

DICIEMBRE 2020

OBSERVATORIO DE LA TRANSICIÓN  
ENERGÉTICA Y LA ACCIÓN CLIMÁTICA

# EMISIONES ADELANTADAS DE GASES DE EFECTO INVERNADERO EN ESPAÑA 2020

**OTEA**

Observatorio de la Transición  
Energética y la Acción climática

**bc<sup>3</sup>**

BASQUE CENTRE  
FOR CLIMATE CHANGE  
Klima Aldaketa Ikergai

[otea.info](http://otea.info)

[bc3research.org](http://bc3research.org)

Autores/as que han participado en el estudio:  
Mikel González-Eguino (coord.), Dirk-jan van de Ven, Manuel Tomás,  
Jorge Moreno, Alejandro Rodríguez-Zúñiga, Eva Alonso-Epelde, Karl Leon, Iñaki Arto.

# ÍNDICE

<b>RESUMEN</b> .....	<b>7</b>
<b>1. INTRODUCCIÓN</b> .....	<b>13</b>
<b>2. METODOLOGÍA</b> .....	<b>17</b>
2.1. Emisiones adelantadas: desde enero hasta septiembre de 2020 .....	17
2.1.1. Energía.....	17
2.1.2. Procesos industriales y uso de productos.....	17
2.1.3. Agricultura y residuos .....	18
2.2. Proyección de emisiones: octubre-diciembre de 2020 .....	19
2.3. Evaluación de la robustez de la metodología.....	19
<b>3. RESULTADOS</b> .....	<b>23</b>
3.1. Emisiones adelantadas en 2020.....	23
3.2. Emisiones por bienes energéticos y sectores.....	25
3.2.1. Sector eléctrico .....	27
3.2.2. Sector transporte.....	28
3.2.3. Sector industrial.....	29
3.2.4. Efecto de la COVID-19.....	30
<b>4. CONCLUSIONES</b> .....	<b>35</b>
<b>REFERENCIAS</b> .....	<b>39</b>
<b>ANEXOS</b> .....	<b>43</b>
Anexo 1: Metodología para emisiones de la Energía .....	43
Anexo 2: Metodología para emisiones IPPU.....	48
Anexo 3: Metodología ARIMA para la proyección de emisiones.....	50
Anexo 4: Evaluación de la robustez metodológica .....	55
Anexo 5: Incertidumbre en los resultados.....	59

## ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1: Variación interanual de las emisiones de GEI, 1990-2020 .....	8
Figura 2: Variación mensual emisiones de GEI en 2020 respecto a 2019 .....	8
Figura 3: Reducción de las emisiones de GEI en 2020 por categorías.....	9
Figura 4: Evolución de las emisiones de GEI 2018, 2019 y 2020 por categorías .....	9
Figura 5: Comparación entre las emisiones de GEI estimadas y del Inventario, 2016-2019.	20
Figura 6: Desviación entre las emisiones de GEI estimadas e Inventario, 2016-2019 .....	20
Figura 7: Variación interanual de las emisiones de GEI en España, 1990-2020 .....	23
Figura 8: Evolución de las emisiones de GEI en España por sector, 1990-2020 .....	23
Figura 9: Variación mensual de las emisiones de GEI 2020 respecto a 2019 .....	24
Figura 10: Variación mensual de las emisiones de GEI 2020 respecto a 2019 por sectores.	24
Figura 11: Variación anual 2019-2020 de las emisiones de GEI por categorías .....	26
Figura 12 a: Evolución de las emisiones de la electricidad 2018, 2019 y 2020 .....	26
Figura 12 b: Evolución de las emisiones del petróleo 2018, 2019 y 2020.....	26
Figura 12 c: Evolución de las emisiones del carbón 2018, 2019 y 2020.....	26
Figura 12 d: Evolución de las emisiones del gas 2018, 2019 y 2020 .....	26
Figura 12 e: Evolución de las emisiones IPPU 2018, 2019 y 2020 .....	26
Figura 13: Emisiones del sector eléctrico 2018, 2019 y 2020 .....	27
Figura 14: Variación porcentual en la generación bruta de electricidad entre 2020 y 2019..	27
Figura 15: Evolución del nivel de movilidad .....	28
Figura 16: Variación mensual en el número de vuelos en 2020 respecto a 2019.....	28
Figura 17: Variación en el consumo de carburantes 2020 respecto a 2019.....	29
Figura 18: Variación en el consumo de queroseno para aviación 2020 respecto a 2019.....	29
Figura 19: Variación de la producción industrial.....	29
Figura 20: Variación en la actividad y emisiones de la industria 2020 respecto 2019.....	29
Figura 21: Emisiones mensuales de GEI en España 2018, 2019, 2020 y 2020 sin COVID-19	31
Figura 22: Emisiones de GEI en España 2018, 2019, 2020 y 2020 sin COVID-2019.....	31
Figura 23: Método de referencia (RA) vs Método por sectores (SA).....	43
Figura 24: Estimaciones energía vs. datos Inventario Nacional, 2016-2019.....	56
Figura 25: Estimaciones IPPU vs. datos Inventario Nacional (MITERD), 2016-2019.....	56
Figura 26: Estimaciones agricultura vs. datos del Inventario Nacional, 2016-2019.....	56
Figura 27: Estimaciones residuos vs. datos del Inventario Nacional, 2016-2019.....	56

## ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1: Evaluación de los modelos ARIMA .....	20
Tabla 2: Fuentes y metodología para el cálculo del consumo aparente por tipo de combustible .....	46
Tabla 3: Equivalencias entre categorías IPPU e indicadores de producción.....	49
Tabla 4: Resultados modelos ARIMA por serie temporal y sector .....	54
Tabla 5: Emisiones estimadas y datos del Inventario por sub-categorías, 2016-2019.....	55
Tabla 6: Desviaciones respecto a los datos del Inventario .....	57
Tabla 7: Desviaciones mensuales por subsectores en modelos ARIMA .....	58
Tabla 8: Niveles de incertidumbre aplicados a los resultados mensuales.....	60



---

# RESUMEN

---



## RESUMEN

El año 2020 ha estado marcado por la crisis de la COVID-19 cuyos efectos han sido dramáticos a nivel humano, sanitario y socioeconómico. Para frenar el avance de este virus, los gobiernos de los distintos países han aplicado diversas medidas, incluyendo el distanciamiento social y restricciones de movilidad que han alterado de forma sustancial la actividad de una parte importante de la población mundial. Esto se ha traducido en una importante caída de la demanda de energía a nivel global y en una reducción sin precedentes en los niveles de emisiones de gases de efecto invernadero (GEI).

En España, la crisis de la COVID-19 también ha tenido un impacto muy notable. Desde el 14 de marzo de 2020, fecha en la que se decreta el estado de alarma, se han establecido distintas restricciones con distintos grados de flexibilidad, dependiendo de la situación epidemiológica en cada momento, con el objetivo de reducir la transmisión del virus y evitar el colapso del sistema sanitario. Estas medidas han tenido un enorme impacto económico y social, como indican las estimaciones del Fondo Monetario Internacional que prevén una reducción del PIB nacional en 2020 del 12,8% (FMI, 2020).

Este *shock* sanitario, económico y social también ha tenido importantes efectos sobre el consumo de energía y las emisiones de GEI. En este estudio se analiza la evolución de las emisiones de GEI en España en el año 2020, prestando especial atención a los efectos de la crisis de la COVID-19. Para ello, se ha desarrollado una metodología que permite estimar por primera vez, a partir de distintas fuentes de información, las emisiones mensuales y también realizar proyecciones para aquellos meses del año para los que todavía no se dispone de datos. Por lo tanto, este trabajo representa un análisis adelantado de la evolución de las emisiones de GEI en España en el año 2020, a la espera de que a mediados de 2021 el Ministerio para la Transición Ecológica y el Reto Demográfico presente su avance del Inventario Nacional de Gases de Efecto Invernadero.

Los resultados del estudio muestran que **las emisiones de GEI en España en 2020 se reducirán en torno a un 15% con respecto al pasado año<sup>1</sup>. Esta reducción supone con diferencia la mayor caída anual de emisiones de toda la serie histórica (Figura 1)**, situando dichas emisiones por debajo de un 39% respecto a las de 2005 e incluso en un 7% respecto a las de 1990.

Las emisiones mensuales (comparadas con las de 2019, Figura 2) se han reducido, según el estudio, en todos los meses del año. Aunque durante los primeros meses la reducción se debió principalmente a la menor actividad de las centrales térmicas de carbón, **la reducción de emisiones más importante coincidió con los meses en los que se aplicaron las medidas más estrictas de distanciamiento social, es decir, en abril (-31%) y mayo (-22%)**. A partir de junio, con el final del confinamiento domiciliario, y hasta el mes de septiembre, se aprecia una menor caída de las emisiones. Esta tendencia se explica por las menores restricciones de movilidad y distanciamiento que se produjeron durante estos meses, en los que la expansión de la pandemia se había contenido. Finalmente, la llegada de una segunda ola de contagios en los últimos meses del año se verá reflejada en una reducción de las emisiones en estos meses cercana al 15%, aunque debe señalarse que para el mes de diciembre existe todavía una elevada incertidumbre.

