

DESCRIPCION

COMPATIBILIZACIÓN DE MODELOS DE TENDENCIAS MÚLTIPLES PARA ESTIMACIÓN DE PRODUCCIÓN DE UNA PLANTA FOTOVOLTAICA

Antecedentes

5 Campo técnico

La presente divulgación, de forma general, estima la producción de energía solar de una planta fotovoltaica, y más particularmente estima la producción de energía solar de una planta fotovoltaica mediante la compatibilización de modelos de tendencias múltiples.

Descripción del estado de la técnica relacionado

- 10 La integración de la energía solar en las redes de distribución de energía ha estado recibiendo un interés creciente en la industria de la energía, principalmente porque la producción de energía solar en algunas regiones tiene un coste normalizado de la energía (LCOE) ventajoso en comparación con la energía fósil tradicional. Sin embargo, estimar la producción de energía solar de una planta fotovoltaica (PV) es un reto, ya que la energía
- 15 solar está sujeta a muchos factores ambientales y climáticos inciertos. Por ejemplo, la energía solar generada en un día soleado puede ser bastante diferente de la de un día nublado. Por lo tanto, la mejora de la precisión en la estimación es de gran importancia para la gestión de una red de distribución de energía que incluye la energía solar.

Breve resumen

- 20 Un método, de acuerdo con un ejemplo de modo de realización de la invención, es para predecir una cantidad de energía que será generada por una planta de energía solar en un periodo futuro. El método incluye: estimar un valor de una variable de datos en el periodo futuro que, de forma previsible, afecta a la capacidad de la planta de energía solar para producir electricidad; calcular una pluralidad de características, donde cada característica se
- 25 asocia con un periodo de tiempo de una duración diferente y se obtiene a partir de cantidades, previamente observadas, de energía generada por la planta de energía durante el periodo correspondiente; determinar un modelo a partir de las características calculadas y del valor estimado que indica una tendencia en la producción de energía por la planta de energía a lo largo del periodo; y predecir la cantidad de energía que será generada por la
- 30 planta de energía en el periodo futuro a partir del modelo determinado.

- Un método, de acuerdo con un ejemplo de modo de realización de la invención, es para estimar una cantidad de energía que será generada por una planta de energía solar en un periodo futuro. El método incluye: estimar un valor de una variable de datos en el periodo futuro que, de forma previsible, afecta a la capacidad de la planta de energía solar para producir electricidad; calcular una pluralidad de características a partir de cantidades, previamente observadas, de energía generada por la planta de energía durante diferentes duraciones previas; determinar un modelo de tendencia a partir de las características calculadas y del valor estimado; y predecir la cantidad de energía que será generada por la
- 35 planta de energía en el periodo futuro a partir del modelo determinado.

- 40 Breve descripción de las distintas vistas de los dibujos

Los ejemplos de los modos de realización de la divulgación se pueden entender con más detalle a partir de las siguientes descripciones tomadas en conjunción con los dibujos adjuntos, en los que:

La figura 1 ilustra un sistema informático capaz de predecir una cantidad futura de energía que será producida por dispositivos de paneles solares de planta de energía, según un ejemplo de modo de realización de la invención.

5 La figura 2 ilustra un método de predicción de una cantidad futura de energía que será producida por una planta de energía PV, de acuerdo con un ejemplo de modo de realización de la invención, que puede utilizarse en el sistema informático de la figura 1.

La figura 3 ilustra un método de predicción de una cantidad futura de energía que será producida por una planta de energía PV, de acuerdo con un ejemplo de modo de realización de la invención, que puede utilizarse en el sistema informático de la figura 1.

10 La figura 4 muestra un ejemplo de un sistema informático de la figura 1.

Descripción detallada

15 Los ejemplos de los modos de realización de la invención se discuten en más detalle con referencia a las figuras 1 a 4. Esta invención puede, sin embargo, ser realizada de diferentes formas y no debe interpretarse como limitada a los modos de realización expuestos en el presente documento.

