa se calienta, el agua del contenedor se evapora, teniendo como resultado una diferencia en la humedad de la cámara de tratamiento. Por ejemplo, con circulación de aire la humedad de la cámara de tratamiento durante un proceso de horneado primero puede elevarse y después caer indicando el estado de procesamiento de los alimentos.

15 La cámara de tratamiento 720 o cualquier otro ejemplo descrito en el presente documento puede equiparse con por lo menos un sensor que recopila información sobre el peso de los alimentos cargados y finalmente su distribución. Esto puede lograrse integrando básculas 766 en un sistema de montaje de bandeja de la cámara de tratamiento térmico 720. El montaje en bandeja o el montaje apilado pueden ser soportados por ruedas o discos giratorios que facilitan la carga del horno. Las básculas 766 podrían integrarse con las ruedas o discos y tomarlos como un
20 transductor. Es ventajoso adquirir la información de peso para cada bandeja o conjunto de bandejas usadas individualmente con el fin de tener información relacionada con el peso total de los alimentos y su distribución relativa ya que la fuente de alimentación deseada y su dirección durante el tratamiento térmico pueden variar significativamente. Además es ventajoso adquirir información de las diferencias de peso de los alimentos al transcurrir el tiempo mientras se tratan con calor. Por ejemplo, en el horneado de pan, la masa pierde aproximadamente el 10% de su peso inicial. Además, es posible adquirir información acerca del estado de la masa o
25 comida de emisión y captura de señales de sonido, p.ej., un altavoz y micrófono 768.

Además, en los ejemplos descritos pueden usarse cámaras alternativas o sensores de imagen, sensores de arreglo de fotodiodos y finalmente configuraciones de iluminación alternativas. En lugar de colocar la cámara detrás de una ventana en cualquier pared de la cámara de tratamiento, o una segunda cámara puede integrarse con la puerta del horno o la abertura de la cámara de tratamiento.

30 En lugar de integrar la iluminación en cualquier pared de la cámara de tratamiento, podría integrarse en la puerta del horno o abertura de la cámara de tratamiento. Comúnmente las puertas de los hornos tienen ventanas para permitir a los operadores humanos ver visualmente los alimentos tratados y supervisar el proceso. De acuerdo con otra modalidad al menos una cámara, sensor de imagen, arreglo de fotodiodos o cualquier otro dispositivo de imagen pueden integrarse en una puerta del horno o una abertura de la cámara de tratamiento. Una puerta de horno sin
35 ventanas para operadores humanos puede estar diseñada para ser más eficiente energéticamente ya que el aislamiento técnico puede ser mejor. Además, las diferencias en la iluminación exterior no influyen con las imágenes de la cámara de monitoreo de la cámara de tratamiento que entonces únicamente se basan en la iluminación de la cámara de tratamiento. Sin embargo, cabe mencionar que tal configuración podría no instalarse fácilmente después en un horno ya existente.

40 Además, puede ser ventajoso integrar una pantalla o pantalla visual digital en la pared exterior de la puerta del horno o en cualquier otro lugar fuera de la cámara de tratamiento. Esta pantalla puede mostrar imágenes capturadas desde la cámara de monitoreo de la cámara de tratamiento. Esto permite a un operador humano supervisar visualmente el proceso de horneado, aunque es un objeto de la invención hacer esto innecesario.

45 Además, puede ser ventajoso usar bandejas o una pila de bandejas que indique la distribución de los alimentos. Por ejemplo, en el horneado de pan, al cargar el horno la colocación de la masa puede variar para cada ciclo de horneado. Puede hacer frente a estas diferencias con procesamiento de imágenes y técnicas de reconocimiento. Es ventajoso tener una carga o colocación de alimentos similar para cada ciclo de producción como se indica en la Fig.11. Puede aplicarse un sistema de colocación automatizado al colocar las bandejas 1100. Para las colocaciones manuales, por lo menos algunas de las bandejas usadas pueden tener la indicación 1110 de dónde colocar la masa.
50 Pueden usarse formas cóncavas o convexas, sartenes, moldes, iconos de comida, dibujos de alimentos o líneas como indicadores.

Además, al integrar un sensor de cámara en un ambiente de un horno o un sistema de procesamiento de alimentos puede ser una ventaja para integrar los dispositivos de enfriamiento. Estos pueden ser por lo menos una placa de enfriamiento, por lo menos un ventilador y/o por lo menos un sistema de enfriamiento por agua.

55 Además, puede usarse una persiana, que exponga la cámara únicamente cuando sea necesario. A menudo puede no ser necesario tomar muchas imágenes y a menudo puede ser factible tomar imágenes solo cada 5 segundos o menos. Si la persiana se abre únicamente cada 5 segundos el impacto térmico sobre el chip de la cámara es

significativamente menor, lo cual reduce la posibilidad de un error debido a un impacto térmico y por tanto aumenta la confiabilidad del sistema de monitoreo de tratamiento térmico.

5 Puede ser una ventaja adicional tomar por lo menos dos o más imágenes o tomar una exposición con varias lecturas no destructivas y combinar los valores de pixel. La combinación puede ser tomar una media o calcular una imagen entre por lo menos dos por medio del tratamiento de imágenes de Rango Dinámico Alto. En combinación con una persiana o en forma independiente es posible aplicar los filtros de longitud de onda, que permiten únicamente el paso de longitudes de onda relevantes, por ejemplo luz visible o radiación infrarroja. Esto además puede reducir el impacto térmico sobre el chip de la cámara y por tanto aumenta la confiabilidad del sistema aún más.

10 En otro ejemplo, ilustrado en la Fig. 12, una integración del sistema sensor para bastidores de horno o carritos móviles usados en algunos diseños de hornos. Para hornos de plataforma giratorios, el sistema sensor puede integrarse en la plataforma del horno como se demuestra con 1200. El sistema sensor se integra sobre por lo menos una de las bandejas transportadoras de alimentos. El sistema sensor en el carrito puede tener por lo menos un sensor entre los siguientes: higrómetro, sensor de temperatura de inserción, sensor de temperatura de la cámara de tratamiento, sensores acústicos, básculas, temporizador, cámara, sensor de imagen, arreglo de fotodiodos. Parte de este sistema sensor integrado en el bastidor también es soportar dispositivos como iluminación o enfriamiento, como se demuestra en esta invención. Es un objeto adicional de la invención tener una conexión eléctrica como cable o conectores eléctricos en el montaje del bastidor como se demuestra con 1210. Además es ventajoso integrar por lo menos parte del sistema sensor en el horno de bastidor giratorio como se demuestra con 1220. Esto es una ventaja para reducir los efectos térmicos en el sistema del sensor. Para la cámara, sensor de imagen o arreglo de fotodiodos es ventajoso aplicar una rotación de imagen o algoritmo de corrección de movimiento con el fin de corregir la rotación del bastidor o el movimiento de los alimentos. Este algoritmo puede ser soportado por un parámetro medido o predefinido del control del horno con respecto a la rotación o velocidad de movimiento.

25 En otro ejemplo una interfaz gráfica de usuario (GUI) puede mostrar imágenes de cada bandeja y bastidor dentro de un horno. En un horno de convección el tiempo final para cada bandeja puede determinarse en forma separada. Esto significa que si una bandeja se termina antes que otra, el usuario puede obtener una señal para vaciar esta bandeja y dejar las otras adentro. Esto es ventajoso debido a que muchos hornos pueden no tener resultados iguales para bandejas diferentes. Además, pueden hornearse diferentes productos en cada bandeja, si tienen aproximadamente la misma temperatura de horneado. Por tanto, es posible operar un solo horno de forma más flexible y eficiente.

30 En otro ejemplo el horno también determina la distribución de los productos horneados en una bandeja. Un horno también puede rechazar las bandejas mal cargadas.

35 Usando uno o varios de los sensores antes descritos pueden recopilarse datos acerca del procedimiento de horneado o procesamiento de alimentos. Con el fin de permitir un horneado o procesamiento de alimentos automatizado eficiente y confiable las máquinas de procesamiento como hornos o bandas transportadoras necesitan aprender cómo extraer datos relevantes de todos los datos, cómo clasificar los alimentos procesados y la etapa de procesamiento de los alimentos con base en estos datos, y cómo controlar automáticamente el procesamiento con base en los datos y la clasificación. Esto puede lograrse mediante un sistema de monitoreo de tratamiento térmico que puede controlar un proceso de horneado con base en técnicas de aprendizaje de máquinas.

40 La Fig. 13 demuestra una unidad de control y un diagrama de procesamiento de datos de acuerdo con los cuales pueden manejarse los datos de cualquiera de las modalidades antes mencionadas.

Aquí, la unidad de control o el sistema de monitoreo de tratamiento térmico 1300, para la máquina de tratamiento térmico 1310, reconoce los alimentos a procesarse con cualquiera de los sistemas de sensor descritos. El reconocimiento de los alimentos a procesar puede lograrse con la matriz de entrada de datos del sensor única D_a . Esta matriz de entrada de datos del sensor o una representación reducida de la misma puede usarse para identificar un proceso de tratamiento de alimentos con su característica de datos o huella de datos.

45 La unidad de control 1300 tiene acceso a una base de datos que permite comparar la matriz de entrada de datos del sensor con información almacenada previamente, indicada con 1301. Esto permite a la unidad de control 1300 elegir un programa de control o procedimiento de procesamiento para el tratamiento de los alimentos actuales. Parte de este procedimiento se realiza de acuerdo con una modalidad de un mapeo X_c de la matriz de entrada de datos del sensor D_a a una matriz de datos de control de un actuador D_b ,

$$D_a X_c = D_b \quad (\text{Fórmula 1.00})$$

Con la matriz de control del actuador D_b la máquina de tratamiento térmico 1310 controla el procesamiento de alimentos, por ejemplo controlando los parámetros de control del horno como un suministro de energía o la hora de inicio y final del procesamiento. La máquina de tratamiento térmico a continuación opera en un modo de control de ciclo cerrado. Típicamente, la matriz de entrada de datos del sensor D_a es significativamente más alta en sus

5 dimensiones en comparación con la matriz de datos de control del actuador D_b .

De acuerdo con una modalidad es ventajoso encontrar un mapeo X_c así como una representación reducida de la matriz de entrada de datos del sensor D_a con métodos conocidos del aprendizaje de la máquina. Es debido a que el tipo de alimentos a procesar y los procesamientos correspondientes normalmente son diferentes individualmente.

Desde un punto de vista del procesamiento de datos las relaciones entre la entrada de datos del sensor y la salida apropiada del actuador pueden ser altamente no lineales y dependientes del tiempo. El día de hoy estos parámetros son elegidos por los operadores humanos comúnmente con un conocimiento significativo en una configuración que consume tiempo de la máquina de tratamiento térmico. De acuerdo con una modalidad de la presente invención con los conjuntos de datos iniciales aprendidos de un operador humano, los métodos de aprendizaje de la máquina pueden realizar la configuración del sistema futuro y agilizar los tiempos de configuración a la vez que aumentan

10 tanto la eficiencia como la calidad del procesamiento.

15

Todos los datos aplicados pueden almacenarse en las bases de datos. De acuerdo con la invención es benéfico conectar la máquina de tratamiento térmico con una red. Con los medios de esta red, pueden intercambiarse datos de cualquier base de datos. Esto permite a un operador humano interactuar con varias máquinas de tratamiento térmico distribuidas localmente. Con el fin de hacerlo, la máquina de tratamiento térmico tiene equipo para interactuar con una red y usar ciertos protocolos como el Protocolo de Control de Transmisión (TCP) y Protocolo de Internet (IP). De acuerdo con la invención la máquina de tratamiento térmico puede equiparse con los dispositivos de red para una red de área local (LAN), una red de área inalámbrica (WLAN) o un acceso a una red móvil usada en telecomunicaciones móviles.

20

En cualquiera de las modalidades antes descritas un procedimiento de procesamiento de alimentos puede contener una fase de aprendizaje y una fase de producción. En la fase de aprendizaje un operador humano pone alimentos en la máquina de tratamiento térmico. Se trata con calor según lo desea el operador humano. Esto puede realizarse con y sin el precalentamiento de la cámara de tratamiento térmico. Después del procesamiento con calor el operador humano puede especificar el tipo de alimentos y cuando se ha alcanzado el estado del proceso deseado. El operador humano también puede proporcionar información cuando el producto tuvo un horneado insuficiente, se horneó demasiado y el estado del proceso deseado.

25

30

Usando los métodos de aprendizaje de máquina descritos, la máquina calcula los parámetros de procesamiento para la producción futura de alimentos. A continuación la máquina de tratamiento térmico o las máquinas de tratamiento térmico en una red conectada pueden usarse para tener fases de aprendizaje adicionales o entrar en producción automatizada. Cuando se encuentra en una producción automatizada el operador humano solo pone los alimentos en la máquina de tratamiento térmico con precalentamiento opcional. La máquina a continuación detecta los alimentos en la cámara de tratamiento térmico y realiza el procedimiento térmico aprendido previamente.

35

Cuando el estado de procesos de alimentos deseados ha sido alcanzado o sencillamente, cuando el pan está listo, la máquina finaliza el procesamiento de tratamiento térmico. También puede hacerlo abriendo la puerta, apagando el suministro de energía o ventilando el aire caliente fuera de la cámara de tratamiento. También puede dar al operador humano una señal visual o acústica. Además, la máquina de tratamiento térmico puede solicitar retroalimentación al operador humano. También puede elegir una categoría como horneado insuficiente, correcto o excesivo. Un sistema de carga automatizado que carga y descarga la cámara de tratamiento puede automatizar completamente el procedimiento. Para este fin, puede usarse un brazo robótico o una banda de convección.

40

Cambios recientes en el aprendizaje de máquina y el control del procesamiento de alimentos han sido examinados para crear un monitoreo adaptativo. Las redes neurales artificiales (ANN), máquinas de vector de apoyo (SVM), y la clasificación de K-ésimo vecino difuso (KNN) han sido investigadas ya que se aplican a aplicaciones especiales para procesamiento de alimentos. Un objeto de la presente invención es evaluar qué puede lograr el aprendizaje de máquina sin un modelo de proceso definido por un operador humano.

45

A continuación, se proporciona una descripción general breve de las teorías subyacentes a la presente invención. Esto incluye técnicas para reducir los datos de sensores con reducción de dimensionalidad, como un Análisis de Componentes Principales, Análisis Discriminante Lineal y Mapeo de Funciones Isométricas. También incluye una

50

introducción de la clasificación y métodos de aprendizaje supervisado y no supervisado como en K-ésimo vecino difuso, redes neurales artificiales, máquinas de vector de soporte y aprendizaje de refuerzo. Para el formato de número, el separador de miles es una coma “,” y el separador decimal es un punto “.”; así, mil se representa mediante el número 1,000.00.

5 Extracción de características y reducción de dimensionalidad

La presente invención no busca ni desea lograr una conducta similar a la humana en las máquinas. Sin embargo, la investigación de algo como las capacidades cognitivas dentro del procesamiento de alimentos o máquinas de producción de agentes artificiales capaces de manejar las tareas de procesamiento de alimentos puede proporcionar un escenario de aplicación para algunos de los enfoques más sofisticados con respecto a las arquitecturas cognitivas. Los enfoques para máquinas de producción pueden estructurarse dentro de una arquitectura de ciclo de percepción-acción cognitiva, como se muestra en la Fig. 14, que también define sistemas técnicos cognitivos. Las capacidades cognitivas como la percepción, aprendizaje y obtención de conocimiento permiten a una máquina interactuar con un ambiente autónomo a través de los sensores y actuadores. Por tanto, a continuación, se tratarán algunos métodos conocidos de aprendizaje de máquina adecuados para diferentes partes de un ciclo de percepción-acción cognitivo que funcionan en un sistema de producción.

Si un sistema técnico cognitivo sencillamente tiene una representación característica de la entrada de datos de su sensor, puede ser capaz de manejar un volumen de datos más alto. Además, extraer características enfatiza o aumenta la proporción de señal a ruido enfocándose en la información más relevante de un conjunto de datos. Sin embargo, existen muchas maneras de extraer características relevantes de un conjunto de datos, los aspectos teóricos de las cuales se resumen a continuación.

Con el fin de seleccionar o aprender características de manera cognitiva, queremos tener un método que pueda aplicarse de manera completamente autónoma, sin necesidad de supervisión humana. Una manera de lograr esto es usar la reducción de dimensionalidad (DR), donde un conjunto de datos X de tamaño $t \times n$ se mapea a un conjunto de datos de dimensión más baja Y de tamaño $t \times p$. En este contexto, se hace referencia a \mathbb{R}^n como un espacio de observación y \mathbb{R}^p como un espacio de característica. La idea es identificar o aprender una variedad dimensional más alta en un conjunto de datos específico creando una representación con una dimensión más baja.

Los métodos usados para encontrar características en un conjunto de datos pueden subdividirse en dos grupos, lineal y no lineal, como se muestra en la Fig. 15. Las técnicas de reducción de dimensionalidad parecen ser superadas en su desempeño por la reducción de dimensionalidad no lineal cuando el conjunto de datos tiene una estructura no lineal. Esto viene con el costo de que las técnicas no lineales generalmente tienen tiempos de ejecución más largos que las técnicas lineales. Además, en contraste con los métodos no lineales, las técnicas lineales permiten un enfoque directo de mapeo hacia adelante y hacia atrás. La cuestión es si una técnica de reducción de dimensionalidad lineal es suficiente para el procesamiento de alimentos, o si las técnicas no lineales traen más ventajas que costos. Las siguientes técnicas no lineales son muy ventajosas para los conjuntos de datos artificiales: LLE de Hess, Eigenmaps de Laplace, Incrustación localmente lineal (LLE), Autocodificadores multicapa (ANN Aut), Kernel PCA, Escala multidimensional (MDS), Mapeo de características isométricas (Isomap), y otros. Como resultado, el mapa Isomap prueba ser uno de los algoritmos mejor probados para los conjuntos de datos artificiales. Encontramos que el algoritmo de Isomap parece ser la técnica de reducción de dimensionalidad no lineal para procesamiento de alimentos. Por tanto Isomap y dos técnicas de reducción de dimensionalidad se introducen a continuación.

Análisis de componentes principales

El Análisis de Componentes Principales (PCA) permite el descubrimiento de características que separan un conjunto de datos por varianza. Identifica un conjunto independiente de características que representa tanta varianza como sea posible de un conjunto de datos, pero tienen una dimensión menor. El PCA es conocido en otras disciplinas como la transformada de Karhunen-Loève y la parte referida como Descomposición de Valor Singular (SVD) también es un nombre bien conocido. Se utiliza frecuentemente en patrones estadísticos o reconocimiento facial. En resumen, calcula los vectores (eigenvectors) y valores (eigenvalues) de la covarianza de un conjunto de datos. Queremos encontrar una representación con un número dimensiones más bajas Y con $t \times p$ elementos de una matriz ajustada media X de un conjunto de datos con dimensiones más altas $t \times n$ manteniendo tanta varianza como sea posible y con columnas descorrelacionadas con el fin de calcular una representación de datos con dimensiones bajas Y_i para el conjunto de datos x_i . Por tanto PCA busca un mapeo lineal M_{PCA} de tamaño $n \times p$ que maximiza el término $\text{tr}(M_{PCA}^T \text{cov}(X) M_{PCA})$, con $M_{PCA}^T M_{PCA} = I_p$ y $\text{cov}(X)$ como la matriz de

covarianza de \mathbf{X} . Al resolver el problema (eigenproblem) con

$$\text{COV}(\mathbf{X})\mathbf{M}_{\text{PCA}} = \mathbf{M}_{\text{PCA}}\mathbf{\Lambda}, \quad (\text{Fórmula 2.3})$$

obtenemos los valores (eigenvalues) principales ordenados con la matriz diagonal proporcionada por $\mathbf{\Lambda} = \text{diag}(\lambda_1, \dots, \lambda_p)$. La proyección deseada está dada por

5
$$\mathbf{Y} = \mathbf{X}\mathbf{M}_{\text{PCA}} \quad (\text{Fórmula 2.4})$$

nos da la proyección deseada sobre la base lineal \mathbf{M}_{PCA} . Puede mostrarse que los vectores (eigenvectors) de los componentes principales (PC) que representan la varianza dentro de la representación de datos de dimensiones altas son proporcionados por las p primeras columnas de la matriz \mathbf{M}_{PCA} ordenada por varianza. El valor de se determina mediante el análisis de la varianza residual que refleja la pérdida de información debido a la reducción de dimensionalidad.