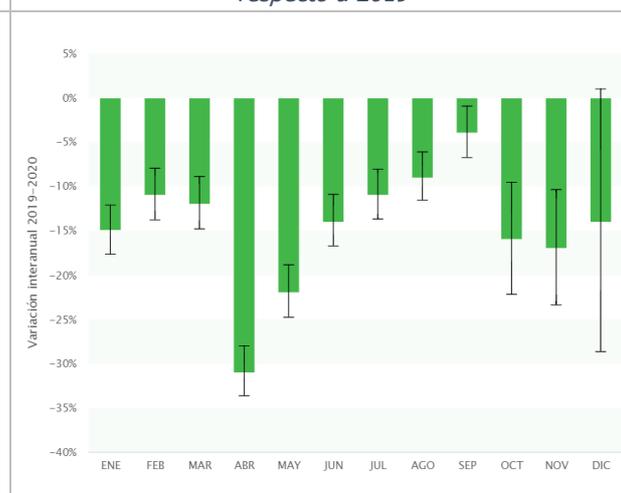
---

<sup>1</sup> Las emisiones de 2019 han sido estimadas en este estudio siguiendo un enfoque de referencia.

Figura 1: Variación interanual de las emisiones de GEI, 1990-2020



Figura 2: Variación mensual emisiones de GEI en 2020 respecto a 2019



**Las emisiones descenderían este año 47 millones de toneladas de CO<sub>2</sub> equivalente (MtCO<sub>2</sub>-eq) hasta situarse en las 270 MtCO<sub>2</sub>-eq (Figura 3).** El 96% de esta reducción se debe a la caída de las emisiones energéticas (las cuales se han reducido un 19% respecto a 2019). En concreto, el menor consumo de derivados del petróleo ha contribuido a reducir las emisiones en 25 MtCO<sub>2</sub>-eq, el de carbón en 11 MtCO<sub>2</sub>-eq y el de gas en 7 MtCO<sub>2</sub>-eq. Por otro lado, las emisiones no energéticas procedentes de los procesos industriales (IPPU) se ha reducido este año en 2 MtCO<sub>2</sub>-eq (o lo que es lo mismo, un 8% respecto a 2019).

La reducción en las emisiones observada en los derivados del petróleo (Figura 4) está estrechamente ligada a la reducción de la movilidad causada por las distintas restricciones. En concreto, durante los meses de marzo, abril y mayo de 2020 el consumo de carburantes para automoción se redujo un 42,5% con respecto al mismo periodo del año anterior. Todavía más intensa fue la reducción del consumo de querosenos para la aviación, con una caída del 77% durante esos tres meses vinculada al desplome en el número de vuelos nacionales e internacionales.

La reducción de las emisiones por el menor consumo de gas y carbón se explica principalmente por la caída de la actividad industrial y, particularmente, por la menor actividad de las centrales termoeléctricas ante la bajada de la demanda de electricidad. La generación en centrales térmicas de carbón y gas durante el periodo que comprende los meses de marzo, abril y mayo se redujo en un 55% y en un 33% respectivamente, mientras que la generación mediante fuentes renovables aumentó un 12%.

Además, aunque las emisiones del sector eléctrico muestran cierta estacionalidad, éstas vienen reduciéndose desde principios de 2019 principalmente por la menor actividad de las centrales térmicas de carbón. Distintos factores como la reducción del precio del gas, el aumento del precio de la tonelada de CO<sub>2</sub> y el cierre de algunas centrales, han provocado que los ciclos combinados incrementen su participación en el mix en detrimento del carbón. Esta tendencia ha continuado durante 2020 por el cierre de varias centrales térmicas de carbón.