Ha de entenderse que los sistemas y métodos descritos en este documento pueden implementarse en varias formas de hardware, software, firmware, procesadores de propósito especial, o una combinación de los mismos. En particular, al menos una parte de la presente invención puede implementarse como una aplicación que comprende instrucciones de
20 programa que están incorporadas tangiblemente en uno o más dispositivos de almacenamiento de programa (por ejemplo, disco duro, disco flexible magnético, RAM, ROM, CD ROM, etc.) y ejecutable por cualquier dispositivo o máquina que comprende una arquitectura adecuada, tal como un ordenador digital de propósito general que tiene un procesador, una memoria e interfaces de entrada/ salida. Se ha de entender además que,
25 debido a que algunos de los componentes constituyentes del sistema y las etapas del proceso representados en las figuras adjuntas pueden ser implementadas en software, las conexiones entre los módulos del sistema (o el flujo lógico de las etapas del método) pueden ser diferentes dependiendo de la manera en que se ha programado la presente invención. Dadas las enseñanzas de este documento, un experto medio en la materia relacionada será
30 capaz de contemplar estas y otras implementaciones de la presente invención.

La figura 1 ilustra un dispositivo 100 de paneles solares, un sistema 110 de control, una red 120, en sistema 130 de predicción que puede predecir la cantidad de energía que la planta 100 generará/ producirá para un periodo dado en el futuro. El sistema 110 de control puede
35 incluir un transformador para convertir la electricidad generada por los dispositivos de paneles solares a una fuente de voltaje la cual puede estar suministrada a los consumidores aguas abajo. El sistema 110 de control puede incluir un contador que mida de forma periódica la cantidad de energía que está siendo generada en ese momento por los dispositivos 100 de paneles solares. El contador puede transmitir de forma periódica estas medidas a través de la red 120 al sistema 130 de predicción. El contador puede también
40 almacenar instantáneas (por ejemplo cada hora, cada número N de minutos, etc.) de la cantidad de energía actual que está siendo generada, y el sistema 130 de predicción puede descargar, de forma periódica, como datos históricos, parte de estas instantáneas. El sistema 110 de control y el sistema de predicción puede cada uno incluir un transceptor y una antena para comunicarse entre sí de forma inalámbrica. El dispositivo 100 de paneles
45 solares puede ser parte de una planta PV.

La producción de energía de la planta PV en un momento actual t , donde $t = 1, 2, 3, \dots, N$ se denomina en este documento como O_t . El momento actual t puede tener una resolución en

minutos, horas, etc. La tarea de una estimación de la producción de energía de la PV es predecir la energía $\tilde{O}_{t+h}$ en un horizonte de h (por ejemplo, en un periodo futuro) por delante basado en los datos que están disponibles. Por ejemplo, si h es igual a 1 hora, y el periodo actual t es las 12 P.M., la tarea predeciría la cantidad de energía que se espera que genere la planta a la 1 P.M. La predicción puede estar basada en producciones de energía observadas del pasado hasta el momento t . Por ejemplo, a las 9 A.M. la planta pudo haber generado 0,5 Teravatios (TW), a las 10 A.M. la planta pudo haber generado 1 TW, a las 11 A.M. la planta pudo haber generado 2 TW, y las 12 P.M. la planta pudo haber generado 3 TW, etc. Para la trazabilidad, sólo los datos pasados dentro de una ventana w se toman en cuenta en la predicción. Por ejemplo, si la ventana w es de 2 horas, entonces los datos para las 9 A.M. serían excluidos y sólo los datos desde las 10 A.M. hasta las 12 P.M. serían incluidos en la predicción. Esto puede ser expresado mediante una función f de regresión de acuerdo con la ecuación 1, de la siguiente manera:

$$\tilde{o}_{t+h} = f(o_t, o_{t-1}, \dots, o_{t-w+1}, \mathbf{u}_{t+h}). \quad (1)$$

La ecuación 1 incluye otro vector $\mathbf{u}_{t+h}$, lo que se puede denominar como un vector exógeno. El vector $\mathbf{u}_{t+h}$ exógeno puede contener o estar basado en otros datos de series M del periodo tal como la temperatura ambiente, la humedad, la nubosidad, etc. dado que el vector exógeno $\mathbf{u}_{t+h}$ se refiere a valores en el futuro, necesitan ser estimados antes de que sean utilizados en la ecuación 1.