10

Al finalizar una combinación lineal ortogonal de las variables con la mayor varianza, el PCA reduce la dimensión de los datos. PCA es una herramienta muy poderosa para analizar conjuntos de datos. Sin embargo, puede que no siempre encuentre la mejor representación con dimensiones más bajas, especialmente si el conjunto de datos originales tiene una estructura no lineal.

15 **Análisis Discriminante Lineal**

A pesar de la utilidad del PCA, el Análisis Discriminante Lineal (LDA) puede verse como una técnica de reducción de dimensionalidad supervisada. Puede categorizarse como uso de un método lineal, debido a que también da un mapeo lineal \mathbf{M}_{LDA} para un conjunto de datos \mathbf{X} a una matriz de dimensiones más bajas \mathbf{Y} , como se declara para \mathbf{M}_{PCA} en la ecuación 2.4. La supervisión necesaria es una desventaja si el deseo subyacente es crear un sistema completamente autónomo. Sin embargo, LDA soporta una comprensión de la naturaleza de los datos del sensor debido a que puede crear características que representan un conjunto de datos de prueba deseados.

20

Debido a que se conocen los detalles de LDA y la discriminante de Fisher, la siguiente es una descripción general breve simplificada. Suponga que tenemos los datos de la media cero \mathbf{X} . Un proceso de supervisión proporciona la información de clase para dividir \mathbf{X} en C clases con los datos de la media cero \mathbf{X}_c para la clase c . Podemos calcular esto con

25

$$S_w = \sum_{c=1}^C \text{cov}(\mathbf{X}_c), \quad (\text{Fórmula 2.5})$$

la dispersión dentro de la clase S_w , una medida para la varianza de los datos de la clase c con respecto a su propia media. La dispersión entre clases S_b sigue

$$S_b = \text{cov}(\mathbf{X}) - S_w. \quad (\text{Fórmula 2.6})$$

30 La dispersión entre clases es una medida de la varianza de cada clase en relación con los medios de las otras clases. Obtenemos el mapeo lineal \mathbf{M}_{LDA} optimizando la razón de la dispersión entre la clase y dentro de la clase en la representación de dimensiones bajas usando el criterio de Fisher,

$$J(\mathbf{M}) = \frac{\mathbf{M}^T \mathbf{S}_b \mathbf{M}}{\mathbf{M}^T \mathbf{S}_w \mathbf{M}}. \quad (\text{Fórmula 2.7})$$

Maximizar el criterio de Fisher resolviendo el problema (eigenproblem) para $S_w^{-1}S_b$ proporciona $C - 1$ valores (eigenvalues) diferentes a cero. Por tanto, este procedimiento busca las características óptimas para separar las clases dadas en un subespacio con proyecciones lineales.

5 Así, el LDA separa una representación de dimensiones bajas con una razón maximizada de la varianza entre las clases a la varianza dentro de las clases.

Mapeo de características isométricas

Los métodos PCA y LDA producen un mapeo lineal desde un conjunto de datos de dimensiones altas a una representación de dimensiones bajas. Esto puede expresarse como aprender una variedad en un espacio de observación y encontrar una representación para esto en un espacio de características de dimensiones más bajas. Para conjuntos de datos con una estructura no lineal, como el conjunto de datos del arrollado suizo artificial, las proyecciones lineales perderán el carácter no lineal de la variedad original. Las proyecciones lineales no pueden reducir la dimensión en una manera concisa: los puntos de datos en el espacio de la característica pueden parecer cercanos aunque no estaban en el espacio de observación. Con el fin de tratar este problema, recientemente se han propuesto técnicas de reducción de dimensionalidad no lineales relativas a las técnicas lineales. Sin embargo, a priori no es claro si las técnicas no lineales de hecho superarán el desempeño de las técnicas lineales establecidas como PCA y LDA para los datos de los sistemas sensores de procesamiento de alimentos.

El mapeo de características isométricas o los intentos de algoritmo de Isomap para conservar las distancias geodésicas en pares o curvilíneas entre los puntos de datos en el espacio de observación. En contraste con una distancia euclidiana, la cual es la distancia ordinaria o directa entre los dos puntos que pueden medirse con una regla o el teorema de Pitágoras, la distancia geodésica es la distancia entre dos puntos medida sobre la variedad en un espacio de observación. En otras palabras, no tomamos la ruta más corta, pero tenemos que usar los puntos de datos vecinos como centros para saltar entre los puntos de datos. La distancia geodésica de los puntos de datos \mathbf{x}_i en el espacio de observación pueden estimarse construyendo una gráfica de N que conecta el punto de datos con sus K vecinos más cercanos en el conjunto de datos X . Una matriz de distancia geodésica en pares puede construirse con el algoritmo de trayectoria más corta de Dijkstra. Con el fin de reducir las dimensiones y obtener un conjunto de datos Y , puede aplicarse la escala multidimensional (MDS) a la matriz de distancia geodésica en pares. MDS busca conservar las distancias en pares entre los puntos de datos tanto como sea posible. El primer paso aplica una función de esfuerzo, como la función de esfuerzo cruda dada por

$$\Phi(Y) = \sum_{ij} (\|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j\| - \|\mathbf{y}_i - \mathbf{y}_j\|)^2, \quad (\text{Fórmula 2.8})$$

30 con el fin de obtener una medida para la calidad del error entre las distancias en pares en la característica y los espacios de observación. Aquí, $\|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j\|$ es la distancia Euclidiana de los puntos de datos \mathbf{x}_i y \mathbf{x}_j en el espacio de observación con \mathbf{y}_i y \mathbf{y}_j son los mismos para el espacio de características. La función de esfuerzo puede minimizarse solucionando el problema (eigenproblem) de la matriz de distancia por pares.

35 Así, el algoritmo de Isomap reduce la dimensión conservando la distancia geodésica por pares entre los puntos de datos tanto como sea posible.

Clasificación para el aprendizaje de máquina

En el aprendizaje de máquina, no solo la extracción de características es de gran interés científico, sino también la necesidad de tomar decisiones y juzgar situaciones. Las técnicas de clasificación pueden ayudar a una máquina a diferenciar entre situaciones complicadas, como aquellas encontradas en el procesamiento de alimentos. Por tanto, los clasificadores usan las así llamadas clases que segmentan los datos existentes. Estas clases pueden aprenderse de un conjunto de datos de entrenamiento específico. En la investigación continua en inteligencia artificial (AI) y máquinas cognitivas, las Redes Neuronales Artificiales se desarrollaron relativamente pronto en el proceso. En comparación, los conceptos de máquinas Kernel y aprendizaje de refuerzo aparecieron solo recientemente pero mostraron capacidades cognitivas aumentadas.

45 Redes neuronales artificiales

Las redes neuronales artificiales (ANN) se han discutido extensivamente durante décadas. Las ANN fueron uno de los primeros éxitos en la historia de la inteligencia artificial. Usando cerebros naturales como modelos, varias neuronas artificiales están conectadas en un a topología de red de manera que una ANN puede aprender a aproximar

funciones como el reconocimiento de patrones. El modelo permite que una neurona active su salida si se alcanza o excede un cierto límite. Esto puede modelarse usando una función de límite. Las neuronas naturales parecen "activarse" con un límite binario. Sin embargo, también es posible usar una función sigmoide,

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-vx}}, \quad (\text{Fórmula 2.9})$$

5 con v como parámetro de la transición. Para cada conexión de entrada, se define un factor de peso ajustable W_i , el cual permite a la ANN realizar el así llamado paradigma de aprendizaje. Una función de límite f puede expresarse usando los factores de peso W_i y las salidas de las neuronas precedentes P , $o = WP$ con una notación matriz-vector. Las neuronas pueden distribuirse por capas en una estructura de predictiva, Percepción multicapa (MLP) o, por ejemplo, con respuesta de entrada infinita lograda usando ciclos de retroalimentación con un elemento de retraso en las así llamadas Redes Neurales Recurrentes. Una MLP es una red predictiva con una estructura por capas; varias capas ocultas pueden añadirse para solucionar problemas no lineales, de ser necesario. La MLP puede usarse con funciones de límite continuas como la función sigmoide con el fin de apoyar al algoritmo de retropropagación mencionado a continuación para aprendizaje supervisado. Esto intenta minimizar el error E en

$$E = \frac{1}{2} \sum_i (z_i - a_i)^2, \quad (\text{Fórmula 2.10})$$

15 a partir de la salida actual a_i de la salida designada z_i , donde los pesos específicos se ajustan recursivamente. Para una MLP con una capa oculta, si h_j son valores de capa oculta, e_i son valores de entrada, $\alpha \geq 0$ es la razón de aprendizaje, y $s_i = z_i - a_i$, entonces los pesos de la capa oculta W_{ij}^1 y la capa de entrada W_{ij}^2 se ajustan de acuerdo con lo anterior,

$$\Delta w_{ij}^1 = \alpha e_i h_j, \quad (\text{Fórmula 2.11})$$

$$20 \quad \Delta w_{ij}^2 = \alpha \sum_m e_m w_{mi}^1 e_j \quad (\text{Fórmula 2.12})$$

Las capas se enumeran comenzando desde la entrada a la salida. Para la retropropagación, los pesos se ajustan para los vectores de salida correspondientes hasta que el error general no puede reducirse más. Finalmente, para una clasificación de C clases, la capa de salida puede consistir en C neuronas de salida, que representan la probabilidad de la clase respectiva, o una sola neurona de salida que tiene rangos definidos para cada clase.

25 Así, la ANN puede aprender de, o adaptarse a, un conjunto de datos de entrenamiento y encontrar una función lineal o no lineal de N neuronas de entrada a C neuronas de salida. Esto puede usarse para la clasificación para diferenciar un conjunto de clases en un conjunto de datos.

Máquinas Kernel

30 En general, una técnica de clasificación debe servir para el fin de determinar la probabilidad de clases aprendidas que ocurren con base en los datos medidos. La clasificación puede formularse matemáticamente como un conjunto de clases $c_i = c_1, \dots, c_n$ en C , con un conjunto de datos representado por $\mathbf{x}_i \in \mathbb{R}^n$, y una probabilidad de p_i ,

$$p_i = p(c_i | \mathbf{x}_i) = f_c(\mathbf{x}_i, \theta) \quad (\text{Fórmula 2.13})$$

El parámetro θ a continuación puede elegirse por separado para facilitar todas las clasificaciones o aprenderse de un conjunto de datos de entrenamiento.

35 Con el fin de lograr el aprendizaje, es deseable facilitar algoritmos eficientes y representar funciones no lineales complejas. Las máquinas Kernel o máquinas de vector soporte (SVM) pueden ayudar con ambas metas. Una explicación sencilla de SVM, o en este contexto específico la clasificación de vector soporte, es como sigue: con el fin de diferenciar entre dos clases, buena y mala, necesitamos trazar una línea y señalar cuál es cada una; dado que

un elemento no puede ser ambos, es necesaria una decisión binaria, $c_i \in \{-1, 1\}$. Si podemos encontrar únicamente un separador para las dos clases en un espacio de dimensiones bajas, podemos encontrar una representación lineal para el mismo en un espacio de dimensiones más altas, un hiperplano. En otras palabras, si no es posible un separador lineal en el espacio real, un aumento de dimensiones permite una separación lineal. Por ejemplo,

5 podemos mapear con la función f^I un espacio bidimensional $f_1 = x_1, f_2 = x_2$ con un separador circular a un espacio tridimensional $f_I = x_1^2, f_{II} = x_2^2, f_{III} = \sqrt{2}x_1x_2$ usando un separador lineal, como se ilustra en la Fig. 16.

SVC busca para este caso un separador lineal óptimo, un hiperplano,

$$H = \{x \in \mathbb{R}^3 \mid \mathbf{o}x + b = 0\} \quad (\text{Fórmula 2.14})$$

10 en el espacio de dimensiones altas correspondiente para un conjunto de clases C_i . En el espacio tridimensional, estos pueden separarse con un hiperplano, H , donde \mathbf{o} es un vector normal de H , una distancia perpendicular al origen $|b|/\|\mathbf{o}\|$, y \mathbf{o} con una norma euclidiana de $\|\mathbf{o}\|$. Con el fin de encontrar el hiperplano que sirve como un separador lineal óptimo, SVC maximiza el margen dado por,

$$d(\mathbf{o}, \mathbf{x}_i; b) = \frac{|\mathbf{o}\mathbf{x}_i + b|}{\|\mathbf{o}\|}, \quad (\text{Fórmula 2.15})$$

15 entre el hiperplano y los puntos de datos más cercanos x_i . Esto puede lograrse minimizando la proporción $\|\mathbf{o}\|^2 / 2$ y resolviendo con el parámetro multiplicador óptimo de Lagrange α_i . Con el fin de hacer esto, la expresión,

$$\sum_{i=1}^l \alpha_i + \frac{1}{2} \sum_{j=1}^l \sum_{k=1}^l \alpha_j \alpha_k c_j c_k (\mathbf{x}_i \cdot \mathbf{x}_j), \quad (\text{Fórmula 2.16})$$

debe maximizarse bajo las restricciones $\alpha_i \geq 0$ y $\sum_i \alpha_i c_i = 0$. El separador lineal óptimo para un hiperplano sin sesgos se proporciona a continuación usando,

$$20 \quad f(\mathbf{x}) = \text{sign} \left(\sum_i \alpha_i c_i (\mathbf{x} \cdot \mathbf{x}_i) \right), \quad (\text{Formula 2.17})$$

permitiendo una clasificación de dos clases.

25 SVM tiene dos propiedades importantes: es eficiente en el tiempo de ejecución computacional y puede demostrarse con las ecuaciones 2.16 y 2.17. Primero, los así llamados vectores soporte o conjunto de parámetros α_i asociados con cada punto de datos es cero, excepto por los puntos más cercanos al separador. El número efectivo de parámetros que definen el hiperplano normalmente es mucho menor que l , aumentando el desempeño computacional. En segundo lugar, la expresión de entrada de datos 2.16 únicamente en la forma de productos de puntos de pares de puntos. Esto permite la oportunidad de aplicar el así llamado truco de Kernel con

$$\mathbf{x}_i \cdot \mathbf{x}_j \mapsto F(\mathbf{x}_i) \cdot F(\mathbf{x}_j) = K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j), \quad (\text{Fórmula 2.18})$$

30 el cual a menudo nos permite calcular $F(x_i) \cdot F(x_j)$ sin la necesidad de conocer explícitamente F . La función de Kernel $K(x_i, x_j)$ permite calcular el producto de punto a los pares de datos de entrada en el espacio de característica correspondiente directamente. Sin embargo, la función de Kernel aplicada a través de la presente invención es la Función de Base Radial Gaussiana y tiene que cumplir ciertas condiciones, como en

$$K_G(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = e^{-\gamma \|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j\|^2}, \quad (\text{Formula 2.19})$$

con γ como el parámetro de Kernel ajustable.

Debido a que hasta ahora hemos discutido únicamente decisiones binarias entre dos clases, notamos que también es posible habilitar decisiones suaves y multiclase. Esto último puede lograrse en pasos mediante un acoplamiento por pares de cada clase contra las restantes $n-1$ clases.

5 Así, puede usarse SVC para aprender datos complicados. Estructura estos datos en un conjunto de clases de manera oportuna. El mapeo en un espacio de dimensiones más altas y encontrar el separador lineal óptimo hace posible que SVM use técnicas computacionales eficientes como vectores soporte y el truco de Kernel.

K-ésimo vecino difuso

10 A diferencia de las máquinas de vector soporte, un algoritmo menos complicado pero altamente eficiente llamado clasificador de K-ésimo vecino difuso también puede separar clases dentro de los datos. El algoritmo puede categorizar los datos desconocidos calculando la distancia a un conjunto de los vecinos más cercanos.

15 Suponga que tenemos un conjunto de n muestras etiquetadas con membresía en un grupo de clases conocido. Si llega una nueva muestra \mathbf{x} , es posible calcular la probabilidad de membresía $p_i(\mathbf{x})$ para una cierta clase con la distancia del vector a miembros de las clases existentes. Si la probabilidad de membresía en la clase A es del 90 % en comparación con la clase B con 6% y C con solo 4%, los mejores resultados parecen ser evidentes. En contraste, si la probabilidad de membresía en la clase A es 45% y 43% para la clase B, ya no es obvia. Por tanto KNN proporciona la información de membresía como una función a los K vecinos más cercanos y su membresía en las posibles clases. Esto puede resumirse con

$$p_i(\mathbf{x}) = \frac{\sum_j^K p_{ij} \left(\frac{1}{\|\mathbf{x} - \mathbf{x}_j\|^{\frac{2}{m-1}}} \right)}{\sum_j^K \frac{1}{\|\mathbf{x} - \mathbf{x}_j\|^{\frac{2}{m-1}}}}, \quad (\text{Fórmula 2.20})$$

20 donde p_{ij} es la probabilidad de membresía den la i -ésima clase del j -ésimo vector dentro del conjunto de muestras etiquetadas. La variable m es un peso para la distancia y su influencia para contribuir al valor de membresía calculado.

Al aplicarse, a menudo ajustamos $m=2$ y el número de vecinos más cercanos $K=20$.

Aprendizaje de refuerzo

25 En contraste a los métodos de aprendizaje previos, los cuales aprenden funciones o modelos de probabilidad a partir de datos de entrenamiento, el aprendizaje de refuerzo (RL) puede facilitar el aprendizaje usando retroalimentación ambiental de las acciones propias de un agente a largo plazo, sin necesidad de un maestro. Esto implica la diferencia entre aprendizaje supervisado y no supervisado. Si se busca una meta a largo plazo, retroalimentación ambiental positiva, también conocida como recompensa o refuerzo, puede soportar la mejora. Un agente puede aprender a partir de las recompensas cómo optimizar su política o estrategia de interacción con el mundo real, la mejor política es aquella que optimiza la recompensa total esperada. El RL no requiere un modelo anterior completo del ambiente ni una función de recompensa completa. Los agentes artificiales por tanto indican la capacidad cognitiva y actúan de manera similar a los animales, los cuales pueden aprender de resultados negativos como dolor, hambre y recompensas positivas como placer y comida. En este caso seleccionamos que el agente tiene que usar un enfoque de función de valor, en donde intenta maximizar su retorno ambiental.

35 En RL, un agente toma acciones, \mathbf{a}_t , en un ambiente que percibe que será su estado actual, \mathbf{s}_t , con el fin de maximizar las recompensas a largo plazo, \mathbf{r}_t , aprendiendo una cierta política π . Sin embargo, antes de comenzar a aprender con refuerzo tenemos que encontrar respuestas con respecto al diseño del agente. El agente podría intentar maximizar el retorno esperado estimando el retorno para una política π . Esta conducta del agente también se conoce como estimación de función del valor. El agente puede evaluar la acción estimando el valor del estado

40 usando una función estado-valor $V_\pi(\mathbf{s})$, considerando una cierta política π_w que es continuamente diferenciable, como en

$$V_{\pi}(\mathbf{s}) = E\left(\sum_{t=0}^{\infty} \gamma^t r_t \mid \mathbf{s}_0 = \mathbf{s}\right)$$

(Fórmula 2.21)

Usando esta función el agente puede estimar el retorno esperado para un estado dado y una política a continuación. Usando esta función el agente puede estimar el retorno esperado para un estado dado y una política a continuación. Por tanto, el agente elige una acción considerando el estado dado de la función estado-acción o la función Q, como en

5

$$Q_{\pi}(\mathbf{s}, \mathbf{a}) = E\left(\sum_{t=0}^{\infty} \gamma^t r_t \mid \mathbf{s}_0 = \mathbf{s}, \mathbf{a}_0 = \mathbf{a}\right)$$

(Fórmula 2.22)

Por tanto, la siguiente acción se basa en una función de recompensa r_t y con el fin de permitir al agente otorgar una concesión para las recompensas futuras esperadas sobre las recompensas actuales, el factor de descuento $0 \leq \gamma \leq 1$ puede seleccionarse. Es posible ajustar qué tanto el agente debe descontar para recompensas futuras, por ejemplo las recompensas futuras son irrelevantes para $\gamma = 0$.