Figura 3: Reducción de las emisiones de GEI en 2020 por categorías

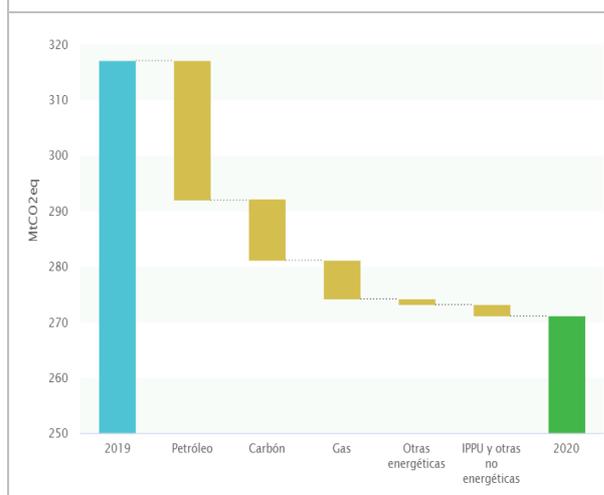
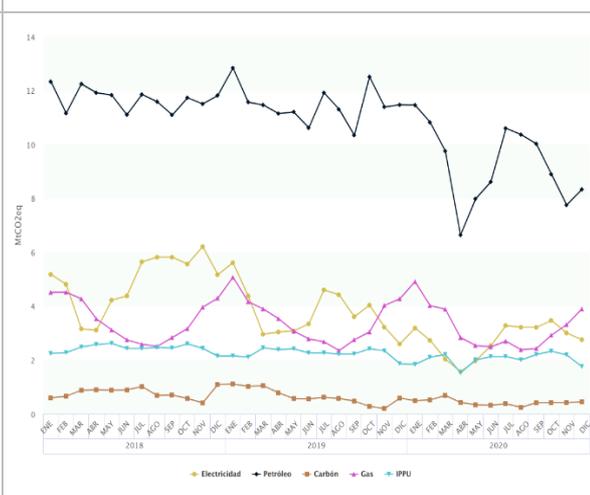


Figura 4: Evolución de las emisiones de GEI 2018, 2019 y 2020 por categorías



La reducción de emisiones de GEI en 2020 puede considerarse excepcional como también lo ha sido la pandemia en la que esta reducción se circunscribe. Sin embargo, un análisis detallado de las tendencias históricas de las emisiones muestra que éstas también se hubieran reducido en un hipotético escenario sin COVID-19. En concreto, los resultados de este análisis muestran que **el 71% de la reducción observada en 2020 se explica por el efecto de la pandemia, mientras que el 29% restante correspondería a la senda de reducción producida en los últimos años.**

Por último, aunque las emisiones hayan sufrido este año una caída histórica tanto en España como a nivel global, las concentraciones de CO<sub>2</sub> continúan aumentando a un ritmo preocupante. Según datos de la Organización Meteorológica Mundial (OMM) las concentraciones de dióxido de carbono en la atmósfera han seguido aumentando en 2020 pese a las medidas de confinamiento, superando el umbral de 410 partes por millón. Si queremos alcanzar el objetivo de mantener el aumento de temperatura global por debajo de 1,5 °C es necesario adoptar urgentemente medidas que consigan reducir las emisiones de una manera más rápida, planificada y sostenida en el tiempo.

Las enormes inversiones a ejecutar entre 2021 y 2026 en el contexto del Plan de Recuperación, Transformación y Resiliencia del Gobierno de España y del Pacto Verde Europeo, son una excelente oportunidad para impulsar soluciones que consigan dar una salida más sostenible a esta crisis económica y avanzar en la acción climática. Estas decisiones serán claves para conseguir una economía neutra en emisiones en 2050.





---

# INTRODUCCIÓN

---



## 1. INTRODUCCIÓN

Desde el inicio de la crisis de la COVID-19 a finales del año 2019, los gobiernos de todos los países del globo han aplicado distintas medidas para reducir los contagios y contener la pandemia. Entre ellas, se encuentran el distanciamiento social (especialmente, el confinamiento domiciliario) y las restricciones de movilidad, medidas que, por otra parte, han alterado significativamente los patrones de consumo de la sociedad, dando lugar a una drástica caída de la actividad económica y de la demanda energética. Según la Agencia Internacional de la Energía, la demanda energética global disminuirá entre un 4% y un 6% en 2020, lo que se traducirá en la mayor caída de las emisiones energéticas globales de CO<sub>2</sub> desde el comienzo de la Revolución Industrial, con una reducción esperada en torno al 7%<sup>2</sup>.

En España desde que se decretara el estado de alarma el 14 de marzo de 2020 se han ido imponiendo distintas restricciones dependiendo de la situación epidemiológica con el objetivo de reducir la transmisión del virus y evitar el colapso del sistema sanitario. Inevitablemente, las medidas aplicadas para frenar la expansión de la COVID-19, especialmente los confinamientos, los cierres de actividades no esenciales y las limitaciones de movilidad entre territorios, han tenido un impacto económico y social notable. Según del INE<sup>3</sup> la variación interanual del PIB en el tercer trimestre muestra una caída del 8,7%, mientras que el Fondo Monetario Internacional prevé una reducción en 2020 del 12,8% (FMI, 2020), lo que también tendrá implicaciones en el sistema energético y en las emisiones de gases de efecto invernadero (GEI).