Las variables exógenas del vector $\mathbf{u}_{t+h}$ pueden predecirse utilizando un modelo(s) de predicción del periodo numérico (PNT) que se emplea en la estimación del periodo. Por ejemplo, también se puede utilizar una técnica(s) de visión por ordenador para predecir la nubosidad mediante el análisis de imágenes de satélite o del cielo. La presente divulgación asumirá que las variables exógenas (por ejemplo, las variables estimadas) ya están disponibles. Por ejemplo, se podría suponer que a la 1 P.M., hay un 80% de nubosidad, está completamente soleado, etc.

Por razones de concisión, el término $\mathbf{O}_{t-w+1:t}$ se utiliza para referirse a $\mathbf{O}_t, \mathbf{O}_{t-1}, \dots, \mathbf{O}_{t-w+1}$. Se puede considerar observado $\mathbf{u}_{t+h+1:t}$ (variables exógenas que ocurrieron en el pasado). Por ejemplo, se puede considerar, además, la verdadera nubosidad que se observó a las 10 A.M., 11 A.M., 12 P.M., etc. Sin embargo, debido a que $\mathbf{O}_{t+h}$ se correlaciona con $\mathbf{u}_{t+h}$ mejor, y los valores estimados adicionales pueden introducir errores, al menos un modo de realización de la invención sólo se tendrá en cuenta $\mathbf{u}_{t+h}$ en lugar de los dos $\mathbf{u}_{t+h}$ y $\mathbf{u}_{t+h+1:t}$.

La persistencia puede ser utilizada para estimar la producción de energía futura de la planta PV. La persistencia supone que la cantidad de energía producida por una planta PV en un horizonte futuro es la misma que la cantidad de energía que se está produciendo actualmente, como se muestra en la ecuación 2 de la siguiente manera:

$$\tilde{o}_{t+h} = o_t. \quad (2)$$

Un modelo autorregresivo (AR) asume que la función f en la ecuación 1 tiene una forma lineal de acuerdo con la ecuación 3 de la siguiente manera:

$$\tilde{o}_{t+h} = \sum_{i=0}^{w-1} a_i o_{t-i} + \mathbf{b}' \mathbf{u}_{t+h}, \quad (3)$$

Como se muestra en la ecuación 3, el parámetro a_i y el parámetro $b = [b_1, b_2, \dots, b_M]$ son parámetros constantes (por ejemplo, aprendidos de datos de entrenamiento), el parámetro M indica que hay M variables exógenas y el parámetro b' indica la transpuesta de una matriz (vector) b . El modelo AR se puede extender al modelo promedio de movimiento autorregresivo (ARMA) y a los modelos promedio de movimiento integrado (ARIMA).

En una red neuronal (NN), la función f tiene una estructuración jerárquica que tiene varias capas, con la primera capa teniendo $\mathbf{O}_{t-w+1:t}$ y $\mathbf{u}_{t+h}$ como entradas, las capas intermedias produciendo resultados intermedios y una capa final produciendo el valor estimado $\hat{\mathbf{O}}_{t+h}$. Por ejemplo, una red neuronal con retardo de periodo (TDNN) es uno de los NNs que se pueden aplicar a la estimación de la energía solar.