10

En RL, los métodos pueden subdividirse en grupos como métodos basados en una función de valor o búsqueda de política directa. Muchos algoritmos actor-crítico diferentes son métodos basados en funciones de valor, estimando y optimizando el retorno esperado para una política. Con el fin de realizar un método basado en una función de valor, el agente artificial y el problema de control subyacente pueden declararse como un proceso de decisión de Markov (MDP). El sistema percibe su entorno sobre el conjunto de estado continuo, donde $\mathbf{s}_t \in \mathbb{R}^k$ y \mathbf{s}_0 como el estado inicial. Puede elegir de un conjunto de acciones posible $\mathbf{a}_t \in \mathbb{R}^m$ con respecto a una política estocástica y parametrizada definida como $\pi(\mathbf{a}_t | \mathbf{s}_t) = p(\mathbf{a}_t | \mathbf{s}_t, \mathbf{w}_t)$, con los parámetros de política $\mathbf{w} \in \mathbb{R}^k$. Con una política aprendida, puede mapearse desde los estados a acciones con respecto a las recompensas esperadas $r_t \in \mathbb{R}$. La recompensa después de cada acción se basa en $r_t(\mathbf{s}_t, \mathbf{a}_t)$. Si no hay un modelo ambiental disponible, los métodos actor-crítico mencionados pueden potencialmente desarrollar algoritmos política-hallazgo. El nombre se deriva del teatro, donde un actor adapta sus acciones en respuesta a la retroalimentación de un crítico. Esto puede obtenerse usando una función de evaluación dada como una función ponderada de un conjunto de características o una así llamada función base $\phi(\mathbf{s})$, la cual proporciona la aproximación de la función estado-valor con parámetros de función de valor \mathbf{v} , como en

15

20

$$V_{\pi}(\mathbf{s}) = \phi(\mathbf{s})^T \mathbf{v}$$

(Fórmula 2.23)

25

Mejorar la política es un problema de optimización que puede tratarse con un gradiente de política. La elección del método de gradiente de política es crucial para la convergencia y eficiencia. El algoritmo Actor Natural-Crítico (NAC) parece cumplir ambos, según lo descrito por J. Peters y S. Schaal, "Natural actor-critic", Neurocomputing, Vol. 71, no 7-9, pp. 1180-1190, 2008, donde el actor mejora usando el derivado \mathbf{g} de la política del crítico como en la ecuación 2.24,

30

$$\mathbf{g} = \nabla_{\mathbf{w}} \log \pi(\mathbf{a}_t | \mathbf{s}_t)$$

(Fórmula 2.24)

Los pasos para mejora de los parámetros de la política del algoritmo NAC se calculan a continuación usando,

$$\mathbf{w}_{t+1} = \mathbf{w}_t + \alpha \hat{\mathbf{g}},$$

(Fórmula 2.25)

donde α es la razón de aprendizaje, y $\hat{\mathbf{g}}$ es el gradiente natural calculado usando la métrica de Fisher o se deriva de la política como se demuestra dentro de la publicación del algoritmo NAC mencionado. El algoritmo NAC con LSTD-Q está completamente documentado en la tabla 1 en la página 1183 de J. Peters y S. Schaal, "Natural actor-critic", Neurocomputing, vol. 71, no. 7-9, pp. 1180-1190, 2008. Se aplica con parámetros iniciales $\mathbf{w} = \mathbf{w}_0$ de una política parametrizada

35

$\pi(\mathbf{a} | \mathbf{s}) = p(\mathbf{a} | \mathbf{s}, \mathbf{w})$ que comprende los siguientes pasos en pseudo código:

1: INICIO: Dibuje el estado inicial $s_0 \sim p(s_i)$ y seleccione los parámetros

$A_{t+1} = 0; b_{t+1} = z_{t+1} = 0$

2: Para $t = 0, 1, 2, \dots$ hacer

3: Ejecutar: Dibujar acción en $\sim \pi(\mathbf{a}_t | \mathbf{s}_t)$, observe el siguiente estado

$s_{t+1} \sim p(s_{t+1} | s_t, a_t)$, y recompensa $r_t = r(s_t, a_t)$.

4: Evaluación del crítico (LSTD-Q(λ)): Actualización

4.1: funciones base: $\hat{\phi}_t = [\phi(\mathbf{s}_{t+1})^T, \mathbf{0}^T]^T$, $\tilde{\phi}_t = [\phi(\mathbf{s}_t)^T, \nabla_w \log \pi(\mathbf{a}_t | \mathbf{s}_t)^T]^T$,

4.2: estadísticas: $\mathbf{z}_{t+1} = \lambda \mathbf{z}_t + \hat{\phi}_t$; $A_{t+1} = A_t + \mathbf{z}_{t+1} (\phi_t - \tilde{\phi}_t)^T$; $\mathbf{b}_{t+1} = \mathbf{b}_t + \mathbf{z}_{t+1} r_t$,

4.3: parámetros críticos: $[\mathbf{v}_{t+1}^T, \hat{\mathbf{g}}_{t+1}^T]^T = A_{t+1}^{-1} \mathbf{b}_{t+1}$,

5: Actor: Si el estimado de gradiente es exacto, actualice los parámetros de la política

5.1: $\mathbf{w}_{t+1} = \mathbf{w}_t + \alpha \hat{\mathbf{g}}_{t+1}$ y olvide (restablezca) las estadísticas. FIN.

Las funciones base $\phi(\mathbf{s})$ pueden representarse mapeando la entrada de los datos de los sensores en un espacio de características como se trata en otra parte en este documento. En este caso las funciones base son iguales a los valores de la característica. Las funciones base también pueden elegirse en forma diferente o el agente puede usar datos del sensor crudos. La función base bien podría incorporar métodos adaptativos o un paso de aprendizaje propio, que se maximiza con los resultados de la función de recompensa.

Es importante mencionar que otros agentes de RL también pueden ser aplicables. Pueden aplicarse muchos otros conceptos de agentes de aprendizaje de la política. Además es inventivo usar otras fuentes como una señal de recompensa r_t además de la salida de clasificación o indicador de calidad. Por ejemplo, es posible aplicar un sensor post-proceso o pre-proceso como una fuente de señal de recompensa. La función de recompensa podría ser el valor de probabilidad entre 0 y 1 o -1 a 1 de los datos medidos de un sensor post-proceso de formar parte de una clase correcta o incorrecta, la cual se determina mediante un clasificador como se describió anteriormente. En caso de usar un sensor de pre-proceso para dar una recompensa r_t . Un agente RL podría encontrar un conjunto de parámetros para lograr esta meta. Así, el aprendizaje de refuerzo puede ser un paso hacia una meta a largo plazo en tanto que implica aprender una política desde las recompensas dada usando algoritmos de localización de políticas como el Actor-Crítico Natural.

Arquitectura técnica cognitiva

Un agente artificial es cualquier cosa que perciba su ambiente a través de sensores y actúe en consecuencia de esto a través de actuadores. Un agente se define como una arquitectura con un programa. El modelo inspiracional a seguir para esto es una cognición natural, y queremos realizar una condición que actúe en forma similar para los sistemas técnicos. Por tanto, el agente estaría equipado con capacidades cognitivas, como información abstracta, aprendizaje, y toma de decisiones para una estación de trabajo de manufactura. Como parte del proceso, esta sección introduce una arquitectura que crea y habilita a los agentes a manejar las tareas de producción. Con el fin de hacer esto, los agentes siguen un ciclo de percepción-acción cognitivo, leyendo datos de los sensores y definiendo acciones para los actuadores.

Una capacidad cognitiva natural es la capacidad de abstraer información relevante abstracta a partir de un conjunto mayor de datos y a diferenciar entre categorías dentro de esta información. Transferir este concepto de la cognición natural al mundo del análisis de datos matemáticos, una combinación de técnicas de reducción de datos y métodos de clasificación se utiliza de acuerdo con la presente invención para lograr algo que muestre un comportamiento similar. En la producción industrial, muchos procesos de manufactura pueden realizarse usando un modelo de caja negra, enfocándose en las entradas y salidas de la caja en lugar de lo que realmente ocurre en el interior. Las conexiones a la caja negra pueden usarse en los sistemas de producción normalmente son sensores y actuadores. Los sensores como las cámaras, micrófonos, sensores táctiles y otros monitorean los procesos de producción. Estos sistemas también necesitan actuadores, como motores lineales o posicionamiento robótico, con el fin de interactuar con su entorno. Para todo proceso de producción, estos actuadores deben parametrizarse. Con el fin de aprender cómo un agente puede controlar adaptativamente por lo menos un parámetro de estos sistemas de producción, podrían usarse muchas combinaciones de algoritmos de autoaprendizaje, técnicas de clasificación, repositorios de conocimiento, métodos de extracción de características, técnicas de reducción de dimensionalidad y técnicas de aprendizaje variadas. La presente invención también proporciona diferentes técnicas de control, de ciclo abierto y cerrado, usando varios sensores y actuadores diferentes. Después de muchas simulaciones y experimentos, una arquitectura sencilla que demuestra cómo estas técnicas pueden combinarse probaron ser exitosas y confiables, por lo menos para procesamiento de alimentos. Sin embargo, los procesos de alimentos pueden interpretarse como una forma de caja negra, y por tanto esto puede ser aplicable a otros tipos de procesos de producción.

La Fig. 17 ilustra una arquitectura cognitiva que puede ser adecuada para agentes de diseño que pueden proporcionar monitoreo o control de procesos adaptativos para tareas de producción. El diagrama describe la comunicación de la unidad y los pasos de procesamiento de información. La cognición natural parece abstraer la información en primer lugar identificando simbolismo representativo, como señales estructuradas. Un proceso similar puede lograrse usando reducción de dimensionalidad (DR), en donde el agente usa una representación de dimensiones bajas de los datos de sensores entrantes. La cognición natural a continuación reconoce si ya hay presente o no conocimiento acerca de los eventos sensoriales entrantes. Este paso puede lograrse usando técnicas de clasificación que categoricen eventos o características "sensoriales". Un sujeto natural puede decidir aprender o planear nuevas acciones. Con el fin de replicar esto, la arquitectura de la presente invención ofrece técnicas de autoaprendizaje que alimentan una lógica de procesamiento. Buscando lograr reacciones rápidas sin necesidad de iniciar un proceso de toma de decisiones complejo, también podemos "cablear" la entrada de un sensor que puede iniciar un actuador al usar un diseño de control de ciclo cerrado. Por tanto, la arquitectura de la presente invención puede diseñarse con respecto a cuatro modos de uso, los cuales se tratarán independientemente a continuación: primero, abstraer la información relevante; segundo, recibir retroalimentación de un experto humano acerca de cómo monitorear y controlar los procesos, o aprendizaje supervisado; tercero, actuar respecto al conocimiento aprendido; y cuarto, controlar autónomamente los procesos en situaciones previamente desconocidas. Como con otras arquitecturas cognitivas, el objetivo es crear agentes con alguna clase de inteligencia artificial o capacidades cognitivas relacionadas con los humanos.

Los agentes pueden estar compuestos por varios componentes de diferentes técnicas de reducción de dimensionalidad y clasificación, que nos permiten comparar el desempeño de agentes y módulos compuestos en términos de calidad de procesamiento de alimentos en general. Pueden ser aplicables muchas técnicas diferentes de reducción de dimensionalidad, y algunas de estas han sido evaluadas en el proyecto de investigación. La arquitectura cognitiva de la presente invención ofrece los siguientes módulos para componer agentes: Análisis de componentes principales (PCA), Análisis Discriminante Lineal (LDA), Mapeo de características isométricas (Isomap), Máquinas de vector soporte (SVM), K-ésimos vecinos difusos (KNN), Redes neurales artificiales (ANN), y aprendizaje de refuerzo (RL), junto con algunos otros métodos. Tres modalidades de la presente invención de agentes de control dentro de esta arquitectura serían el agente A que conecta Isomap, SVM, ANN y el control de alimentación de energía del PID, o el agente B que conecta Isomap, SVM y el control de alimentación de energía del PID, o el agente C que conecta la ANN y KNN difuso, para control.

30 Información relevante abstracta

En la cognición humana natural, abstraemos o absorbemos información de todo lo que oímos, sentimos y vemos. Por tanto, normalmente solo recordamos las cosas más interesantes. Inspirados por lo anterior, un sistema cognitivo técnico, en forma similar, debería abstraer la información relevante abstracta de un proceso de producción. Trabajar con las características abstraídas en lugar de con los datos crudos del sensor tiene ciertas ventajas. Muchas señales de sensor débiles pueden reducirse en dimensión a menos señales pero mejores, lo que tiene como resultado una característica más confiable. Adicionalmente, con el fin de realizar un control de proceso en tiempo real, es necesario reducir el volumen de los datos de sensor entrantes debido a que una cantidad de datos mayor puede tener una influencia significativa en causar tiempos de ejecución más largos para todo el sistema.

La arquitectura de la presente invención requiere una corrida de prueba con el fin de abstraer la información inicial. Durante este periodo de entrenamiento del agente, el rango de parámetros del actuador que se controlará se altera. Con el fin de determinar cuál información es más relevante, el agente debe explorar su propia gama de acciones. Después de la prueba de referencia inicial, el sistema analiza los datos de sensor grabados con el fin de descubrir características representativas. El agente puede resolver cálculos de características por separado para diferentes tipos de sensores, pero las unidades sensoras idealmente deberían entrenarse para mapear la entrada sensorial en el espacio de características aprendidas. Encontrar una representación útil del espacio de características es crucial debido a que el sistema solo podrá reconocer o reaccionar a cambios en los valores de las características. El propósito del procesamiento cognitivo de la presente invención es proporcionar tanta información como sea posible para los pasos de procesamiento posteriores. Sin embargo, los datos crudos del sensor contienen repeticiones, correlaciones e interdependencias que pueden pasar desapercibidas. Por tanto, con el fin de abstraer la información relevante, los valores más significativos, o aquellos que contienen la mayor cantidad de información, deben identificarse. Con el fin de hacer esto "cognitivamente", un agente deberá realizar esta tarea sin la supervisión necesaria de un experto humano. Por tanto, se elige un método de extracción de características que pueda aplicarse a todos los diferentes tipos de tareas de procesamiento y los datos de sensor correspondientes sin la necesidad de cambiar la parametrización o reconfiguración. El de técnicas de aprendizaje de variedad o reducción de dimensionalidad satisface esta necesidad. Esto puede reducir un conjunto de datos de sensor X de dimensión n en el espacio de observación a un conjunto de datos Y de dimensión p en el espacio de características. A menudo, la nueva cantidad p es mucho menor que n . Sin embargo, muchas técnicas de reducción de dimensionalidad lineal y no lineal han sido probadas y comprobadas para diferentes fines. La presente invención proporciona una técnica de extracción de características adecuadas a estaciones de trabajo de producción, cumpliendo con los siguientes requisitos el método de extracción de características funciona de manera transparente y es capaz de mostrar los pasos del procesamiento al usuario. El método de extracción de características puede ejecutarse sin supervisión. El

método de extracción de características es ejecutable dentro de un marco temporal razonable para configuración, especialmente durante el procesamiento. Las características extraídas contienen suficiente información del proceso para clasificación confiable con varias cargas de alimentos.

5 Esencialmente, el PCA busca combinaciones lineales ortogonales que representan un conjunto de datos mayor. Estos pueden calcularse para vectores de datos de sensor entrantes. Estos vectores (eigenvectors) pueden servir como características para la clasificación hasta un límite d . La extracción de características combinada con la clasificación puede lograrse usando Análisis Discriminante Lineal. Analizando el mismo conjunto de datos usando LDA y tres clases de calidad aprendidas definidas como "buena", "media" y "mala" proporciona otro conjunto de características. La extracción de características también puede lograrse usando el algoritmo de Isomap. 10 Desafortunadamente, la característica no lineal no puede mostrarse en la misma manera en que la extracción de características lineal de LDA y PCA. Las características extraídas de los métodos antes mencionados se comparan a continuación. La característica de LDA parece contener más detalles que cualquiera de las características de PCA. Usando este método de cálculo, las funciones de LDA parecen contener más información de proceso en menos características que el PCA porque están diseñados especialmente para separar las clases deseadas. Además, es posible mostrar las características calculadas usando PCA y LDA en una manera que haga estos dos métodos más transparentes que Isomap. El usuario tiene una idea de cómo se veía si se identifica una característica en un video de proceso sencillamente viéndola. PCA e Isomap tiene la ventaja de que pueden ejecutarse sin supervisión, lo cual no es posible con LDA. Por tanto, LDA sencillamente sirve como una comparación a PCA, pero no se considera como una alternativa para la arquitectura deseada. Además, la característica LDA parece ser muy individualizada para un proceso específico. Isomap tiene tiempos de ejecución considerablemente más altos para el análisis y extensión fuera de la muestra. Por tanto, si la clasificación con PCA logra resultados suficientes, entonces es más aplicable al sistema que se está investigando. Por tanto, el método a elegir sería PCA, a menos que Isomap muestre un desempeño significativamente mejor hacia el primer objeto de la presente invención. Tenemos que posponer la elección final de técnicas de reducción de dimensionalidad debido a que las medidas de calidad más importantes son los resultados experimentales, que son la base de la presente invención. 25

En esencia, la reducción de dimensionalidad puede permitir a los agentes abstraer la información relevante en términos de detectar varianzas y similitudes durante una prueba de entrenamiento. Esto ayuda al agente a procesar únicamente unos pocos valores de características en comparación con el volumen más alto de datos de sensor crudos. Además, una reducción de dimensionalidad puede soportar la percepción de similitudes en situaciones desconocidas, por ejemplo características de procesamiento de alimentos como tamaño y forma de los alimentos, aún si no han formado parte del entrenamiento. Esto puede mejorar la adaptabilidad de los agentes a situaciones desconocidas pero similares. 30

Aprendizaje supervisado de expertos humanos.

En la cognición humana natural, por ejemplo en la niñez, a menudo aprendemos de otros cómo manejar las tareas complejas. De manera similar, una máquina debería tener la posibilidad de aprender su tarea inicialmente de un experto humano. El aprendizaje supervisado parece ser la manera más eficiente de establecer un agente cognitivo para producción. En la producción industrial, normalmente hay presente un supervisor humano calificado cuando se instala o configura el sistema de producción. La arquitectura que estamos examinando usa comunicación humano-máquina con el fin de recibir retroalimentación de un experto, por ejemplo a través de una interfaz gráfica de usuario intuitiva en una computadora tablet con pantalla táctil. Como se mencionó anteriormente, se necesita por lo menos una acción de prueba por actuador o corrida de prueba en esta arquitectura como una fase de aprendizaje inicial. Durante estas pruebas, el agente ejecuta un actuador desde dentro del rango deseado de acciones, y se almacenan los datos de entrada de datos del sensor. Después de esta corrida, un experto proporciona retroalimentación respecto a si el robot ha ejecutado el actuador correctamente, o si la acción no fue exitosa o deseable. La retroalimentación puede venir en muchas diferentes categorías para que puedan definirse diferentes tipos de fallas y estrategias de salida. Una técnica de clasificación a continuación puede recolectar las funciones junto con la retroalimentación de supervisión correspondiente. En combinación con las tablas de búsqueda, el módulo clasificador servirá como conocimiento y como un repositorio de planificación para una clasificación del estado del sistema actual. La manera en que un agente podría realizar sus propias acciones y auto proporcionarse retroalimentación será de importancia para la siguiente sección; esta sección cubre principalmente la capacidad cognitiva de aprender de un experto humano, y la aplicación de este conocimiento para fines de monitoreo. 45 50

Se han tratado las máquinas de vector soporte, K-ésimo vecino difuso, y Redes Neuronales Artificiales como técnicas de clasificación. Mientras más enseñe el experto humano a la máquina, es más probable que el sistema alcance la meta deseada. Con el fin de ahorrar costos, el tiempo necesario del supervisor humano debe minimizarse a solo una o dos pruebas de referencia, de ser posible. 55

Aprendizaje semi-supervisado

La discusión anterior muestra cuántos agentes en la arquitectura investigada perciben su entorno y aprenden de un experto humano, así como muestran su conocimiento en términos de monitoreo. La señal de monitoreo provista se basa en las características seleccionadas de diferentes sensores que se interpretan usando un clasificador entrenado. Esta señal de monitoreo parece tener calidad mejorada y puede ser aplicable a los parámetros de control de proceso. El agente a continuación cambiaría su posición a partir de observar el proceso para realmente actuar sobre el conocimiento obtenido. Sin embargo, si un agente también es aplicable para control de procesos en procesamiento industrial, tiene que cumplir muchos requisitos con un desempeño cercano a la perfección. Los siguientes son algunos de los requisitos de la arquitectura cognitiva subyacente: El módulo de control de procesos debe ser capaz de completar por lo menos un ciclo de control desde la entrada del sensor hasta la salida del actuador. El parámetro controlado debe tener un efecto en la salida de proceso al alterarse, a la vez que responde simultáneamente de manera oportuna. El módulo de control de proceso deberá optimizarse en términos de proporcionar un equilibrio de estabilidad confiable y la dinámica necesaria.