En este contexto, diferentes iniciativas e investigaciones a nivel internacional han tratado de estimar el consumo energético y las emisiones de GEI de forma adelantada para poder analizar de una forma más rápida los efectos que tiene la COVID-19 sobre las emisiones, ya que los organismos oficiales suelen ofrecer los datos con carácter anual y con varios meses de retraso. Algunos trabajos recientes han desarrollado incluso métodos que permiten estimar las emisiones de GEI casi en tiempo real<sup>4,5</sup>. Por ejemplo, en el proyecto *Carbon Monitor* se ha desarrollado una metodología basada en indicadores de actividad de alta frecuencia que permite estimar las emisiones de CO<sub>2</sub> asociadas a la quema de combustibles fósiles y la producción de cemento con una cobertura casi mundial y a nivel diario. Aunque es necesario tiempo para poder contrastar la fiabilidad de este tipo de metodologías, son una vía prometedora para el cálculo de emisiones adelantadas. Además, estos esfuerzos no solo son útiles en el contexto actual de la pandemia, sino que servirán también para hacer un mejor seguimiento de las acciones llevadas a cabo en la lucha contra el cambio climático.

En el caso de España, el organismo responsable de elaborar el Inventario Nacional de Gases de Efecto Invernadero (NIR)<sup>6</sup> publica un avance de las emisiones anuales con aproximadamente 7-8 meses de decalaje con respecto al año en curso. Por lo tanto, será necesario esperar hasta julio de 2021, momento en el que se publicará la próxima edición, para poder conocer cuáles fueron las emisiones de GEI del país en el año 2020. Aunque estos tiempos son necesarios para garantizar la elevada calidad de los inventarios, también es de

<sup>2</sup> <https://www.iea.org/data-and-statistics/charts/global-energy-related-co2-emissions-1900-2020>

<sup>3</sup> <https://www.ine.es/daco/daco42/daco4214/cntr0320a.pdf>

<sup>4</sup> <https://www.nature.com/articles/s41467-020-18922-7>

<sup>5</sup> <https://carbonmonitor.org/> // <https://www.globalcarbonproject.org/>

<sup>6</sup> El Ministerio para la Transición Ecológica y el Reto Demográfico (MITERD) es el responsable de elaborar el NIR de GEI desde el año 1990, siendo la última edición 2020, que reporta la serie de 1990 a 2018. <https://www.miteco.gob.es/es/calidad-y-evaluacion-ambiental/temas/sistema-espanol-de-inventario-sei/>

utilidad disponer de estimaciones adelantadas de las emisiones GEI que reduzcan dicha brecha temporal y que permitan hacer un seguimiento más estrecho de las emisiones e incluso estimar sus valores futuros.

Este estudio analiza de forma adelantada la evolución de las emisiones de GEI en España. Para ello, se ha desarrollado una metodología que estima las emisiones de forma mensual y puede mostrar el efecto de la COVID-19. La metodología desarrollada tiene dos ejes principales. Por un lado, se emplean datos de consumo aparente de energía, producción y actividad industrial junto a otras fuentes de información para estimar las emisiones de GEI producidas en España en los nueve primeros meses del año. Por otro lado, para el resto de los meses, se utilizan métodos estadísticos que permiten proyectar las emisiones en base a datos históricos mensuales. Esta metodología ofrece las emisiones adelantadas de todos los sectores con un rango de incertidumbre para cada mes. Además, la metodología está abierta al escrutinio de expertos y expertas en la materia.

La estructura del informe es la siguiente. En la sección 2, se explica la metodología utilizada. En la 3, se presentan los resultados obtenidos en el estudio. En la sección 4, se identifican las limitaciones y futuras líneas de trabajo. Y, por último, en la sección 5 se recogen las principales conclusiones. Además, en la parte final del documento se incluye una sección de referencias y anexos con información adicional sobre el estudio.