Para mejorar la capacidad de generalización de los NNs, se pueden utilizar máquinas de vectores de soporte (SVM) y un proceso de Gauss. Para una SVM y un GP, f es una combinación lineal de las funciones del núcleo. Las SVM y el GP difieren en el modo de entrenamiento. El GP es un modelo probabilístico y está entrenado basándose en la minimización de errores cuadráticos medios de los datos de entrenamiento, mientras que las SVM no son probabilísticas y están optimizados, minimizando la función “hinge loss” de los datos de entrenamiento.

Sin embargo, una única ventana w fija puede no ser la mejor opción para un horizonte h particular. Además, diferentes horizontes h de estimación pueden preferir diferentes tamaños de ventana w . Por ejemplo, para predecir en un horizonte h más largo (con más incertidumbre), es posible que se necesite una ventana más grande (con más información de la historia).

Además, si las observaciones originales se utilizan directamente, el ruido y los cambios repentinos presentados en las señales reducen la exactitud de la predicción.

Al menos uno modo de realización de la invención utiliza información de tendencias para mejorar la precisión de la producción de energía predicha por una planta PV en un periodo futuro (horizonte).

En un método de predicción de la producción de energía por una planta PV en un periodo futuro, un ejemplo de modo de realización de la invención considera una variedad de tamaños de ventana w . Basándose en diferentes horizontes h estimados y en los datos de entrenamiento, se utiliza una técnica en la que se asignan diferentes pesos a diferentes tamaños de ventana w de tal manera que tienen diferentes impactos en la predicción. Esta técnica se puede utilizar para generar un algoritmo lineal o un algoritmo no lineal. Para el algoritmo lineal, el peso puede ser idéntico al coeficiente de combinación. Para el algoritmo no lineal (GP), el peso está representado por la escala de longitud de un GP.

En al menos un modo de realización de la invención, la extracción de características se realiza desde una ventana w de observaciones originales. Un modelo de tendencia se aprende a partir de esta ventana de datos. Por ejemplo, si la producción de energía es de 1 TW a las 10 A.M., 2 TW a las 11 A.M. y 3 TW a las 12 P.M., un modelo de tendencia de un incremento por hora de 1 TW podría ser aprendido. A continuación, el valor de la energía en el horizonte dado (por ejemplo, +1 hora) se predice y se utiliza como una característica. La característica extraída es robusta frente al ruido y refleja la tendencia de la señal de energía. Por ejemplo, la característica extraída podría ser un aumento por hora de 1 TW.

Una función de tendencia $g_w(t)$ se ajusta basándose en w puntos de datos $\mathbf{O}_{t-w+1:t}$. La función de tendencia $g_w(t)$ está totalmente determinada por el periodo t y por el tamaño de la ventana w . Por ejemplo, si la producción de energía para una ventana de 3 horas es 2 TW para una primera hora (por ejemplo, 10 A.M.), 4 TW para una segunda hora (por ejemplo, 11 A.M.), y 6 TW para una tercera hora (por ejemplo, 12 P.M.), esto correspondería a una función de tendencia $g_w(t) = 2t$. Por ejemplo, si la producción de energía para una ventana de 3 horas es 1 TW para una primera hora, 4 TW para una segunda hora, y 9 TW para una tercera hora, esto corresponde a una función de tendencia $g_w(t) = t^2$. La función de tendencia $g_w(t)$ puede tener cualquier forma adecuada tal como una red neuronal o una función polinómica. El único requisito es que debe describir la tendencia de evolución de la señal bien. Por lo tanto, es recomendable que la función de tendencia $g_w(t)$ esté tan cerca como sea posible para cada una de las observaciones $\mathbf{O}_{t-w+1:t}$ de manera que el ajuste es bueno, como se muestra en la ecuación 4 de la siguiente manera:

$$\begin{bmatrix} o_t \\ o_{t-1} \\ \dots \\ o_{t-w+1} \end{bmatrix} \approx \begin{bmatrix} g_w(t) \\ g_w(t-1) \\ \dots \\ g_w(t-w+1) \end{bmatrix}. \quad (4)$$