Con el fin de realizar un control de proceso robusto que es adecuado para procesos de producción industrial, a menudo se requiere un control rápido o de ciclo cerrado en tiempo real. La ventaja de la arquitectura bajo investigación es que el uso de características en lugar de datos crudos del sensor permite una finalización más rápida de los ciclos de control con una pérdida de información mínima. En esta arquitectura, cualquier clase de diseño de controlador puede implementarse que se ajuste a la salida de clasificación. Una versión sencilla podría tener tres posibles valores de salida de clasificación: horneado insuficiente, clase I; correcto, clase II; y horneado excesivo, clase III. Esto puede expresarse usando

$$y_e = [-101] \begin{bmatrix} p_I \\ p_{II} \\ p_{III} \end{bmatrix}, \tag{Fórmula 3.1}$$

donde p son las probabilidades de la clase y y_e el indicador de calidad.

Un controlador PID podría ajustar un parámetro de los actuadores del sistema de acuerdo con la señal de monitoreo tratados anteriormente con respecto al aprendizaje supervisado de expertos humanos. Combinando el control de PID con los resultados de clasificación permite a los agentes realizar procesamiento controlado con alimentación de energía. Esto puede realizarse como se muestra en

$$c_t = P e_t + I \sum_{i=t-n}^{t-1} e_i + D(e_t - e_{t-1}) \tag{Fórmula 3.2}$$

con P para comportamiento proporcional, I para integral y D para derivado. El objetivo es minimizar el error e_t entre el indicador de calidad y_e , la salida del módulo de clasificación y el valor deseado de 0.0. En este contexto, la aplicabilidad inventiva del valor deseado en dependencia de un indicador de calidad relacionado con la clase de probabilidad brinda la oportunidad de variar este valor para optimizar los resultados del proceso deseado. Un enfoque describe un control de PID con una ANN y experimentos correspondientes. Otros investigan el uso de un módulo de clasificación SVM para controlar el procesamiento de alimentos.

Aprendizaje no supervisado

Como se sugirió, se integra un mecanismo de autoaprendizaje en el sistema de la presente invención. Una verificación de novedad basada en las características entrenadas puede detectar situaciones nuevas o previamente desconocidas. En estos casos, el sistema realiza otra acción de prueba y clasifica los nuevos alimentos usando las características previamente entrenadas. Esta vez, no necesita consultar a un experto humano; puede mapear el conocimiento obtenido sobre los alimentos en forma autónoma y puede ajustar el control de proceso apropiadamente.

Con el fin de lograr control de retroalimentación del proceso, la señal de monitoreo y_e se usa como la variable de control. Como variable de actuación, la cual posiblemente podría ser cualquier parámetro de proceso alterable interrelacionado con y_e , el suministro de energía parece ser adecuado para su inercia baja y su relación fuerte con y_e . Su magnitud es calculada por el algoritmo PID como se muestra en la ecuación 3. 2. Con el fin de lograr el control del proceso, el agente cierra el ciclo conectando la señal de monitoreo a un controlador PID, como se muestra en la ecuación 3. 2. El controlador de retroalimentación está diseñado como un sistema de control de una sola entrada y una sola salida (SISO), el cual recibe la señal de monitoreo y_e desde la unidad de clasificación, con $0 < y_e < 1$ para

un suministro de energía demasiado bajo y $-1 < y_e < 0$ para uno demasiado alto, y utiliza esto como un valor de referencia para minimizar el error del controlador.

5 La descripción anterior describió como los agentes aprendieron a partir de la retroalimentación de un experto humano. Debe ser posible para el sistema cognitivo aprender de sus propias acciones, o proporcionarse retroalimentación a sí mismo. Este tipo de capacidad cognitiva puede lograrse con el aprendizaje de refuerzo (RL). Un clasificador puede tomar el papel de proporcionar retroalimentación y proporcionar un agente de RL con recompensas para sus propias acciones. A continuación el agente aprende una política acerca de cómo hornear con base en la retroalimentación o recompensas recibidas por su desempeño anterior. Con el fin de probar esto, la tarea de aprendizaje para el agente entonces es cómo procesar alimentos con base en el conocimiento obtenido a diferentes velocidades sin supervisión de un experto humano adicional.

10 Con el fin de lograr la tarea de aprendizaje dada usando aprendizaje de refuerzo, se necesita una función de recompensa confiable. Ya que el sistema tiene varias entradas de datos de sensor, un clasificador que identifica características de un buen horneado, como una máquina de vector soporte, puede servir como una función de recompensa r_t , como se muestra en la Figura 23. Estas recompensas pueden desempeñar el papel de un crítico en el método de Actor-Crítico Natural, el cual se describió anteriormente. Por tanto, la siguiente acción que el agente elige es un suministro de energía absoluto, a_t . La acción elegida depende de la política aprendida, como se muestra en

$$\pi(\mathbf{a}_t | \mathbf{s}_t) = p(\mathbf{a}_t | \mathbf{s}_t, \mathbf{w}_t) \quad (\text{Fórmula 4.1})$$

20 Los parámetros de la política \mathbf{w}_t se basan en el gradiente $\hat{\mathbf{g}}$ y \mathbf{w}_{t-1} , como en la ecuación 2.25. Sin embargo, para una revisión completa del algoritmo aplicado por favor consulte el Algoritmo Actor-Crítico Natural con aprendizaje de diferencias por mínimos cuadrados, LSTD-Q(λ). La política deberá permitir al agente mapear desde los estados, \mathbf{s}_t , a las acciones, \mathbf{a}_t , aprendiendo de las recompensas, r_t . Las recompensas influyen naturalmente los parámetros de la política. La mejor política del agente RL de la presente invención bajo investigación se ha encontrado con una función sigma,

$$\pi(\phi(\mathbf{a}_t | \mathbf{s}_t)) = L_m \frac{1}{1 + e^{-\mathbf{w}_t^T \phi(\mathbf{s}_t)}} + \eta \Rightarrow \mathbf{a}_{t+1}, \quad (\text{Fórmula 4.2})$$

30 donde L_m es la potencia máxima permitida y η es el ruido de exploración determinado por el producto de un número aleatorio de -1 a 1 y el parámetro de exploración ϵ . La presente invención ha investigado módulos que son adecuados para una arquitectura cognitiva para máquinas de producción de alimentos dentro de un ciclo de percepción-acción cognitiva que conecta sensores y actuadores. Las capacidades cognitivas son: abstraer información relevante; aprender de un experto humano; usar el conocimiento obtenido para tomar decisiones; y aprender cómo manejar situaciones en las que el agente no haya sido entrenado anteriormente.

35 Como se mencionó anteriormente, las técnicas de aprendizaje de máquinas discutidas anteriormente pueden ser implementadas en cualquier modalidad de un sistema de monitoreo del tratamiento térmico descrita en el presente documento.

40 A continuación, se describirá una modalidad de un sistema de monitoreo de tratamiento térmico 100 ilustrada en las Figs. 18A y 18 B. El sistema de monitoreo de tratamiento térmico comprende un horno 100 y un aparato de monitoreo 150 como se describe anteriormente con respecto a las Figs. 1A y 1B. La modalidad como se describe con respecto a la Fig. 18A debe, sin embargo, no estar restringida al uso de la ventana 130 como se describe anteriormente, por tanto puede utilizarse cualquier tipo de ventana 1800 adaptada para permitir a la cámara 160 observar los alimentos a calentar. La modalidad del aparato de monitoreo 150 tampoco deberá estar restringida al empleo dentro de la modalidad de las Figs. 1A y 1B, pero puede emplearse adicionalmente dentro de líneas de horneado o pre horneado o líneas de calentamiento de alimentos como se describe con respecto a las Figs. 8 a 10 o en cualquier otra modalidad como se describió anteriormente.

45 La Fig. 18B muestra un diagrama de bloques de una modalidad de un aparato de monitoreo 150. El aparato de monitoreo 150 y el sistema de monitoreo 100, de acuerdo con lo anterior, comprenden una unidad de sensor 1810 que tiene por lo menos un sensor 1815 para determinar los datos del sensor actuales de los alimentos en calentamiento, una unidad de proceso 1820 para determinar los datos de la característica actual a partir de los datos del sensor actuales, y una unidad de monitoreo 1830 adaptados para determinar un estado de proceso de calentamiento actual en un proceso de calentamiento actual de los alimentos monitoreados comparando los datos de la característica actual con los datos de características de referencia de un proceso de calentamiento de

referencia. El sistema de monitoreo de tratamiento térmico además comprende una unidad de aprendizaje 1840 adaptada para determinar un mapeo de los datos de sensor actuales con los datos de función actuales y para determinar los datos de función de referencia de un proceso de calentamiento de referencia basado en los datos de funciones de por lo menos de un proceso de calentamiento de entrenamiento. El aparato de monitoreo 150 además
 5 comprende una unidad de clasificación 1850 adaptada para clasificar el tipo de alimentos a calentar y elegir un proceso de calentamiento de referencia correspondiente al tipo de alimento determinado. Debe enfatizarse que las unidades respectivas 1820, 1830, 1840 y 1850 pueden proporcionarse por separado o pueden implementarse como software ejecutado por una CPU del aparato de monitoreo 150.

La unidad de sensor 1810 comprende por lo menos un sensor 1812, en donde un sensor 1812 puede ser un sensor como se describe en la descripción anterior, en particular una cámara 160 como se describe con respecto a las Figs. 1A y 1B, cualquier sensor del sistema sensor 850 descrito con respecto a la Fig. 7 u 8 o el sistema sensor descrito con respecto a la Fig. 12. En particular, el o los sensores 1812 de la unidad de sensor 1810 comprende por lo menos uno entre higrómetro, sensor de temperatura de inserción, sensor de temperatura de la cámara de tratamiento, sensores acústicos, básculas, temporizador, cámara, sensor de imagen, arreglo de fotodiodos, un analizador de gas dentro de la cámara de tratamiento, medios para determinar los perfiles de temperatura de los sensores de temperatura de inserción, medios para determinar las emisiones electromagnéticas o acústicas del proceso de los alimentos a tratar como el reflejo o la emisión de luz o sonido en respuesta a emisores o fuentes de luz o sonido, medios para determinar los resultados de las mediciones en 3D de la comida a calentar incluyendo sistemas 3D, de cámara estéreo o radar, o medios para determinar el tipo, constitución, patrón, características ópticas, volumen o masa de los alimentos a tratar. De acuerdo con esta modalidad es benéfico usar como entrada tantos datos de sensores como sea posible. Cuál señal de sensor proporciona la mejor información es difícil de predecir. Ya que los algoritmos detectan la varianza de un horneado de referencia, la unidad de aprendizaje 1840 usada para implementar el aprendizaje de máquina puede elegir diferentes datos de sensor para productos de horneado diferentes individualmente. Algunas veces, el volumen y la variación de color pueden ser los datos más
 10
 15
 20
 25 significativos, algunas veces puede ser la humedad, temperatura y peso.

En una modalidad, la unidad de sensor 1810 comprende la cámara 160 como el único sensor 1812, lo cual conduce a la ventaja que ningún sensor adicional ha sido integrado en el aparato de monitoreo 150. Por tanto, es el aparato de monitoreo 150 puede estar formado como una sola carcasa compacta montada en una puerta de horno del horno 110. Sin embargo, es posible proporcionar una interfaz de entrada de datos de sensor 1814 en el aparato de monitoreo 150, mediante el cual los datos del sensor actuales de los sensores antes mencionados pueden ser leídos por la unidad de sensor 1810 y transferidos a la unidad de procesamiento 1820. Los datos de sensor actuales de los sensores 1812 no necesariamente son datos crudos pero pueden ser pre procesados, como datos de píxeles pre procesados de HDR de la cámara 160 o datos de sensor pre procesados de los sensores de triangulación láser, que pueden contener, p. ej., un valor de volumen calculado de la pieza de alimento observada.
 30

La unidad de procesamiento 1820, la unidad de monitoreo 1830, la unidad de aprendizaje 1840 y la unidad de clasificación 1850 cooperan para proporcionar a un usuario resultados del calentamiento de alimentos optimizado con base en las técnicas de aprendizaje de máquina como se describió anteriormente.
 35

En el presente documento, la unidad de procesamiento 1820 y la unidad de aprendizaje 1840 se proporcionan para reducir la cantidad de datos de sensores actuales del sensor o sensores anteriores 1812. En particular, la unidad de aprendizaje 1840 está adaptada para determinar un mapeo de datos del sensor de corriente a los datos de funciones actuales por medio de un análisis de varianza de por lo menos un proceso de calentamiento de entrenamiento para reducir la dimensionalidad de los datos de características actuales. La unidad de aprendizaje 1840 puede estar integrada en el aparato de monitoreo 150 o puede ser una unidad externa localizada en otro lugar, en donde puede proporcionarse una conexión de datos, p.ej., a través de Internet (como se describe a continuación con respecto al uso de ciclos de PCA). Por tanto, el o los procesos de calentamiento de entrenamiento pueden basarse en los datos de los sensores actuales de la unidad de sensor 1810 de los aparatos de monitoreo local 150, pero también se basan en datos de unidades de sensor actuales de aparatos de monitoreo en diferentes lugares (en el mundo), en el caso de que los tipos de datos del sensor sean comparables entre sí. Por medio de los procesos de calentamiento de entrenamiento, los datos del sensor se reducen en su dimensionalidad, en donde los datos del sensor con la varianza más alta al transcurrir el tiempo se ponderan con un peso mayor.
 40
 45
 50

Preferiblemente, el análisis de varianza comprende por lo menos uno entre el análisis de componentes principal (PCA), mapeo de funciones isométricas (ISOMAP) o análisis discriminante lineal (LDA) o una técnica de reducción de dimensionalidad, los cuales se han descrito con todo detalle anteriormente.

Una interpretación y selección de las características dominantes puede realizarse así aplicando PCA o análisis de componentes principales a una secuencia de datos de procesamiento de alimentos. Como se describió anteriormente en esta manera las características pueden clasificarse por varianza y la manera más prominente puede ser muy benéfica para monitoreo. Al realizar el análisis como se describió anteriormente, un mapeo puede derivarse para los datos del sensor de mapeo a datos de características con dimensionalidad reducida y ser característicos para que el proceso de calentamiento realizado y monitoreado por el aparato de monitoreo 150. El
 55

mapeo, el cual también puede ser recibido desde un servidor externo, o puede almacenarse en una memoria en el aparato de monitoreo 150, se aplica a continuación mediante la unidad de procesamiento 1820 para mapear los datos del sensor actuales entrantes de la unidad del sensor 1810 a los datos de característica actual, los cuales se transmiten a la unidad de monitoreo 1830. Se enfatiza que en algunos casos, el "mapeo" puede ser un mapeo de identificación para algunos datos de sensor, por tanto algunos de los datos de sensor podrían ser iguales a los datos de la característica respectiva, en particular con respecto a los datos del sensor pre procesados que ya contienen valores característicos como la temperatura absoluta dentro de la cámara de calentamiento, un valor de volumen de los alimentos a calentar, un valor de humedad de la humedad dentro de la cámara de calentamiento. Sin embargo, el mapeo preferiblemente es un mapeo en el cual la dimensionalidad de los datos se reduce. Preferiblemente, la unidad de aprendizaje está adaptada para determinar un mapeo de datos de función por medio de un análisis de varianza de por lo menos un proceso de calentamiento de entrenamiento para reducir la dimensionalidad de los datos de la característica actual.

La unidad de monitoreo 1830 se adapta entonces para determinar un estado de proceso de calentamiento actual en un proceso de calentamiento actual de los alimentos monitoreados comparando los datos de la característica actual con los datos de características de referencia de un proceso de calentamiento de referencia.

Durante el movimiento, uno de los intereses deseados es interpretar los datos de la función actual y llegar a una decisión acerca del procesamiento regular e irregular. Con el método nombrado es posible recolectar características regulares y después asumir un comportamiento irregular, una vez que los valores de las características difieren del comportamiento regular aprendido previamente. Esto puede ser soportado incluyendo clasificadores como máquinas de vector soporte o los k vecinos más cercanos como se describió anteriormente. La unidad de monitoreo 1830 puede adaptarse para determinar por lo menos una acción de por lo menos un actuador con base en los datos de la característica actual determinada o el estado del proceso de calentamiento actual, en donde la unidad de control 1300 como se describió anteriormente pueden implementarse en la unidad de monitoreo 1830. Así, la unidad de monitoreo 1830 puede adaptarse para ejecutar todas las técnicas de aprendizaje de máquina como se describió anteriormente.

De acuerdo con una modalidad, los datos de la función de referencia de un proceso de calentamiento de referencia se comparan con los datos de características actuales para determinar el estado de un proceso de calentamiento actual. Los datos de la característica de referencia pueden ser datos predeterminados recibidos desde un servidor externo o almacenarse en una memoria del aparato de monitoreo 150. En otra modalidad, la unidad de aprendizaje 1840 (externa o interna del aparato de monitoreo 150) puede adaptarse para determinar los datos de la característica de referencia de un proceso de calentamiento de referencia combinando datos de características predeterminadas de un programa de calentamiento con un conjunto de entrenamiento de datos de características de por lo menos un proceso de calentamiento de entrenamiento clasificado como parte del conjunto de entrenamiento establecido por un usuario. El programa de calentamiento puede entenderse como una secuencia dependiente del tiempo de datos de características característicos para una cierta clase o tipo de alimentos a calentar.

Por ejemplo, un proceso de calentamiento de referencia o un programa de calentamiento predeterminado puede ser una consecuencia de datos de características en el espacio de características en tiempo de una cierta clase de comida a calentar como un Croissant, lo cual conduce a un resultado de calentamiento u horneado optimizado. En otras palabras, si los datos de características actuales siguen exactamente la trayectoria dependiente del tiempo de los puntos de datos de referencia en el espacio de características que tienen la dimensionalidad del número de características relevantes elegidas, el alimento se calentará en una manera optimizada después de un tiempo optimizado predeterminado, por ejemplo, el croissant se horneará perfectamente. El tiempo optimizado puede depender de la temperatura dentro de la cámara de calentamiento u horneado.

Combinar datos de funciones predeterminados de un programa de calentamiento con un conjunto de entrenamiento de datos de funciones de por lo menos un proceso de calentamiento de entrenamiento clasificado como parte de un conjunto de entrenamiento establecido por un usuario significa que una nube de puntos de datos de características en el espacio de características del conjunto de entrenamiento (p.ej., de por lo menos uno de los procesos de calentamiento considerados como "buenos" por un usuario) se promedia para cada punto de tiempo (un punto central de la nube de puntos se determina dentro del espacio de funciones y después se usa para adaptar el programa de calentamiento predeterminado. Esto puede realizarse promediando adicionalmente las características del programa de calentamiento y las características del conjunto de entrenamiento o de manera ponderada para cada punto de tiempo. Por ejemplo, la ponderación del conjunto de entrenamiento puede ser de 25% y la ponderación para el programa de calentamiento predeterminado puede ser del 75%.