---

# METODOLOGÍA

---



## **2. METODOLOGÍA**

En esta sección se presenta la metodología utilizada para estimar las emisiones de GEI en España en el año 2020. En primer lugar, en el apartado 2.1, se describe la metodología utilizada para calcular las emisiones adelantadas de energía, procesos industriales, agricultura y residuos. Esta metodología permite estimar las emisiones ya producidas con dos meses de decalaje y, dado que este informe se acabó de redactar en noviembre de 2020, estas estimaciones solo han podido realizarse hasta septiembre de 2020. En segundo lugar, en el apartado 2.2, se explica el modelo econométrico ARIMA utilizado para proyectar las emisiones de aquellos meses para los que no se disponía todavía de la información necesaria para aplicar la metodología propuesta en el apartado 2.1, es decir, octubre, noviembre y diciembre de 2020. En tercer lugar, en el apartado 2.3, se evalúa la robustez de las estimaciones obtenidas. Por último, cabe añadir que en los anexos del documento puede encontrarse una explicación más detallada de los diferentes métodos utilizados en este estudio.

### **2.1. Emisiones adelantadas: desde enero hasta septiembre de 2020**

#### **2.1.1. Energía**

Las emisiones energéticas se pueden dividir entre emisiones de la quema de combustibles (las cuales suponen más del 98%) y emisiones fugitivas de la exploración, producción y distribución de combustibles fósiles (las cuales suponen el 2% restante).

Las emisiones derivadas de la combustión se pueden estimar siguiendo un enfoque sectorial o un enfoque de referencia (MITERD, 2019). Siguiendo las directrices internacionales, los inventarios oficiales de emisiones de GEI utilizan un enfoque sectorial ya que éste constituye el método más preciso para medir las emisiones reales. Para poder aplicar este enfoque se necesita recopilar información muy detallada de todos los sectores de la economía, algo que puede dilatar los tiempos de estimación y validación de los resultados notablemente (2 años hasta el cierre definitivo de las cifras de emisiones de GEI reportadas en el inventario).

Para acortar estos tiempos, este estudio utiliza una metodología basada en el enfoque de referencia que permite el cálculo adelantado de las emisiones energéticas. Aunque el enfoque de referencia es menos preciso que el enfoque sectorial, permite una estimación adelantada bastante ajustada de las emisiones de GEI energéticos con un retraso de tan solo dos meses. El enfoque de referencia se basa en el cálculo del consumo aparente de los diferentes tipos de combustibles fósiles del conjunto de la economía. Para ello, se utiliza información mensual sobre la producción, comercio internacional, variación de existencias y búnkeres internacionales, procedente de EUROSTAT (Energy Statistics, monthly data), CORES, DataComex y de Red Eléctrica de España. Finalmente, las emisiones se obtienen multiplicando el consumo aparente de cada combustible por sus respectivos factores de eficiencia, conversión y emisión recogidos en el último inventario disponible del año 2018 y en Eurostat (Energy Statistics, annual data). En el Anexo 1 se proporciona una explicación más detallada.

#### **2.1.2. Procesos industriales y uso de productos**

El sector de procesos industriales y uso de productos (IPPU, por sus siglas en inglés) que supone en torno a un 8% de las emisiones totales, engloba seis categorías principales: industria de minerales, industria química, industria del metal, productos no energéticos derivados de combustibles y uso de disolventes, productos empleados como sustitutos de las sustancias que agotan la capa de ozono y producción y uso de otras sustancias. Para el cálculo de las emisiones se han utilizado diferentes enfoques.

En primer lugar, se ha realizado una estimación directa de las emisiones asociadas a la producción de cemento y acero con datos del Ministerio de Industria, Comercio y Turismo<sup>7</sup> y de la Asociación Mundial del Acero<sup>8</sup>. Las emisiones se han obtenido multiplicando la producción de cada industria por sus respectivos factores de emisión implícitos anuales del subsector reportados en el último Inventario Nacional disponible con dos años de decalaje. Es decir, para las emisiones mensuales de 2020 se han utilizado los factores del año 2018.

En segundo lugar, se han obtenido de Eurostat<sup>9</sup> los Índices de Producción Industrial mensuales y anuales para el resto de los subsectores de las industrias minera, química y siderúrgica: cal, vidrio, amoníaco, aluminio, entre otros (ver Tabla 3 en el Anexo 2). Estos índices reflejan el crecimiento mensual y anual de la producción de los diferentes subsectores respecto a un año base. Para el cálculo de emisiones se ha supuesto que éstas crecen al mismo ritmo que la producción. Las emisiones directas representan el 60% de las emisiones totales del sector IPPU.

En tercer lugar, y para estimar las emisiones mensuales de los subsectores de IPPU que no han podido ser cubiertos con los datos de Eurostat ni con las fuentes mencionadas previamente en esta sección, se ha optado por un método indirecto que consiste en utilizar las emisiones totales del sector IPPU del Inventario Nacional y el índice de la OCDE de Producción Industrial<sup>10</sup>. Para ello, se ha supuesto que las emisiones de estos sectores crecen al mismo ritmo que la producción industrial reportada por la OCDE. En el Anexo 2 se proporcionan más detalles.