En al menos un modo de realización de la invención, una función polinómica de orden d° se elige para $g_w(t)$, tal y como se muestra en la ecuación 5, ya que se puede extrapolar en el futuro bien.

$$g_w(t) = \sum_{i=0}^d c_i t^i. \quad (5)$$

Basándose en la ecuación 5, la ecuación 4 ahora se puede escribir como la siguiente ecuación 6.

$$\underbrace{\begin{bmatrix} o_t \\ o_{t-1} \\ \dots \\ o_{t-w+1} \end{bmatrix}}_{\mathbf{o}} \approx \begin{bmatrix} g_w(t) \\ g_w(t-1) \\ \dots \\ g_w(t-w+1) \end{bmatrix} = \underbrace{\begin{bmatrix} t^d & \dots & t^1 & 1 \\ (t-1)^d & \dots & (t-1)^1 & 1 \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ (t-w+1)^d & \dots & (t-w+1)^1 & 1 \end{bmatrix}}_{\mathbf{T}} \underbrace{\begin{bmatrix} c_d \\ c_{d-1} \\ \dots \\ c_0 \end{bmatrix}}_{\mathbf{c}}. \quad (6)$$

Los coeficientes c_i o (vector $\mathbf{c}$) de $g_w(t)$ pueden ser determinados por un método de mínimos cuadrados mostrado en la ecuación 7 a continuación.

$$\mathbf{c} = (\mathbf{T}'\mathbf{T})^{-1}\mathbf{T}'\mathbf{o}. \quad (7)$$

Debido a que $g_w(t)$ está entrenado para ajustarse a $\mathbf{O}_{t-w+1:t}$ bien, se espera que de una predicción razonable en $g_w(t+h)$ para $\hat{\mathbf{O}}_{t+h}$. La ecuación 8 muestra un ejemplo de $g_w(t+h)$

$$g_w(t+h) = \sum_{i=0}^d c_i (t+h)^i \quad (8)$$

- 5 Se pueden utilizar polinomios de orden superior, pero las funciones lineales pueden obtener mejores resultados. Por lo tanto, en al menos un modo de realización de la invención, d se establece en 1. Un ejemplo de una función lineal podría ser, por ejemplo, $5t+7$, $2.5t - 4$, etc.

Para un modelo de tendencias único, una característica (por ejemplo, un valor estimado) $g_w(t+h)$ se extrae donde se fijan el tamaño de la ventana y el horizonte, basándose en las observaciones del pasado $\mathbf{O}_{t-w+1:t}$ dentro de la ventana w dada.

- 10 Mientras que un modelo de tendencia único $g_w(t)$ ha sido generado, y la correspondiente característica $g_w(t+h)$ ha sido extraída, esto puede no ser suficiente para predecir $\hat{\mathbf{O}}_{t+h}$. Por lo tanto, al menos un modo de realización de la invención considera dichos K modelos (K es mayor que 1), cada uno con un tamaño de ventana diferente w_k , y los combina linealmente entonces con el vector exógeno de acuerdo con la ecuación 9 de la siguiente manera.

$$\tilde{\mathbf{o}}_{t+h} = \left(\sum_{k=1}^K a_{w_k} g_{w_k}(t+h) \right) + \mathbf{b}' \mathbf{u}_{t+h}, \quad (9)$$

donde a_{w_k} y b son constantes. Una gran w_k captura la tendencia de un mayor alcance, mientras que una pequeña w_k representa las variaciones de corto alcance. Diferentes horizontes h pueden preferir diferentes tamaños de ventana y esto requiere diferentes a_{w_k} y b .