Así, por lo menos un horneado de referencia, proceso de calentamiento de entrenamiento) puede tomarse para optimizar horneados posteriores. Retroalimentación adicional de horneados posteriores puede optimizar los programas de horneado individuales de acuerdo con lo anterior. De acuerdo con lo anterior, es posible lograr una calidad de horneado más consistente, si el horneado actual está siendo adaptado por los datos de sensores actuales y sus alteraciones calculadas se toman de la diferencia del horneado anterior y la así llamada "verdad base" (proceso de calentamiento de referencia), que es el programa de horneado (programa de calentamiento

predeterminado) combinado con los datos de características de por lo menos un horneado de referencia (conjunto de entrenamiento) así como los datos de función de la retroalimentación posterior (conjunto de entrenamiento) al programa de horneado y sus datos de sensor correspondientes.

5 Por tanto, es posible calcular características significativas con los valores de características correspondientes de los datos de sensores de un horneado de referencia combinado con el tiempo transcurrido del programa de horneado. Aquí, es factible usar muchas variaciones de cálculo de características diferentes y después clasificarlas por varianza. Un posible mecanismo para clasificación por varianza es el Análisis de Componentes Principales (PCA) descritos anteriormente. Cuando varias características y valores de características al transcurrir el tiempo se calculan de un horneado de referencia es factible clasificar estos conjuntos de características y valores de
10 características al transcurrir el tiempo con la PCA.

Es posible diseñar automáticamente un algoritmo de control para los horneados repetidos tomando por lo menos una de las características más significativas y conjuntos de datos de valores de características, preferiblemente aquel con la varianza más significativa. Si hay presentes varios horneados de referencia es preferible tomar aquella con la varianza más alta y la repetición de valores de características más alta.

15 Para implementar la posibilidad anterior para adaptar el programa de calentamiento predeterminado para formar una "verdad base", p.ej., el procesamiento de calentamiento de referencia, el aparato de monitoreo 150 además puede comprender una unidad de grabación 1822 para grabar datos de características actuales de un proceso de calentamiento actual, en donde la unidad de aprendizaje 1840 está adaptado para recibir los datos de características grabadas de la unidad de grabación 1822 a usar como datos de características de un procesamiento de
20 calentamiento de entrenamiento.

La unidad de clasificación 1850 puede proporcionarse para clasificar el tipo de alimentos a calentar. Esto puede hacerse mediante procesamiento de imágenes de una imagen de píxeles de los alimentos a calentar, p.ej., mediante técnicas de reconocimiento facial. Después de determinar el tipo de alimentos a calentar (rollo de pan, muffin, croissant o pan), la clasificación puede usarse para seleccionar un programa de calentamiento predeterminado o
25 proceso de calentamiento de referencia almacenado correspondiente al tipo de alimentos respectivos a calentar. Además, las subcategorías pueden proporcionarse, por ejemplo croissant pequeño, croissant medio o croissant grande. Los diferentes procesamientos de calentamiento de referencia también pueden almacenarse con respecto a las categorías de tipos diferentes a alimentos. Por ejemplo, puede haber un programa de calentamiento de referencia correspondiente a tiempos diferentes, entornos diferentes o parámetros de horno.

30 Por ejemplo, los datos climáticos pueden implementarse en el procedimiento de horneado de la presente invención. Mediante la altitud geográfica conocida de la posición geométrica del horno de cocción, puede determinarse el punto de ebullición, conduciendo así a una adaptación del programa de horneado. Además, los datos locales de presión, temperatura y humedad del ambiente de un horno pueden usarse para adaptar adicionalmente el programa de horneado. Así, estos datos podrían registrarse y usarse como datos de índice para ciertos programas de
35 calentamiento de referencia, que entonces puede buscarse en la memoria.

Además, las estadísticas de cargas, unidades y correcciones también pueden usarse como datos para el procedimiento de horneado de auto aprendizaje de la invención. Por tanto, un historial de datos de horneado puede ayudar a mejorar el procedimiento de horneado de la presente invención. Por medio de la retroalimentación distribuida contabilizada por la definición del rol, el proceso de horneado de la presente invención puede mejorarse.
40 Los sistemas de monitoreo de tratamiento térmico en uso además pueden mostrarse en un mapa del mundo con capacidad de acercamiento.

Además, el historial de datos de horneado también puede tomar en cuenta la cantidad de productos de horneado producidos a través del tiempo. El sistema de monitoreo de tratamiento térmico puede buscar el historial de datos para los mínimos y máximos que ocurren periódicamente de la producción y estimar la ocurrencia del siguiente
45 mínimo o máximo. El sistema de monitoreo de tratamiento térmico entonces puede informar a un usuario del sistema si se producen demasiados o muy pocos argumentos para el periodo de tiempo del mínimo o máximo esperado.

El estado del proceso de calentamiento actual se determina comparando los datos de la característica actual con los datos de la característica de referencia. La comparación puede ser la determinación de las distancias de los datos de la característica actual y los datos de la característica de referencia para cada punto de tiempo del programa de
50 calentamiento de referencia. Así, al determinar la distancia más cercana de las distancias determinadas, el punto de tiempo de la distancia más cercana puede buscarse en el programa de calentamiento de referencia y por tanto, por ejemplo, puede determinarse un tiempo de horneado restante.

Como se describió anteriormente, la unidad de sensor 1810 puede comprender una cámara como la cámara 160 que graba una imagen de píxeles de los alimentos que se están calentando, en donde los datos de sensor actuales de la cámara corresponden a los datos de píxeles actuales de una imagen de píxeles actual.
55

La detección de características para el procesamiento de imagen puede comprender los siguientes pasos: detección de bordes, esquinas, protuberancias, regiones de interés, puntos de interés, procesamiento de imágenes a color de imágenes en tonos de grises, formas, rebordes, protuberancias, regiones de interés o puntos de interés. Las características de los datos del sensor también pueden comprender la selección de amplitud objetivo o selección de características basada en frecuencia.

En el presente documento, los bordes son puntos donde existe un límite (o un borde) entre dos regiones de imágenes. En general, un borde puede tener forma casi arbitraria, y puede incluir uniones. En la práctica, los bordes normalmente se definen como conjuntos de puntos en la imagen donde tienen una magnitud de gradiente fuerte. Además, algunos algoritmos comunes a continuación encadenarán los puntos de gradiente alto juntos para formar una descripción más completa de un borde. Estos algoritmos normalmente establecen restricciones sobre las propiedades de un borde, como forma, uniformidad y valor de gradiente. Localmente, los bordes tienen una estructura dimensional.

Los términos esquinas y puntos de interés se usan de manera relativamente intercambiables y se refieren a características en forma de punta en una imagen, la cual tiene una estructura bidimensional local. El nombre "Esquina" surgió dado que los primeros algoritmos realizaban en primer lugar la detección de bordes, y después analizó los bordes para encontrar cambios rápidos en la dirección (esquinas). Estos algoritmos se desarrollaron a continuación para que la detección de bordes explícitos ya no fuera necesaria, por ejemplo buscando niveles altos de curvatura en el gradiente de la imagen. Entonces se observó que las así llamadas esquinas también se detectaban en partes de la imagen que no eran esquinas en el sentido tradicional (por ejemplo puede detectarse un punto brillante pequeño sobre un fondo oscuro). Estos puntos se conocen frecuentemente como puntos de interés, pero el término "esquina" es usado por tradición.

Las protuberancias proporcionan una descripción complementaria de las estructuras de imagen en términos de las regiones, a diferencia de las esquinas que tienen una forma más puntiaguda. Sin embargo, los descriptores de protuberancias a menudo contienen un punto preferido (un máximo local de una respuesta de operador o un centro de gravedad) lo cual significa que muchos detectores de protuberancias también pueden considerarse como operadores de puntos de interés. Los detectores de protuberancias pueden detectar áreas en una imagen que son demasiado lisas para ser detectadas por un detector de esquinas. Considere reducir una imagen y después realizar la detección de esquinas. El detector responderá a puntos que son afilados en la imagen reducida, pero pueden ser lisos en la imagen original. Es en este punto que la diferencia entre un detector de esquinas y un detector de protuberancias se vuelve algo vago. En gran medida, esta distinción puede remediarse incluyendo una noción apropiada de escala. Sin embargo, debido a sus propiedades de respuesta a diferentes tipos de estructuras de imagen a diferentes escalas, los detectores de protuberancias LoG y DoH también se mencionan en el artículo sobre detección de esquinas.

Para objetos alargados, la noción de bordes es una herramienta natural. Un descriptor de borde calculado a partir de una imagen en tonos de grises puede ser visto como una generalización de un eje medial. Desde un punto de vista práctico, puede pensarse en un borde como una curva unidimensional que representa un eje de simetría, además tiene un atributo del ancho del borde local asociado con cada punto del borde. Sin embargo, desafortunadamente es algorítmicamente más difícil extraer las características de los bordes de las clases generales de las imágenes de tonos de grises que las características de bordes, esquinas o protuberancias. Sin embargo, los descriptores de bordes se usan frecuentemente para la extracción de caminos en imágenes aéreas y para extraer vasos sanguíneos en imágenes médicas.

Los datos de píxeles actuales pueden comprender los primeros datos de pixel correspondientes a un primer color, segundos datos de píxeles correspondientes a un segundo color y terceros datos de píxeles correspondientes a un tercer color, en donde el primero, segundo y tercer color corresponden al rojo (R), verde (G) y azul (B), respectivamente. En el presente documento, una fuente de iluminación para iluminar los alimentos con luz blanca es ventajoso. Sin embargo, es posible proveer una fuente de iluminación monocromática en un área de longitud de onda preferida en la región óptica, por ejemplo a 600 nm, para observar una imagen de pixel gris en la longitud de onda respectiva.

Debido a la provisión de análisis separado de valores de píxeles rojo (R), verdes (G) y azules (B), es posible implementar un algoritmo que puede aprender colores del pan. Aquí, es esencial segmentar los píxeles del pan de los píxeles del horno, lo cual puede hacerse por color. Es una ventaja usar las imágenes pre procesadas de rango dinámico alto (HDR) para tener más información de intensidad para tener la mejor segmentación. Por tanto, la cámara preferiblemente está adaptada para generar imágenes de píxeles procesados por HDR como datos de píxeles actuales. En el presente documento, también puede implementarse una escala logarítmica, en donde la cámara está adaptada para grabar imágenes lineales logarítmicas o lineales y logarítmicas combinadas. Para aprender los píxeles de pan puede usarse una Red Neural Artificial con retropropagación o una clase SVM como se describió anteriormente, los cuales se entrenan con imágenes, donde el horno se enmascara manualmente.

Como un ejemplo, puede ser que para hornear rollos la varianza más significativa durante el horneado es un cambio en el color (cambio en la intensidad de píxeles) y un cambio en el volumen (cambio en el número de píxeles con cierta intensidad). Estas pueden ser las dos características más significativas durante el horneado de referencia o el proceso de calentamiento de referencia y el cambio en los valores de características correspondientes al transcurrir el tiempo. Esto crea una característica del proceso de horneado. Por ejemplo el valor de la característica representa el cambio de volumen puede tener un máximo después de 10 minutos de 20 minutos y el cambio del color de 15 minutos de 20 minutos de un horneado. Entonces es posible detectar en horneados repetidos mediante un clasificador como la máquina de vector soporte antes mencionado en los datos de sensor entrante del horneado repetido que las probabilidades más altas en el horneado de referencia o programa de horneado de referencia o calentamiento de referencia. Puede ser que, por ejemplo, el cambio de color en el horneado repetido tenga un máximo después de 5 minutos para el cambio de volumen. La diferencia de tiempo del horneado repetido y el horneado de referencia por tanto sería del 50%. Esto tendría como resultado una adaptación del tiempo de horneado restante en por lo menos un 50%. Aquí, un tiempo transcurrido de 5 minutos en lugar de 15.

Además, puede ser posible integrar un factor de impacto que puede influenciar el impacto del algoritmo de control al programa de horneado repetido. Esto puede hacerse automáticamente, de manera que el número de horneados de referencia influencia el factor de confianza, o de manera que se establezca manualmente a un factor específico. Esto puede ser optimizado por medio de un sistema remoto usando tecnología de la información descrita anteriormente.

Además, puede ser especialmente posible cambiar la temperatura dentro de este sistema mediante un cambio de una característica que representa el cambio de color. Como se describe es posible calcular características que representan el cambio de color (cambio de la intensidad de los píxeles). Es factible normalizar la intensidad de píxeles. Después de la normalización es posible ajustar la temperatura de acuerdo con el cambio de color. Si por ejemplo el 75% del tiempo restante no ha habido el cambio esperado en el color puede elevarse la temperatura, o si ha habido un cambio de color mayor al esperado con respecto al horneado de referencia la temperatura puede disminuirse.

El aparato de monitoreo 150 además puede comprender una unidad de control 1860 adaptada para cambiar un proceso térmico de un proceso de calentamiento a un proceso de horneado con base en una comparación del estado del proceso de calentamiento actual determinado por la unidad de monitoreo con un estado de proceso de calentamiento predeterminado. El estado de proceso de calentamiento actual se calcula de acuerdo con lo anterior determinando el punto en el tiempo de la "distancia más cercana". Al comparar los puntos de tiempo del estado del proceso de calentamiento predeterminado y el punto de tiempo calculado, el proceso de calentamiento cambia, si el punto en el tiempo calculado es posterior que el punto en el tiempo del estado del proceso de calentamiento predeterminado. Por ejemplo, como regla general, deberá terminarse una fermentación después de un cambio de volumen del 100% de los alimentos a calentar, por tanto, si el rollo de pan o el croissant tiene dos veces el volumen, la fermentación deberá detenerse y el procedimiento de horneado deberá comenzar. El cambio del volumen del pan o los alimentos a calentar puede detectarse por las características de píxeles de cámara en una manera muy eficiente. La máquina de tratamiento de calor a controlar puede tener una máquina de fermentación/horneado integrado, sin embargo, también diferentes máquinas para fermentación u horneado también puede ser controladas.

Para simplificar los cálculos y asegurar resultados repetibles, se prefiere si la temperatura de calentamiento se mantiene constante en un procesamiento de calentamiento actual.

La unidad de control 1860 se adapta adicionalmente para detener el proceso de calentamiento con base en una comparación del estado de proceso de calentamiento actual determinado por la unidad de monitoreo con un estado de proceso de calentamiento predeterminado correspondiente a un punto final del calentamiento. La unidad de control 1860 puede adaptarse para alertar a un usuario, cuando el proceso de calentamiento debe terminarse. Por tanto, el aparato de monitoreo puede comprender una unidad de alerta 1870 y una unidad de visualización 1880. La unidad de visualización 1880 se proporciona para indicar el estado de proceso de calentamiento actual, por ejemplo el tiempo de calentamiento u horneado restante. La unidad de visualización 1880 además muestra una imagen de píxeles actual del interior de la cámara de tratamiento térmico para monitoreo visual de los alimentos a calentar por un usuario. La unidad de control 1860 puede adaptarse para controlar la unidad de visualización 1880 adaptada para indicar el tiempo restante del proceso de calentamiento con base en una comparación del estado del proceso de calentamiento actual determinado por la unidad de monitoreo con un estado de proceso de calentamiento predeterminado correspondiente a un punto final del calentamiento y/o mostrar imágenes del interior de la cámara de tratamiento térmico.

La unidad de control 1860 además está conectada a una interfaz de salida 1890 para controlar actuadores como se describe anteriormente o a continuación como un control de temperatura de una cámara de calentamiento, medios para adaptar la humedad en la cámara de tratamiento agregando agua o un control del mecanismo de ventilación (persiana de ventilación). Los actuadores además pueden incluir medios para adaptar la velocidad del ventilador, medios para adaptar la presión diferencial entre la cámara de tratamiento térmico y el ambiente respectivo, medios para ajustar una curva de temperatura dependiente del tiempo dentro de la cámara de tratamiento térmico, medios para realizar y adaptar diferentes procedimientos de tratamiento térmico como fermentación u horneado, medios

para adaptar la intensidad de emisiones electromagnéticas y de sonido de los emisores electromagnéticos o de sonido para sondear u observar propiedades de los alimentos a calentar.

5 En particular, la unidad de control 1860 está adaptada para controlar un control de temperatura de una cámara de calentamiento, medios para adaptar la humedad en la cámara de tratamiento térmico agregando agua o vapor, un control del mecanismo de ventilación, medios para adaptar la velocidad del ventilador, medios para adaptar la presión diferencial entre la cámara de tratamiento térmico y el entorno respectivo, medios para establecer una curva de temperatura dependiente del tiempo dentro de la cámara de tratamiento térmico, medios para realizar y adaptar perfiles de flujo de gas interno dentro de la cámara de tratamiento térmico, medios para adaptar la intensidad de las emisiones electromagnéticas y de sonido de los emisores electromagnéticos o de sonido respectivos para sondear u observar las propiedades de los alimentos a calentar.

10

Un método de monitoreo de tratamiento térmico de la presente invención se define en la reivindicación 1.

REIVINDICACIONES

1. Un método para un sistema de monitoreo de tratamiento térmico (100), el cual comprende:

- determinar, por una unidad de sensor (1810) que tiene por lo menos un sensor (1812) datos de sensor actuales de los alimentos calentados;
- aplicar un mapeo lineal o no lineal, por una unidad de procesamiento (1820), para mapear los datos de sensor actuales entrantes desde la unidad de sensor (1810) a datos de la característica actual reduciéndose en dimensionalidad, en donde el mapeo se almacena en una memoria en un aparato de monitoreo (150) o se recibe desde un servidor externo, y en donde el mapeo se deriva, por una unidad de aprendizaje (1840), mediante un análisis de varianza de al menos un proceso de calentamiento de entrenamiento, en el que los datos de sensor del al menos un proceso de calentamiento de entrenamiento con la mayor varianza por el tiempo en el al menos un proceso de calentamiento de entrenamiento se pondera al máximo; y
- transmitir el mapeo a la unidad de monitoreo (1830), y
- determinar, por una unidad de monitoreo (1830), un estado de proceso de calentamiento actual en un proceso de calentamiento actual de los alimentos monitoreados comparando los datos de la característica actual con datos de la característica de referencia de un proceso de calentamiento de referencia.

2. El método de la reivindicación 1, el cual además comprende

- determinar, por una unidad de aprendizaje (1840) un mapeo de los datos de sensor actuales con los datos de función actuales y/o determinar los datos de la característica de referencia de un proceso de calentamiento de referencia basado en los datos de características del por lo menos un proceso de calentamiento de entrenamiento.

3. El método de la reivindicación 1 o 2, en donde el análisis de varianza comprende por lo menos uno entre el análisis de componentes principal (PCA), mapeo de funciones isométricas (ISOMAP) o análisis discriminante lineal (LDA) o una técnica de reducción de dimensionalidad.

4. El método de una cualquiera de las reivindicaciones 2 o 3, que comprende además determinar, por la unidad de aprendizaje (1840) datos de funciones de referencia de un procesamiento de calentamiento de referencia combinando datos de funciones predeterminados de un programa de calentamiento con un conjunto de entrenamiento de datos de funciones de por lo menos un proceso de calentamiento de entrenamiento clasificado como parte de un conjunto de entrenamiento establecido por una preferencia de usuario.

5. El método de una cualquiera de las reivindicaciones 2 a 4, el cual además comprende grabar, por una unidad de grabación (1822) los datos de funciones actuales de un procesamiento térmico actual, y recibir los datos de funciones grabadas de la unidad de grabación (1822) para usarlos como datos de funciones de un procesamiento de calentamiento de entrenamiento.