Esta combinación de estimaciones directas e indirectas permite obtener las emisiones mensuales de la industria de minerales, industria química y del metal, que suponen un 70% de las emisiones totales de IPPU. Para los gases fluorados se ha optado por utilizar las emisiones del último año disponible<sup>11</sup> como mejor estimación y suponer que éstas se producen de forma uniforme a lo largo del año, esto es, se han obtenido las emisiones mensuales dividiendo las anuales entre 12 meses. En el caso de los procesos restantes, productos no energéticos derivados de combustibles y uso de disolventes y producción y uso de otras sustancias, ante su baja variación interanual, se ha optado por aplicar la variación del último año disponible dividiendo también las emisiones de manera equitativa entre los 12 meses. Aunque estas categorías suponen un 30% de las emisiones de IPPU y una parte pequeña de las emisiones totales, son las que mayor incertidumbre o desviaciones pueden generar en las estimaciones de las emisiones de IPPU.

### **2.1.3. Agricultura y residuos**

Para la estimación de las emisiones de los sectores agricultura y residuos se ha optado por el mismo enfoque que para los gases fluorados, es decir, utilizar las emisiones del último año disponible como mejor *proxy* de las emisiones anuales dada la dificultad encontrada para relacionarlas con otros indicadores de actividad adelantados. Según el último avance del Inventario Nacional del año 2019, los sectores de agricultura y residuos suponen el 17% de las emisiones brutas de gases de efecto invernadero, por lo que, esta parte de la metodología

---

<sup>7</sup> <https://industria.gob.es/es-es/estadisticas/Paginas/Estadistica-Cemento.aspx>

<sup>8</sup> <https://www.worldsteel.org/>

<sup>9</sup> [https://ec.europa.eu/eurostat/databrowser/view/sts\\_inpr\\_a/default/table?lang=en](https://ec.europa.eu/eurostat/databrowser/view/sts_inpr_a/default/table?lang=en)

<sup>10</sup> <https://data.oecd.org/industry/industrial-production.htm>

<sup>11</sup> Si bien las emisiones de gases fluorados han disminuido de forma notable durante los últimos años, en gran medida, como consecuencia del impuesto a los gases fluorados, se espera que en los próximos años esta tendencia se ralentice.

todavía podría tener margen de mejora. En todo caso, la evolución temporal de las emisiones en estos sectores se ha mantenido relativamente estable: desde el 2011 las emisiones anuales en los sectores agricultura y residuos han variado de media entre un 2% y un 3,5% con respecto al año anterior, por lo que no se esperan grandes desviaciones, ya que además este sector no se ha visto afectado<sup>12</sup> por los efectos de la pandemia.

## **2.2. Proyección de emisiones: octubre-diciembre de 2020**

Para proyectar las emisiones de GEI de energía e IPPU de los meses de octubre, noviembre y diciembre de 2020, se han utilizado modelos ARIMA (por sus siglas en inglés, *Autoregressive Integrated Moving Average*). Los modelos ARIMA han sido ampliamente utilizados para realizar predicciones con series temporales<sup>13</sup> y aplicados a las emisiones de GEI (Dimri et al., 2020; Liu et al., 2014; Sen et al., 2016; Silva, 2013; Yang & O'Connell, 2020). Estos modelos capturan los patrones de comportamiento observados en una serie temporal para definir el modelo econométrico que mejor se le ajusta. En este sentido, la capacidad predictiva del modelo depende de las características estadísticas de la serie temporal para la que se construye.

En este estudio, las series temporales de GEI utilizadas tienen 57 observaciones (desde enero de 2016 hasta septiembre de 2020), un periodo suficiente para conseguir construir dichos modelos de manera adecuada. Una limitación de los modelos ARIMA tiene que ver con su horizonte predictivo, ya que las predicciones de largo plazo obtenidas a partir de ellos pueden ser poco fiables (Sen et al., 2016). Aunque en este estudio se realizan predicciones de corto plazo (3 observaciones), los resultados están sujetos a la incertidumbre inherente a los meses que se desean proyectar que estarán muy marcados por la evolución de la COVID-19. En el Anexo 3 se ofrece una descripción detallada de las estimaciones.