- 20 Hay varias maneras de aprender a_{w_k} y b a partir de los datos de entrenamiento. En una primera aproximación, se puede utilizar un método de mínimos cuadrados como se hizo para aprender c . En una segunda aproximación, se pueden añadir restricciones de manera que todos los a_{w_k} y b_m se limitan entre 0 y 1, como se muestra en la ecuación 10.

$$\begin{cases} \sum_{k=1}^K a_{w_k} + \sum_{m=1}^M b_m = 1 \\ a_{w_k} \geq 0 \text{ for } k=1,2,\dots,K \\ b_m \geq 0 \text{ for } m=1,2,\dots,M \end{cases} \quad (10)$$

- 25 En una tercera aproximación, se puede añadir otro objetivo de minimizar la Norma L1 de estas constantes, tal y como se muestra en la ecuación 11.

$$\text{Min} \left[\sum_{k=1}^K |a_{w_k}| + \sum_{m=1}^M |b_m| \right] \quad (11)$$

Después del entrenamiento, muchas constantes se convierten en cero y por lo tanto esta tercera aproximación se puede ver como un método de selección de características. Al menos un modo de realización de la invención adopta la segunda aproximación.

En lugar de utilizar una forma lineal como en la ecuación [9], un modo de realización alternativo de la invención utiliza un proceso Gaussiano (GP) con todo $g_{w_k}(t+h)$ y u_{t+h} como entradas. Por lo tanto, la entrada al GP tiene variables K+M (K características y M variables exógenas). En al menos un modo de realización de la invención, un GP con determinación de relevancia automática se utiliza de tal manera que a todas estas entradas K+M se les asigna un peso, de forma no lineal, de forma automática a través de los parámetros de escala de longitud del GP.

La figura 2 muestra un método de alto nivel para predecir la energía generada por una planta PV de acuerdo con un ejemplo de modo de realización de la invención. Haciendo referencia a la figura 2, el método incluye: la estimación de las variables exógenas (u_{t+h}) (S201) y la computación de las K características (S202). Por ejemplo, las variables exógenas pueden ser uno o más datos (por ejemplo, nubosidad, temperatura, etc.) que se predice que se produzcan en un momento en el futuro (en un momento del horizonte h), y que es probable que tengan algún impacto en la capacidad de la planta PV para producir electricidad. Por ejemplo, algunos de los datos exógenos podrían hacer que la planta PV produzca más electricidad (por ejemplo, un día completamente soleado, un día muy cálido), mientras que otros datos exógenos podrían hacer que la planta PV produzca menos electricidad (por ejemplo, un día nublado).

Cada una de las K características puede corresponder o basarse en una función diferente $g_{w_k}(t+h)$, que fue ajustada utilizando los datos de ventanas de diferentes tamaños.

La etapa de estimación de las variables exógenas puede ocurrir antes, después o al mismo periodo que la etapa de cálculo de las K características.

El método después incluye determinar el tipo de modelo deseado (S203). Si se determina que se desea un modelo lineal, se aplica un modelo lineal (S204). Por ejemplo, las K características ($g_{w_k}(t+h)$) pueden ser combinadas linealmente con el vector exógeno (variables) utilizando la ecuación 9 para predecir producción de energía futura $\hat{O}_{t+h}$ de la planta PV. Si se determina que no se desea un modelo lineal, se aplica un modelo no lineal (S205). Por ejemplo, las K características y el vector exógeno (variables) se introducen en un Proceso Gaussiano (GP) con determinación de relevancia automática. El método de la figura 2 puede modificarse para aplicar siempre el modelo lineal, o aplicar siempre el modelo no lineal.

La figura 3 ilustra un método de acuerdo con un ejemplo de modo de realización de la invención para predecir una cantidad de energía que será generada por una planta de energía solar en un periodo futuro. El método de la figura 3 incluye la estimación de un valor de una variable de datos en el periodo futuro que de forma previsible afecte a la capacidad de la planta de energía solar para producir electricidad (S301). Por ejemplo, la variable de datos corresponde a una o más de las variables de datos exógenos anteriormente descritas, tales como la nubosidad, temperatura, humedad, etc.