6. El método de una cualquiera de las reivindicaciones precedentes, en donde la unidad de sensor (1810) comprende una cámara como la cámara (160) que graba una imagen de píxeles de los alimentos que se están calentando, en donde los datos de sensor actuales de la cámara corresponden a los datos de píxeles actuales de una imagen de píxeles actual.

7. El método de la reivindicación 6, en donde los datos de píxeles actuales comprenden primeros datos de píxeles correspondientes a un primer color, segundos datos de píxeles correspondientes a un segundo color y terceros datos de píxeles correspondientes a un tercer color.

8. El método de la reivindicación 7, en donde el primer, segundo y tercer color corresponden a R (rojo), G (verde) y B (azul), respectivamente.

9. El método de una cualquiera de las reivindicaciones 6 a 8, en donde la cámara (160) está adaptada para generar imágenes de píxeles procesados por HDR como datos de píxeles actuales.

10. El método de una cualquiera de las reivindicaciones precedentes, el cual además comprende clasificar, por una unidad de clasificación (1850), el tipo de alimentos a calentar y elegir un proceso de calentamiento de referencia correspondiente al tipo de alimentos determinado.

11. El método de una cualquiera de las reivindicaciones precedentes, el cual además comprende cambiar, por una unidad de control (1860), un proceso térmico de un proceso de fermentación a un proceso de horneado con base en una comparación del estado del proceso de calentamiento actual determinado por la unidad de monitoreo con un estado de proceso de calentamiento predeterminado.

5 12. El método de una cualquiera de las reivindicaciones precedentes, el cual además comprende controlar, por una unidad de control (1860), una unidad de visualización (1880) adaptada para indicar el tiempo restante del proceso de calentamiento con base en una comparación del estado del proceso de calentamiento actual determinado por la unidad de monitoreo con un estado de proceso de calentamiento correspondiente a un punto final de calentamiento y/o para mostrar imágenes del interior de la cámara de tratamiento térmico.

10 13. El método de una cualquiera de las reivindicaciones precedentes, el cual además comprende controlar, por una unidad de control (1860), un control de temperatura de una cámara de calentamiento, medios para adaptar la humedad en la cámara de tratamiento térmico añadiendo agua o vapor, un control del mecanismo de ventilación, medios para adaptar la velocidad del ventilador, medios para adaptar la presión diferencial entre la cámara de tratamiento térmico y el ambiente respectivo, medios para establecer una curva de temperatura dependiente del tiempo dentro de la cámara de tratamiento, medios para realizar y adaptar diferentes procedimientos de tratamiento térmico como fermentación u horneado, medios para adaptar los perfiles de flujo de gas interno dentro de la cámara de tratamiento térmico, medios para adaptar la intensidad de emisión electromagnética y de sonido de los emisores electromagnéticos o de sonido respectivos para sondear u observar propiedades de los alimentos a calentar.

15 14. El método de una cualquiera de las reivindicaciones precedentes, en donde el o los sensores (1812) de la unidad de sensor (1810) comprende por lo menos uno entre higrómetro, sensor de temperatura de inserción, sensor de temperatura de la cámara de tratamiento, sensores acústicos, básculas, temporizador, cámara, sensor de imagen, arreglo de fotodiodos, un analizador de gas dentro de la cámara de tratamiento, medios para determinar los perfiles de temperatura de los sensores de temperatura de inserción, medios para determinar las emisiones electromagnéticas o acústicas del proceso de los alimentos a tratar como el reflejo o la emisión de luz o sonido en respuesta a emisores o fuentes de luz o sonido, medios para determinar los resultados de las mediciones en 3D de la comida a calentar incluyendo sistemas 3D, de cámara estéreo o radar, o medios para determinar el tipo, constitución, patrón, características ópticas, volumen o masa de los alimentos a tratar.

15. Un sistema de monitoreo de tratamiento térmico (100) que comprende

- 25
- una unidad de sensor (1810) con al menos un sensor (1812);
 - una unidad de procesamiento (1820); y
 - una unidad de monitoreo (1830),

caracterizado por que el sistema de monitoreo de tratamiento térmico (100) se configura para ejecutar el método de una cualquiera de las reivindicaciones anteriores.

30

Fig. 1A

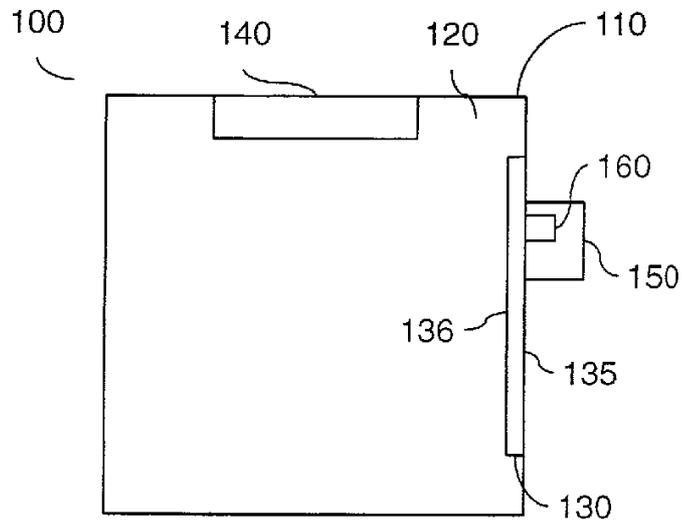


Fig. 1B

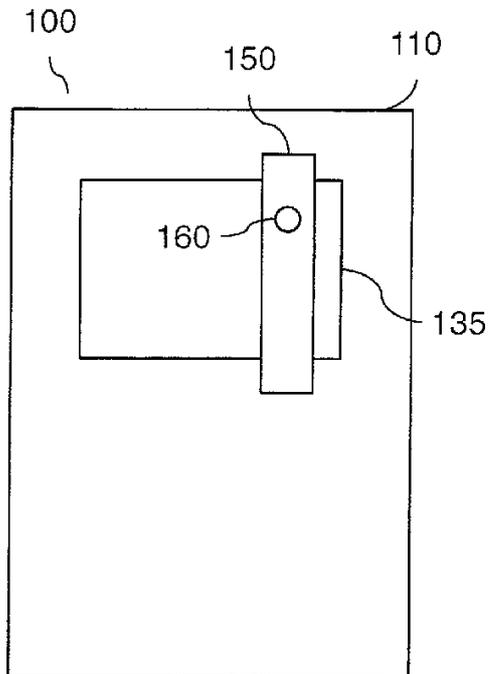


Fig. 2A

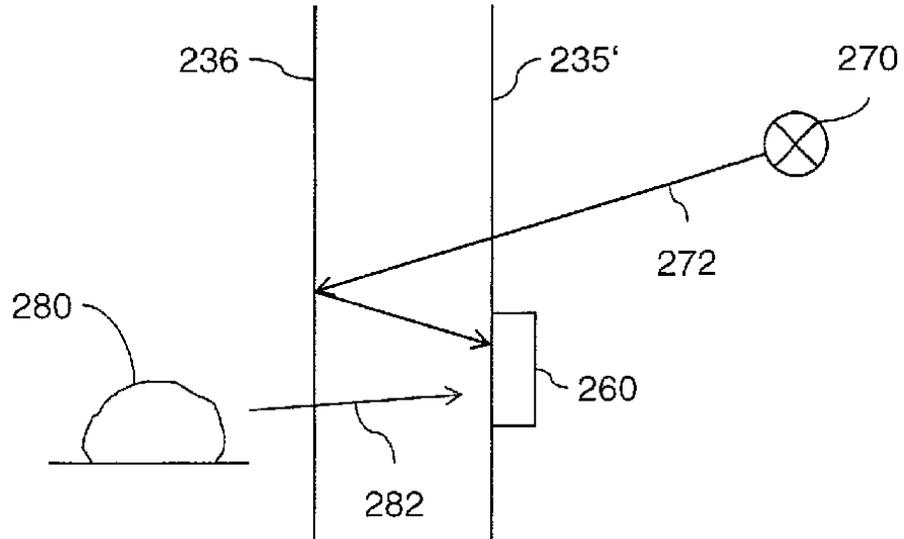
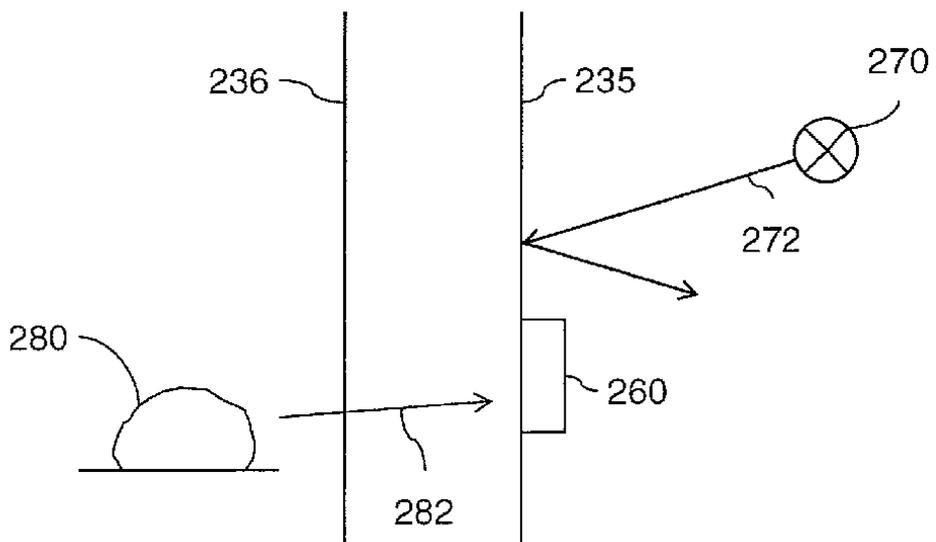
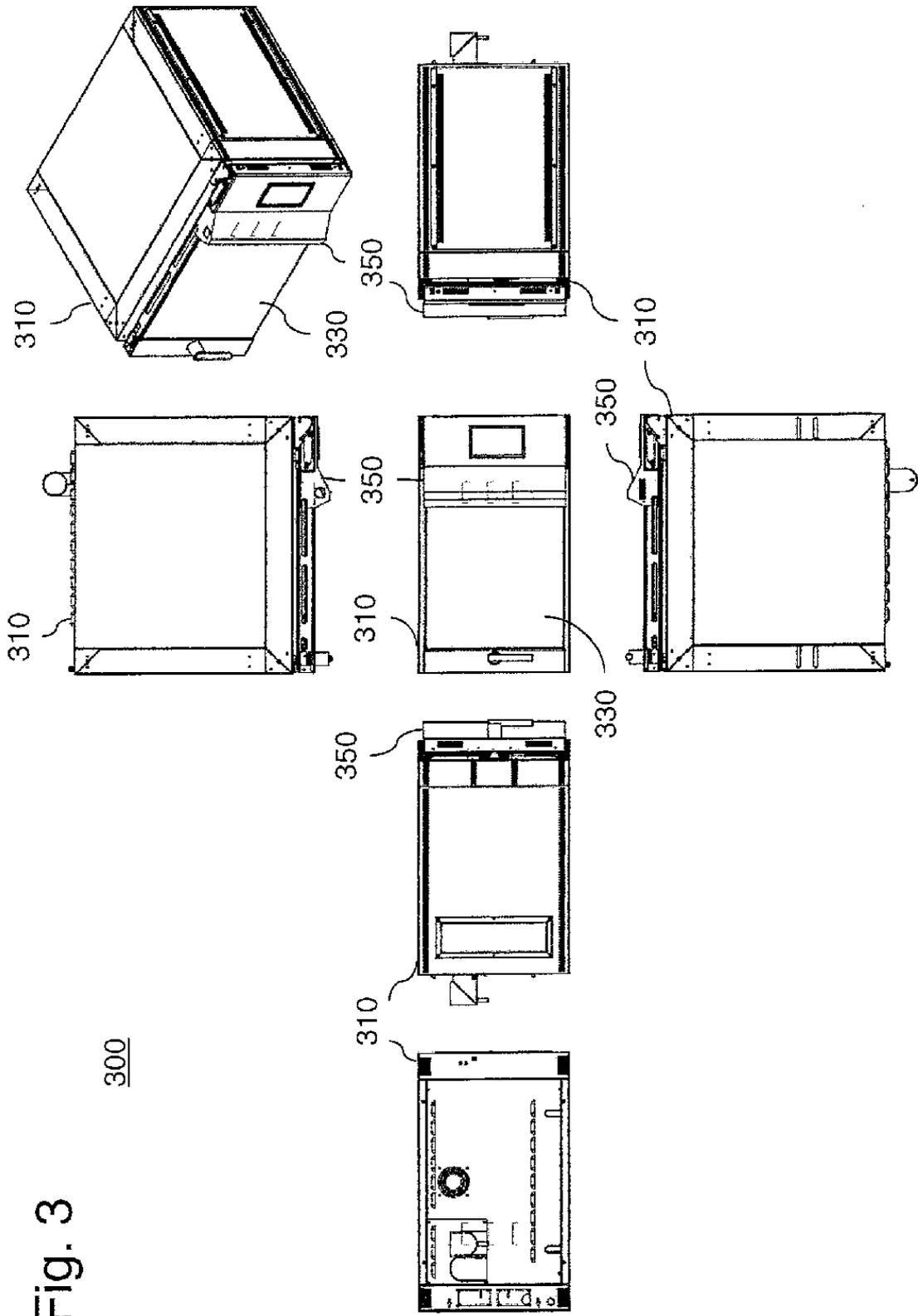


Fig. 2B





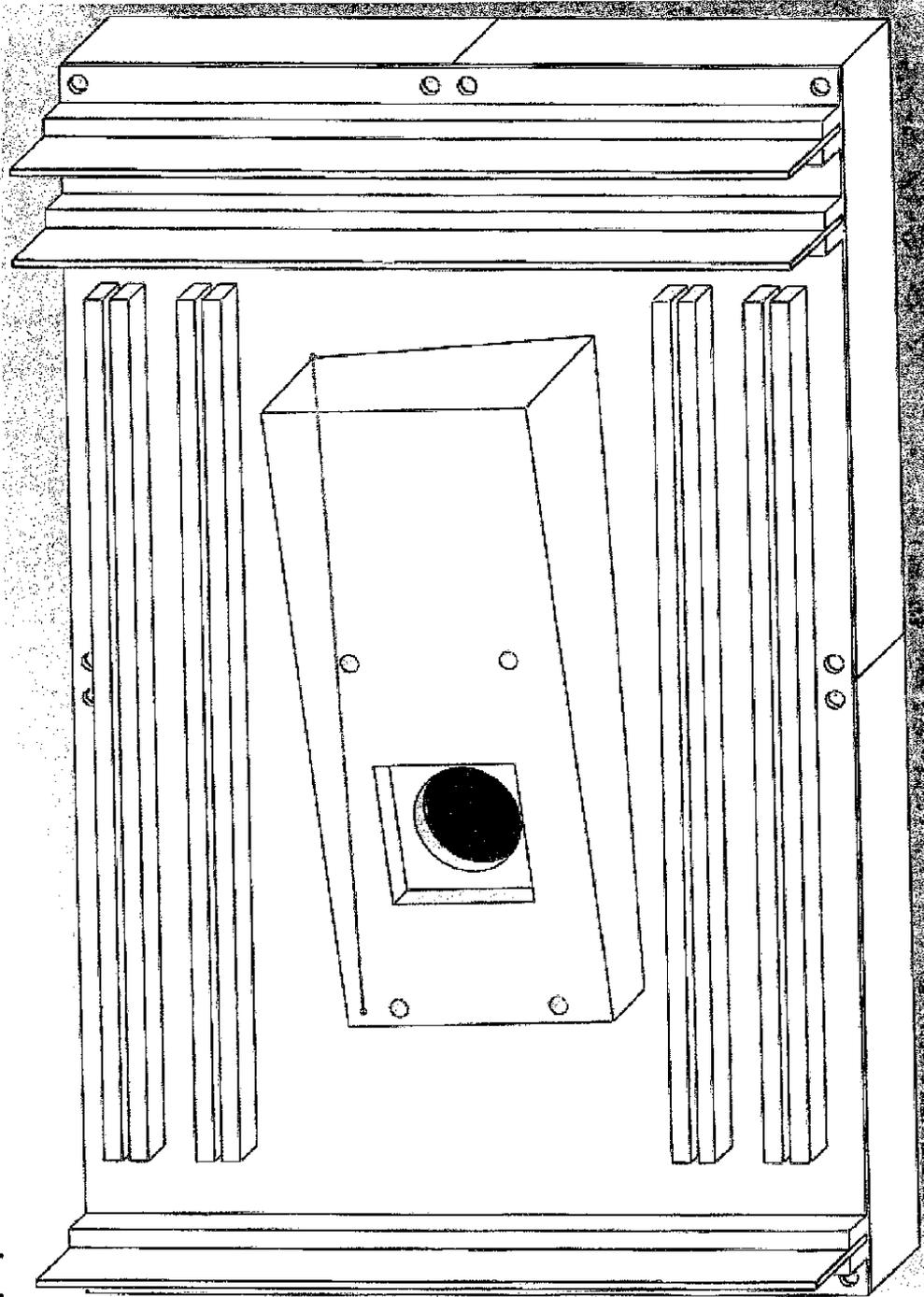


Fig. 4

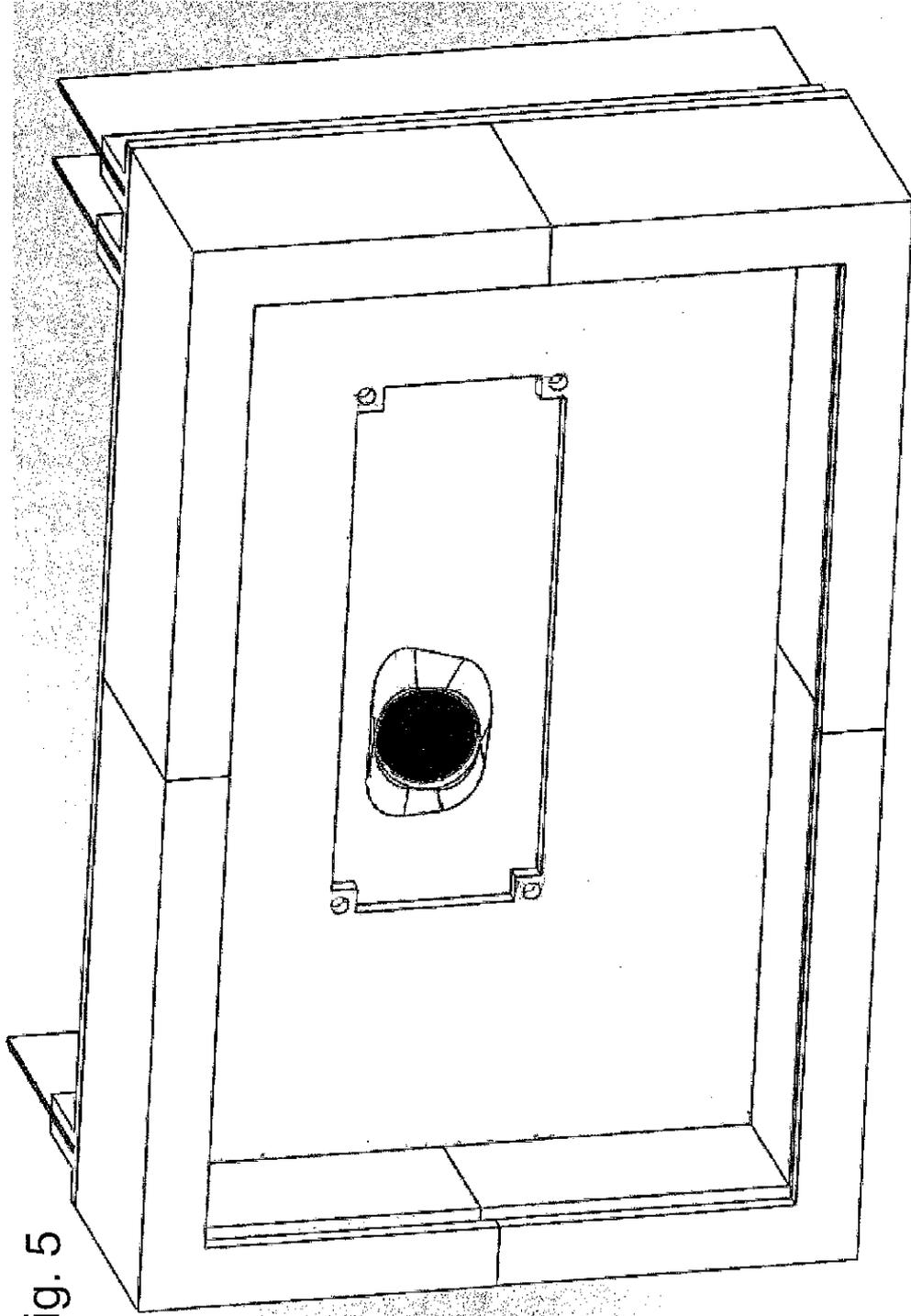
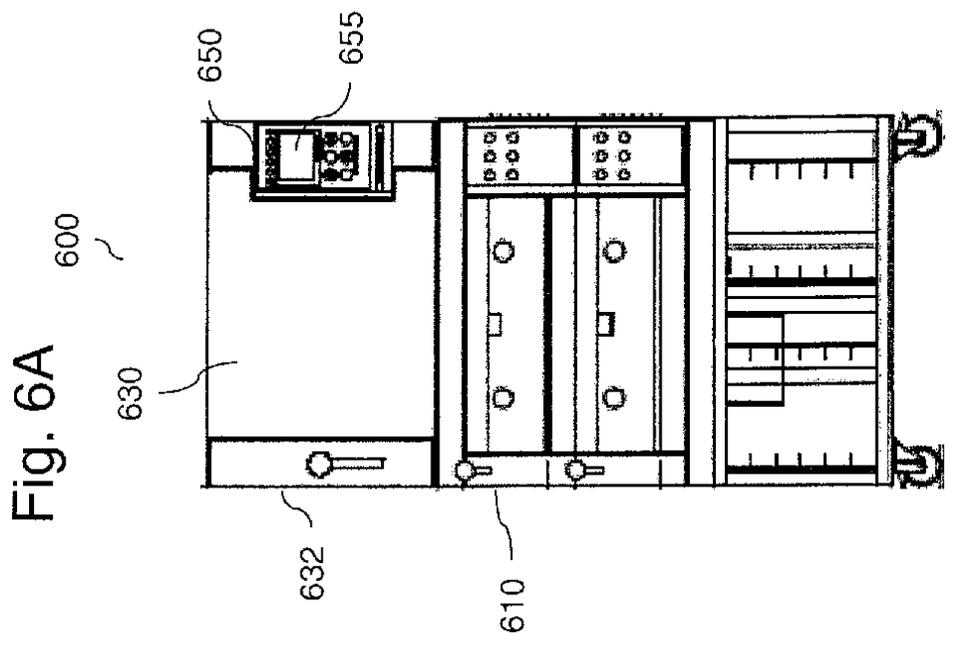
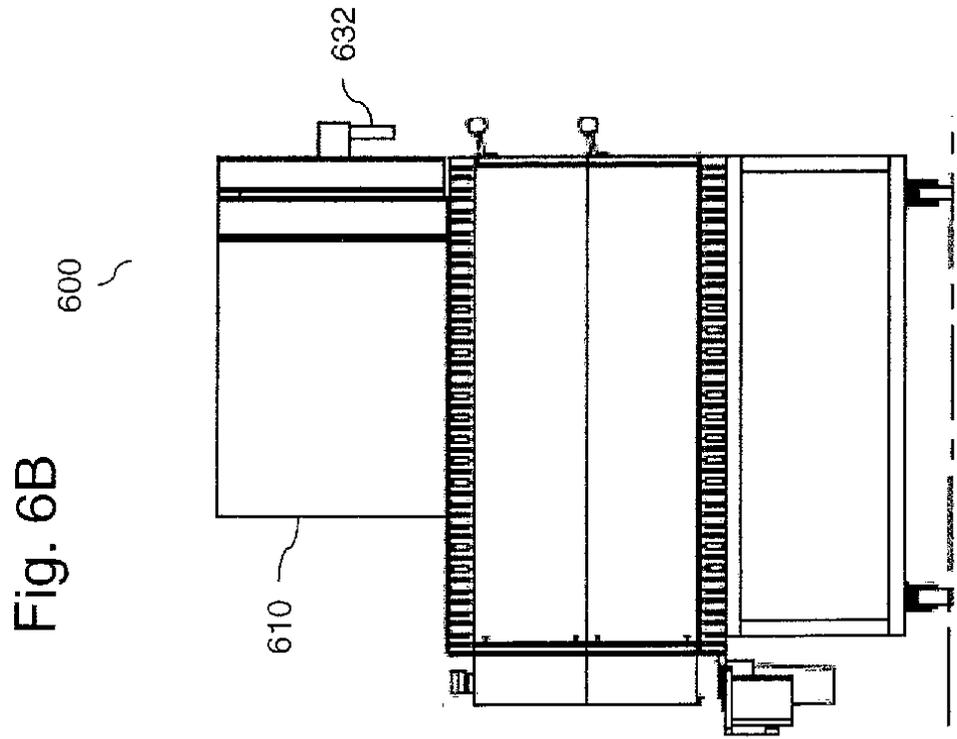
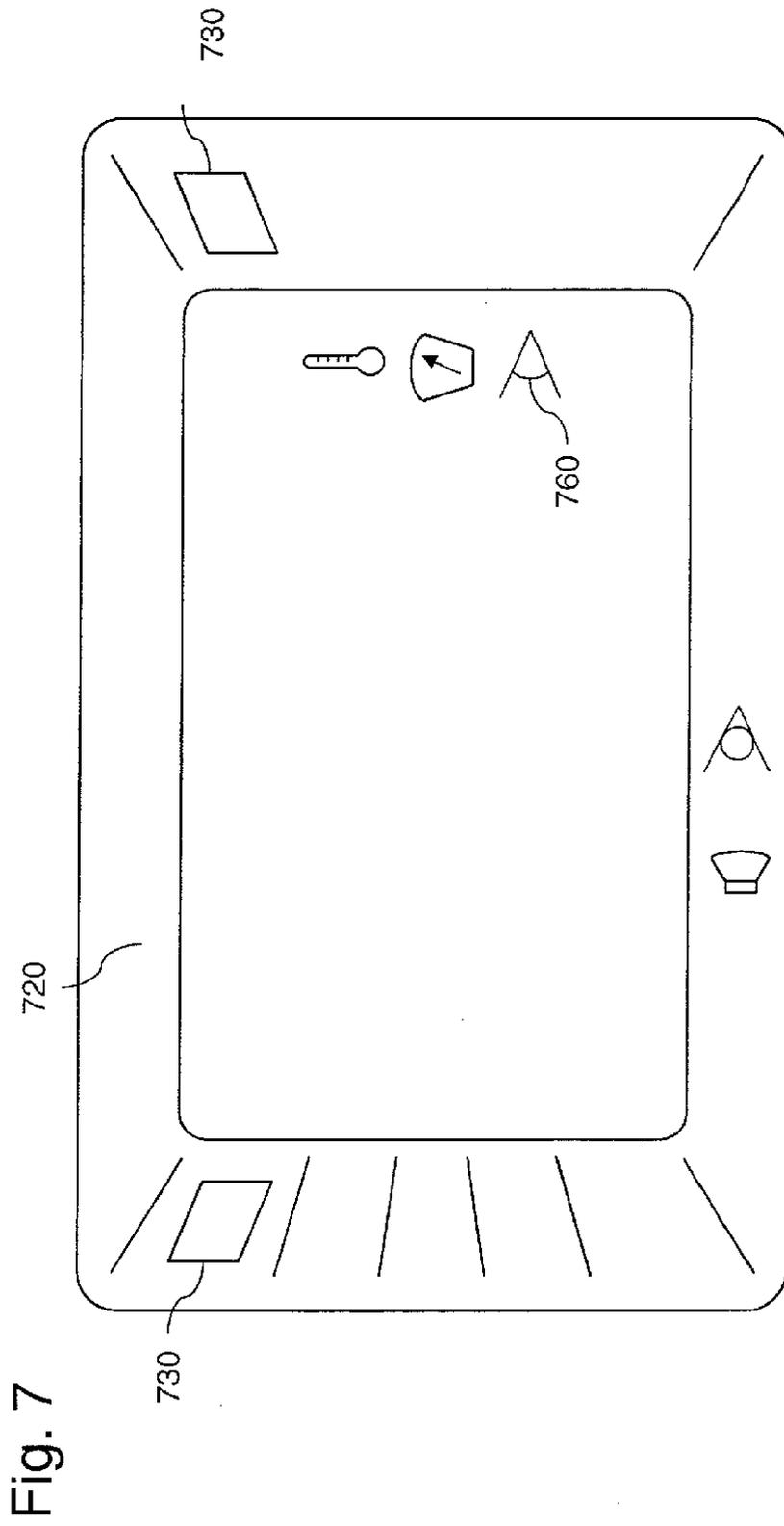


Fig. 5





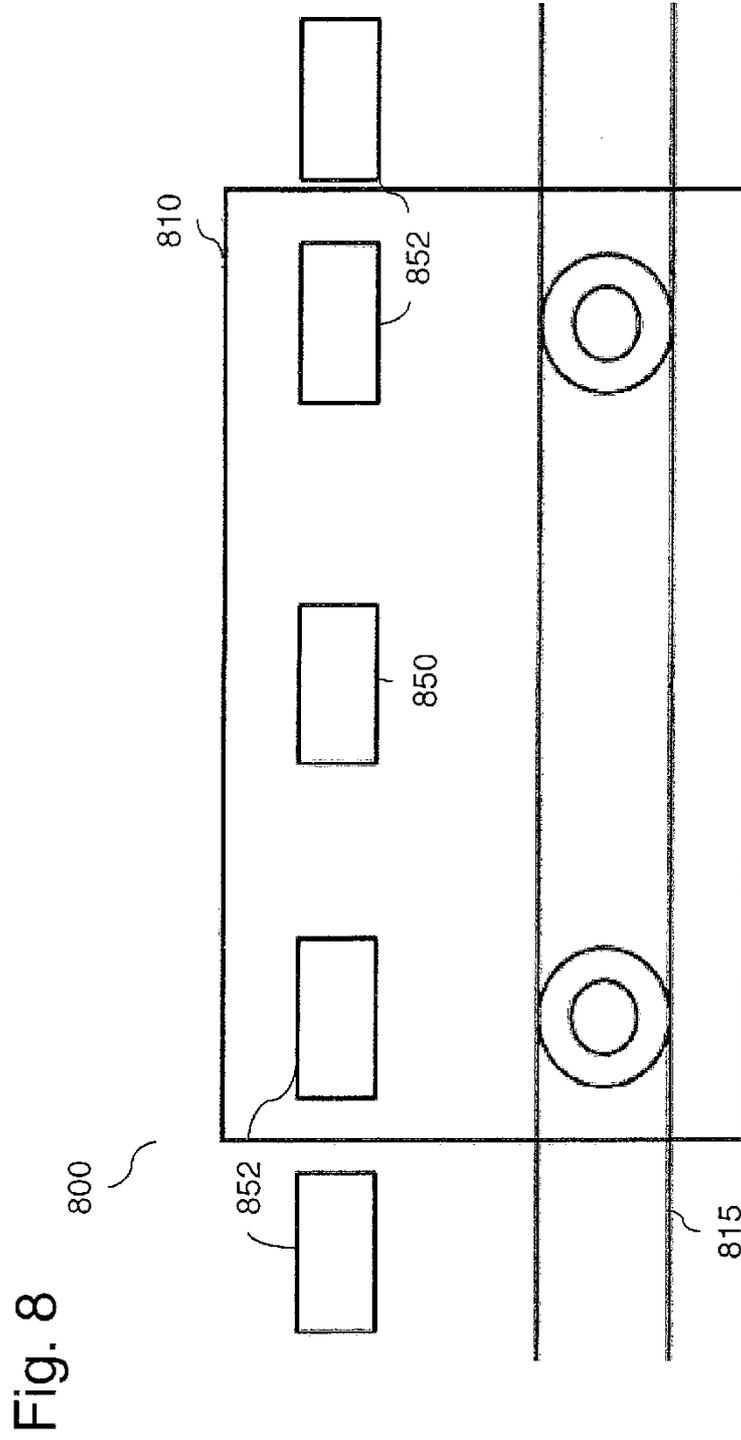
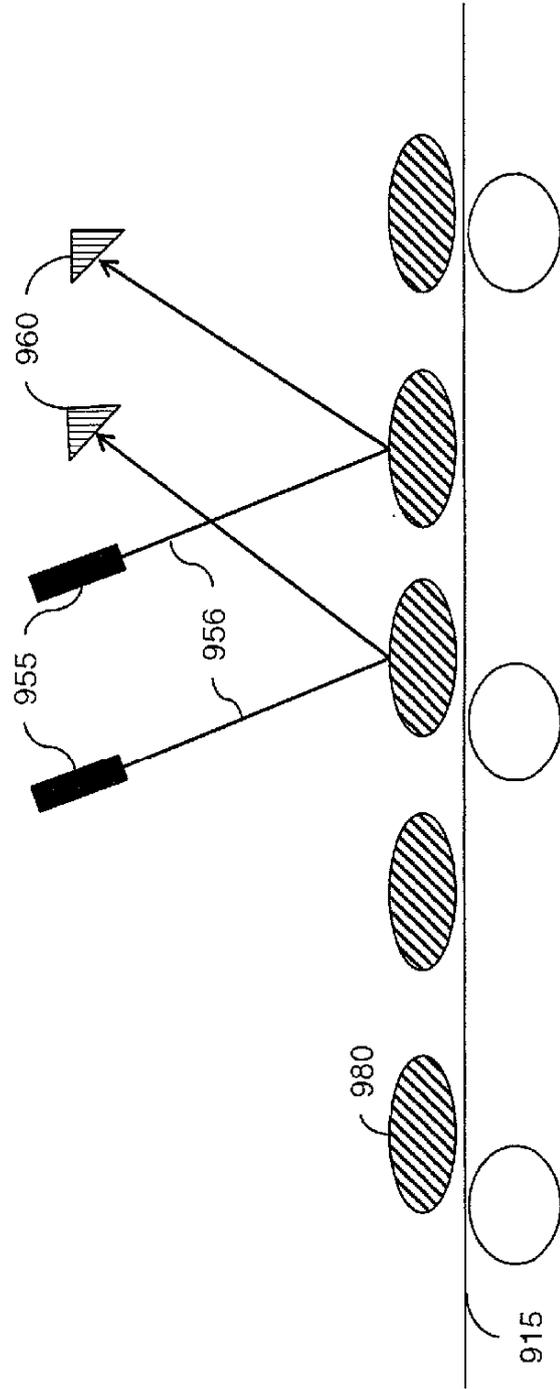