El método de la figura 3 incluye, además, el cálculo de una pluralidad de características de cantidades observadas con anterioridad de la energía generada por la planta de energía durante diferentes duraciones anteriores (S302). Las características pueden ser calculadas antes, después o al mismo tiempo que se estima el valor de la variable de datos. Las diferentes duraciones previas corresponden a las ventanas de diferentes duraciones. Por ejemplo, cuando se calculan dos funciones, una de las ventanas podría ser de 3 horas y la otra ventana podría ser de 2 horas, y entonces la primera característica es generada a partir

de las 3 horas anteriores de los datos de generación de energía observados (por ejemplo, por el contador) para la planta de energía y la segunda función es generada a partir de las 2 horas anteriores de los datos de energía observados. Cada característica calculada puede corresponder a un polinomio diferente que mejor se ajuste a los datos observados durante su correspondiente ventana.

El método de la figura 3 después incluye determinar un modelo de tendencias a partir de las características calculadas y del valor estimado (S303). Por ejemplo, la tendencia puede ser o bien el modelo lineal anteriormente descrito o el modelo no lineal.

El método de la figura 3 incluye, además, predecir la cantidad de energía que será generada por la planta de energía en el periodo futuro a partir del modelo determinado (S304).

A modo de ejemplo, se asume que se decide que se utilizarán dos ventanas, una primera ventana de 3 horas para el cálculo de una primera característica y una segunda ventana de 2 horas para el cálculo de una segunda característica. Además, se asume que se determinó que una función de $2t$ se ajusta mejor a los datos de generación de energía observados durante las últimas 3 horas y que una función de $4t$ se ajusta mejor a los datos de generación de energía observados en las 2 horas anteriores. Además se asume que una variable de datos exógena indica cómo de nublado estará el cielo en el periodo futuro, y en el nivel actual de nubosidad, la planta se predice que produzca 1 TW de energía. En referencia a la ecuación 9, se supone, además, que una constante a_1 para la primera función es de 0,5, una constante a_2 para la segunda función es de 0,5, y una constante b de la variable de datos es de 0,6. Por lo tanto, basándose en la ecuación 9, si se necesita para predecir la cantidad de energía producida en tres horas en el futuro, el resultado = $0,3*2(3)+0,7*4(3)+0,6(1) = 10,8$ TW.

La figura 4 ilustra un ejemplo del sistema 130 de predicción, que puede ejecutar cualquiera de los métodos descritos anteriormente de acuerdo con ejemplos de modos de realización de la divulgación. Por ejemplo, los métodos descritos anteriormente de las figuras 2 - 3 se pueden implementar en forma de una aplicación de software o programa informático que se ejecuta en el sistema informático. Ejemplos del sistema informático incluyen una unidad central, un ordenador personal (PC), un ordenador portátil, un servidor, etc. La aplicación de software puede ser almacenada en un soporte legible por ordenador (como una memoria de unidad de disco duro 1008) accesible localmente por el sistema informático y accesible a través de una conexión cableada o inalámbrica a una red, por ejemplo, una red de área local o Internet.

El sistema de predicción que se refiere generalmente como sistema 1000 puede incluir, por ejemplo, una unidad de procesamiento central (CPU) 1001, una memoria de acceso aleatorio (RAM) 1004, un interfaz 1010 de impresión, una unidad 1011 de visualización, un controlador 1005 de transmisión de datos de una red de área local (LAN), una interfaz LAN 1006, un controlador 1003 de red, un bus 1002 interno, y uno o más dispositivos 1009 de entrada, por ejemplo, un teclado, ratón, etc. Como se muestra, el sistema 1000 puede estar conectado a un dispositivo de almacenamiento de datos, por ejemplo, un disco duro 1008, a través de un enlace 1007. Por ejemplo, la CPU 1001 puede ser el procesador informático que realiza los métodos descritos anteriormente.