Fig. 9
900



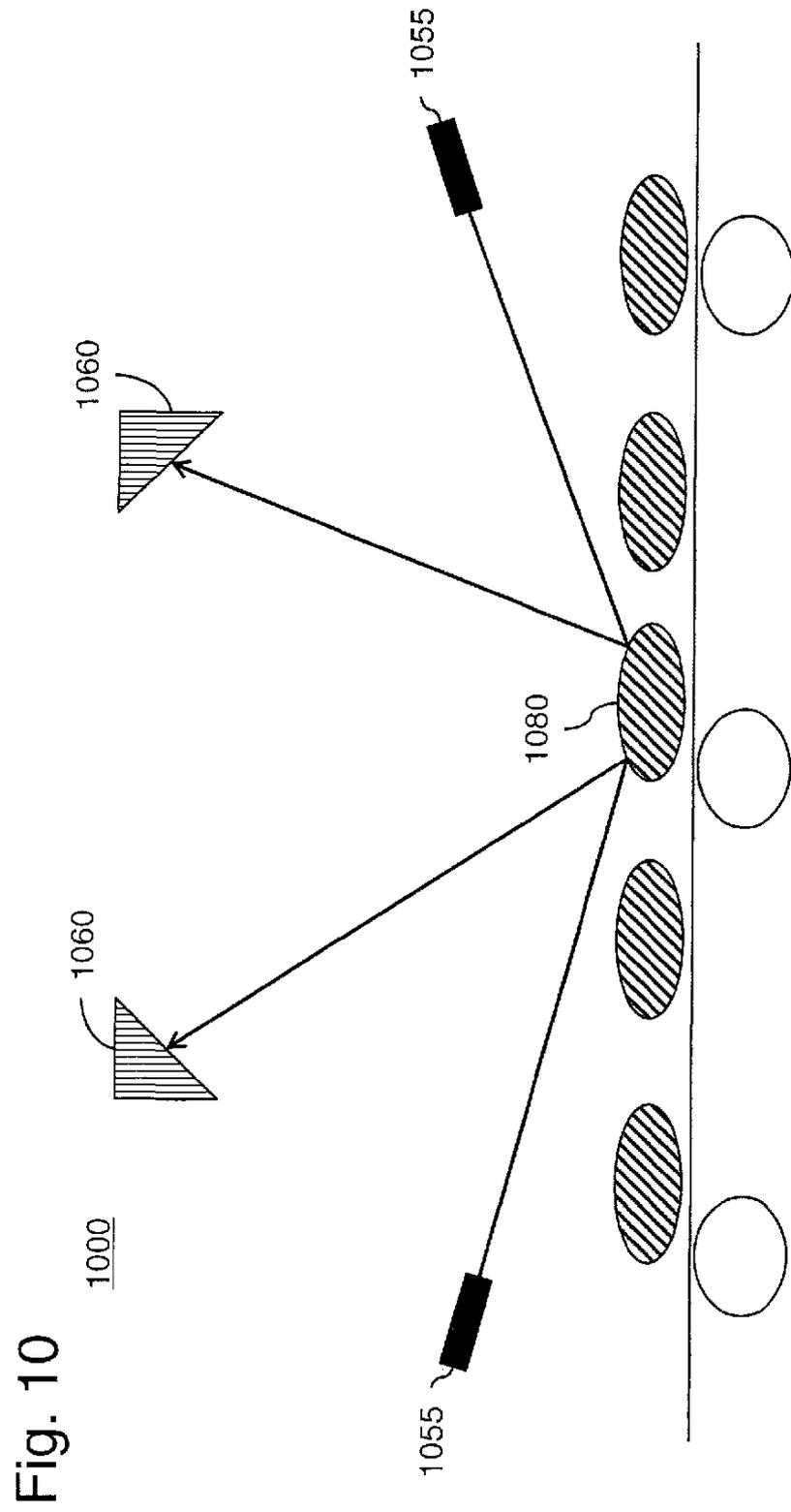


Fig. 10

Fig. 11

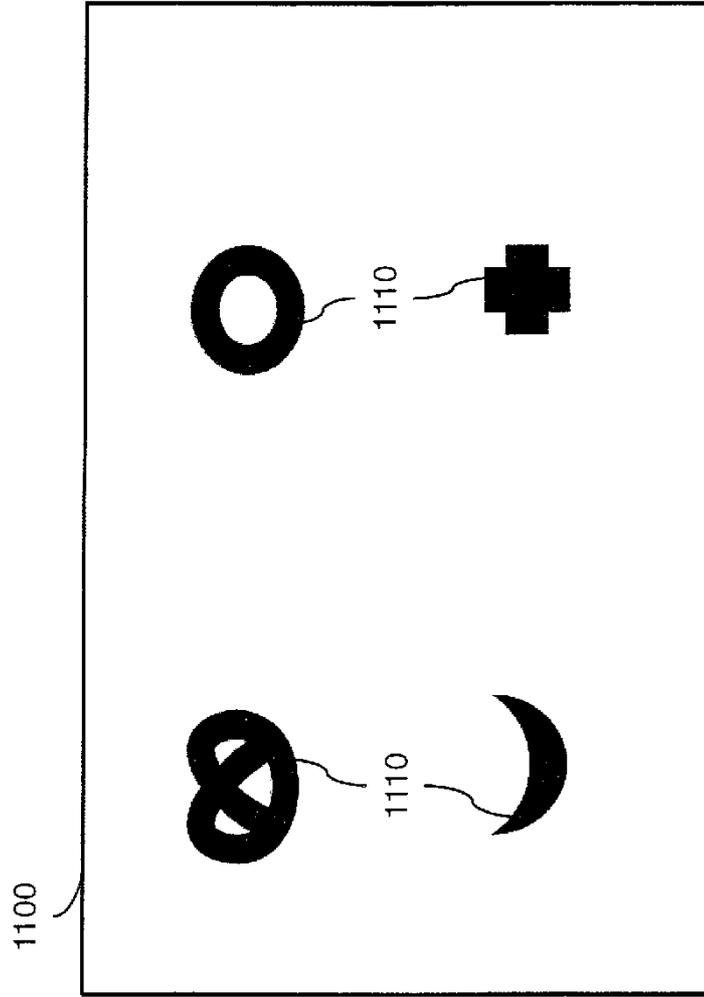


Fig. 12

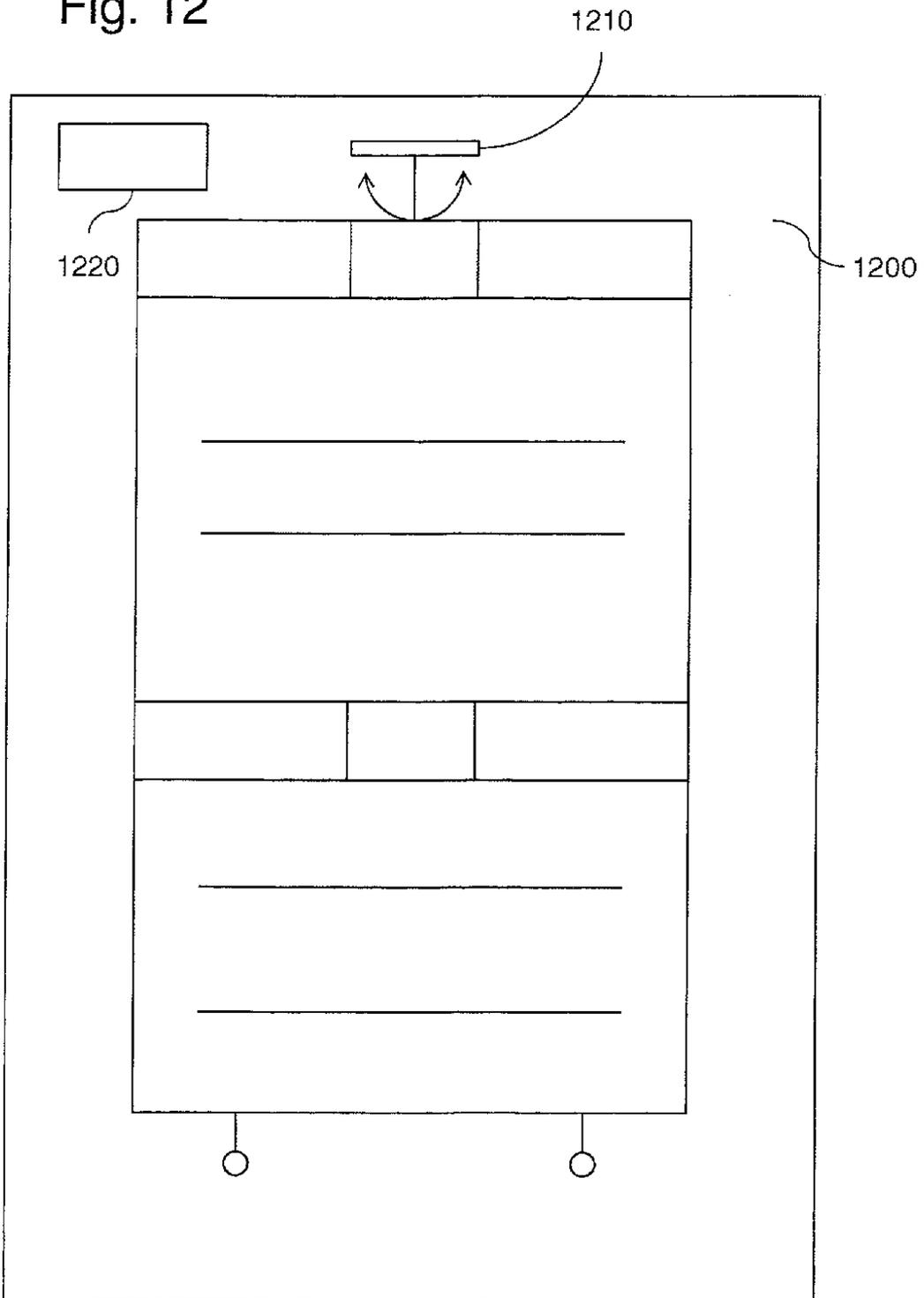


Fig. 13

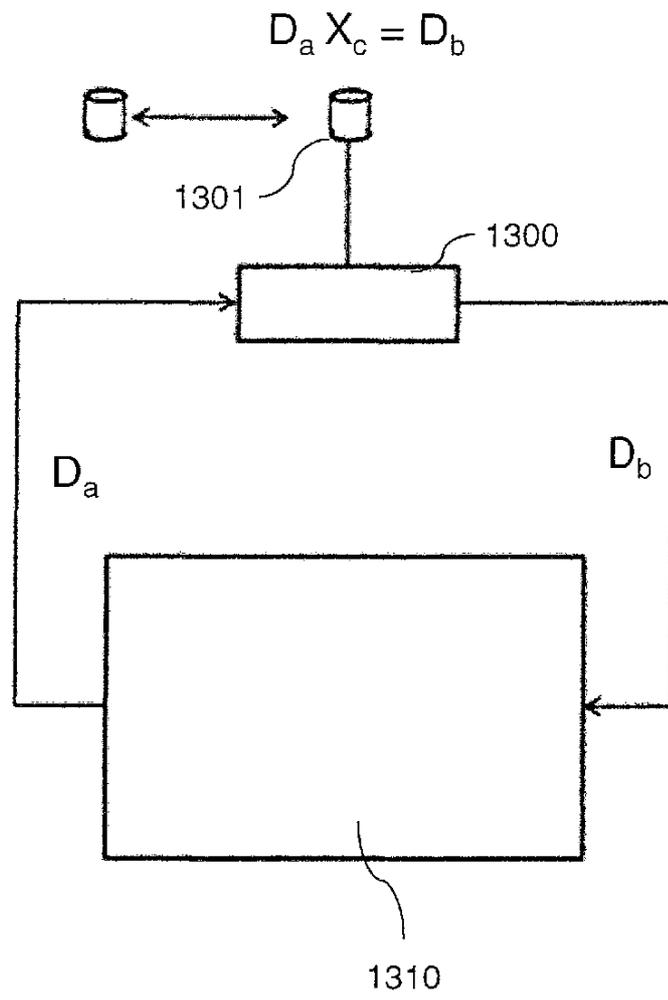


Fig. 14

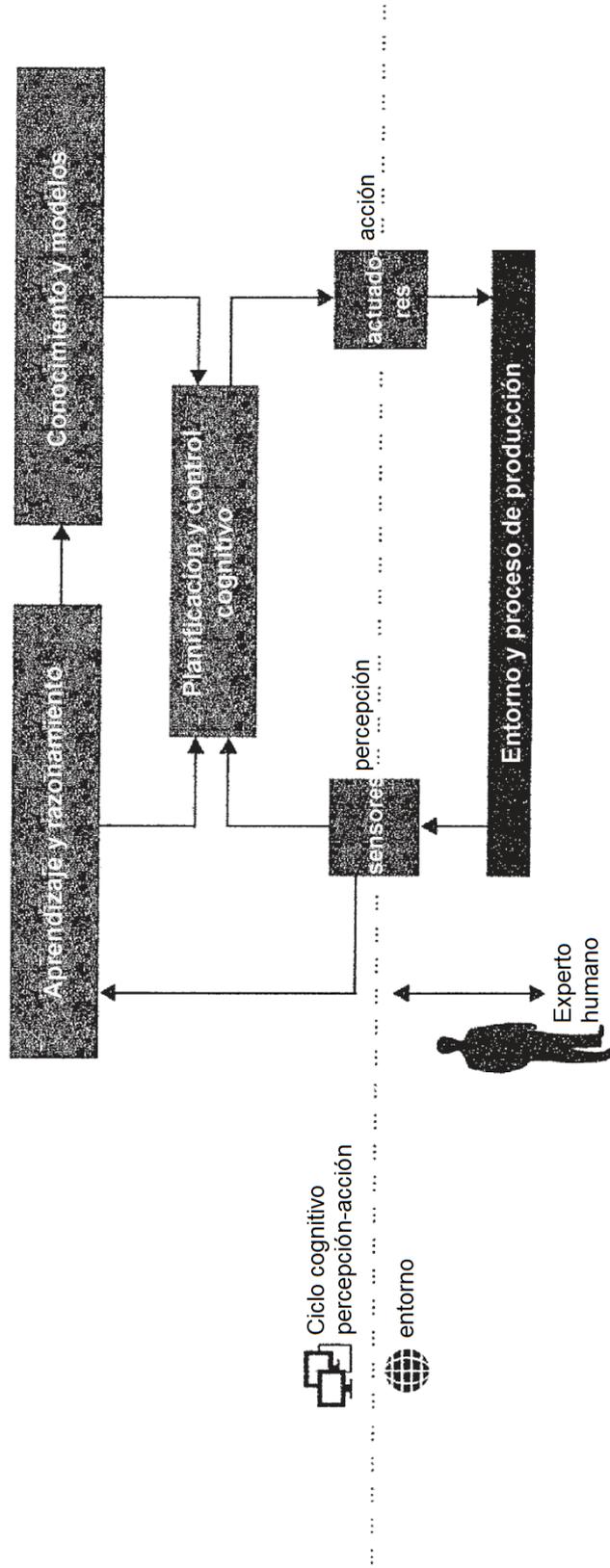


Fig. 15

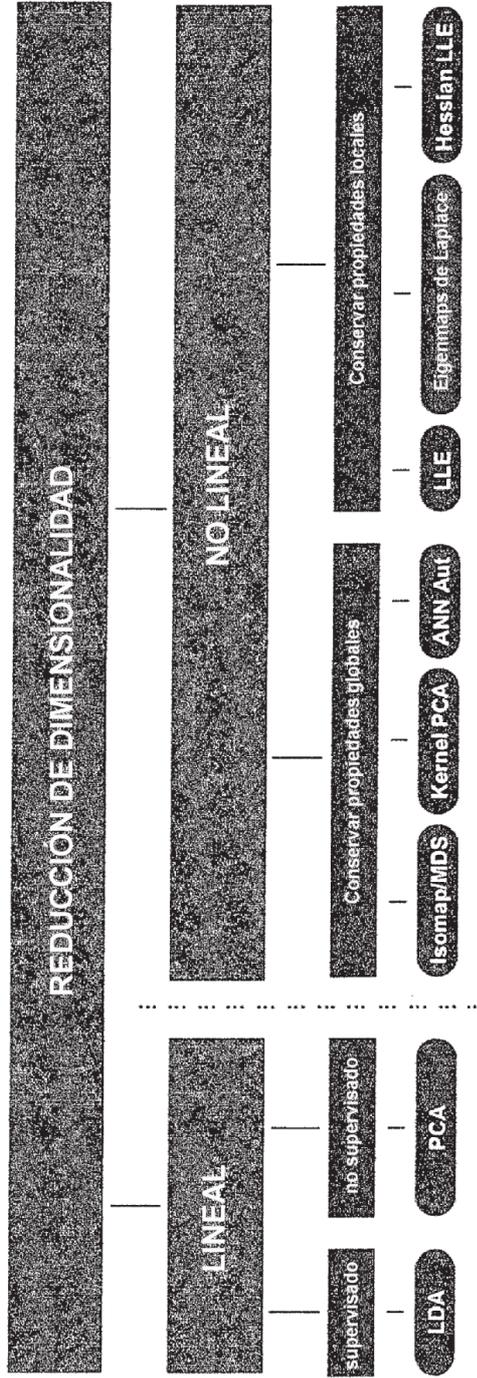


Fig. 16

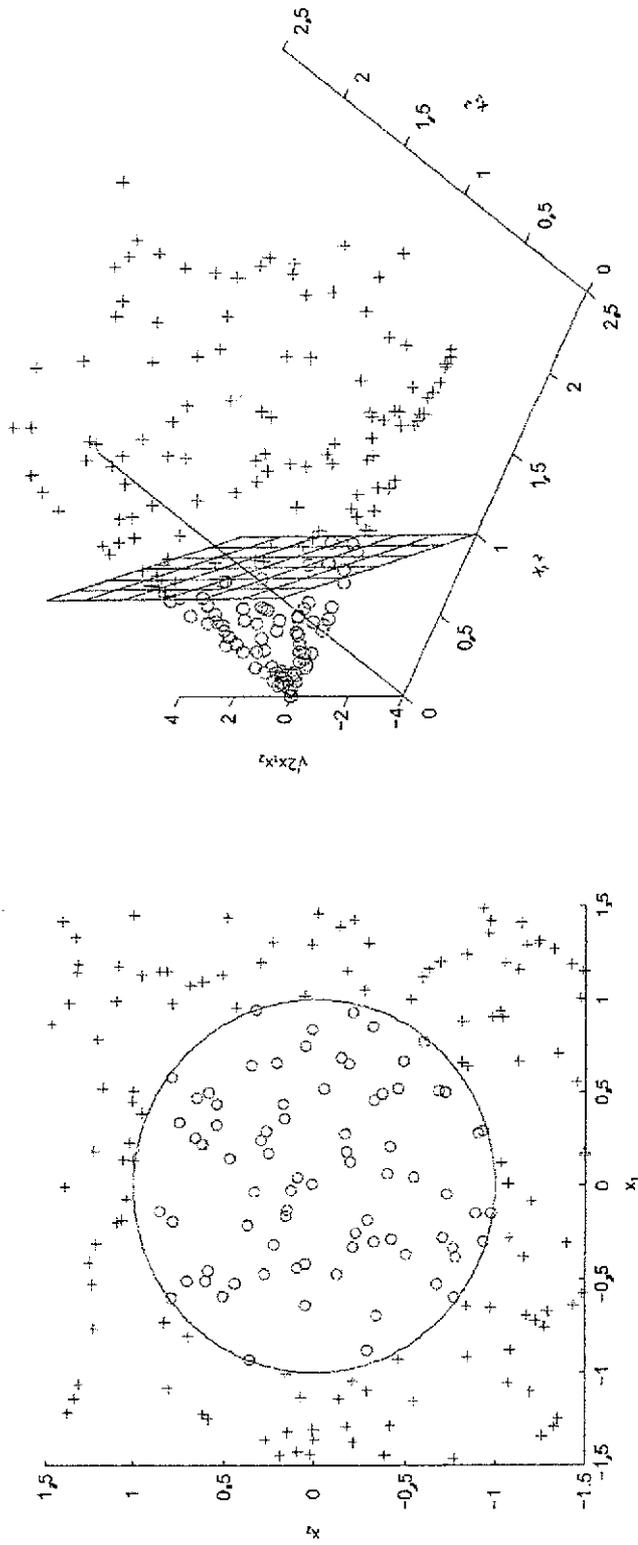


Fig. 17

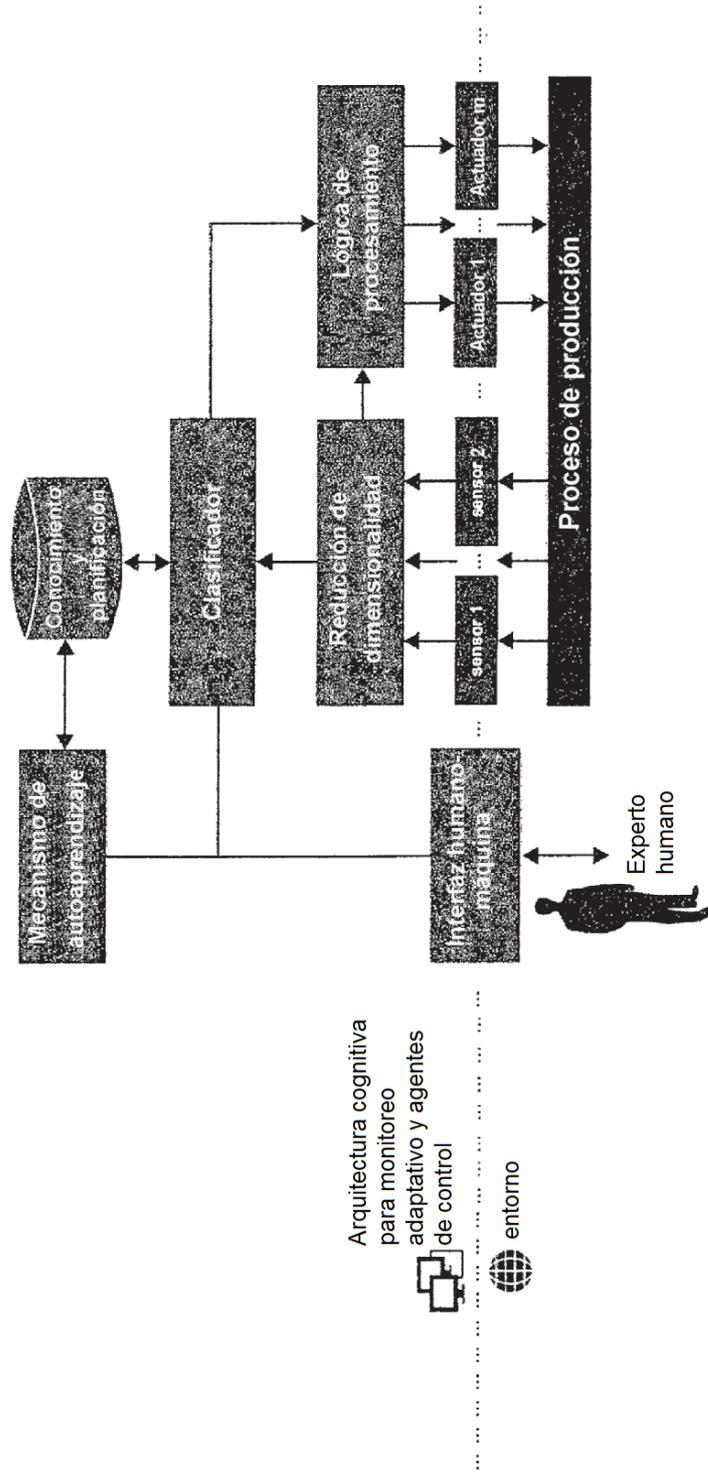


Fig. 18A

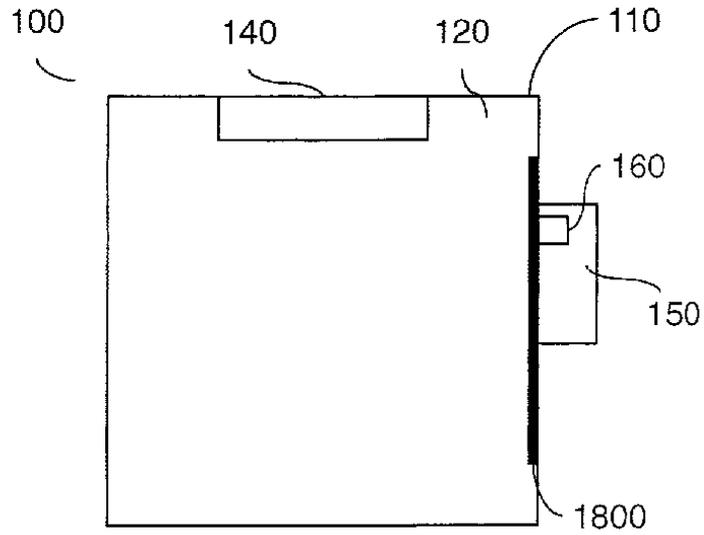


Fig. 18B