## **2.3. Evaluación de la robustez de la metodología**

Para evaluar la robustez de la metodología se han comparado las estimaciones obtenidas y los datos históricos del inventario de emisiones (más información en Anexo 4). Los años elegidos para la comparación van desde el 2016 hasta el 2019, ya que para este periodo sí existen datos mensuales que permiten aplicar la metodología. El procedimiento ha consistido en realizar estimaciones mensuales desde 2016 hasta 2019 para obtener las emisiones de GEI totales estimadas de cada año que después han sido comparadas con los datos del Inventario Nacional de Gases de Efecto Invernadero correspondiente.

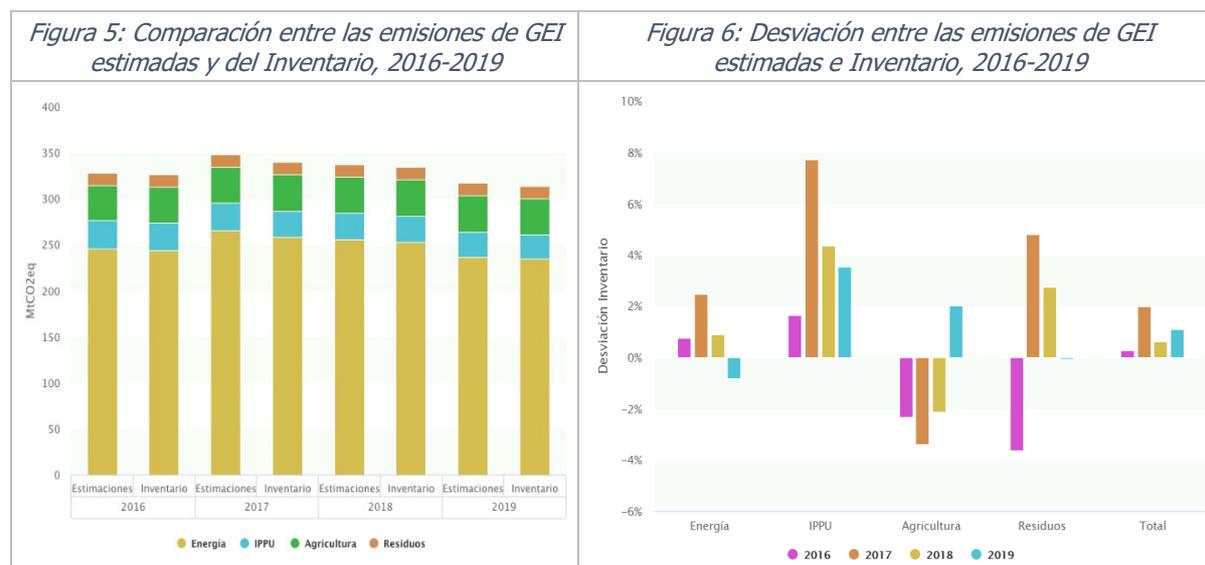
En las Figuras 5 y 6 se comparan las emisiones anuales totales estimadas y las reportadas en los inventarios, así como su desviación. En general, se observa que las diferencias entre las cifras se sitúan por debajo del 2% y en un rango inferior a 6 MtCO<sub>2</sub>-eq. Estas desviaciones son algo más elevadas si se observan por sectores (Figura 6). Las emisiones de la energía presentan desviaciones inferiores al 2%, algo destacable ya que suponen en torno al 70-75% de las emisiones totales. Los sectores IPPU tienen unas desviaciones superiores, entre el 1,7% y el 8%. Las emisiones de los sectores agricultura y residuos muestran una menor desviación, de hasta el 3% en el sector de agricultura y hasta el 5% en el sector residuos, representado ambos una parte relativamente pequeña de las emisiones totales. Por último, cabe señalar que cuando se baja a nivel de subsector las desviaciones aumentan, pero la agregación de

---

<sup>12</sup> <https://www.ine.es/daco/daco42/daco4214/cntr0320a.pdf>

<sup>13</sup> Una serie temporal es un conjunto de observaciones de una variable ordenadas secuencialmente a lo largo del tiempo.

las emisiones genera la cancelación de parte de las desviaciones al compensarse algunas desviaciones positivas con otras negativas (ver Anexo 4).



En lo que se refiere a la robustez de las predicciones realizadas con los modelos ARIMA para los últimos meses del año, la Tabla 1 recoge los resultados obtenidos de dichos modelos en distintas situaciones de predicción: **test 1** (predicción de los tres últimos meses del año 2019), **test 2** (predicción de los tres primeros meses de la pandemia con confinamiento estricto) y **test 3** (predicción de los tres primeros meses de nueva normalidad de la pandemia). Los resultados del test 1 muestran que las desviaciones mensuales de las estimaciones ARIMA con respecto a los datos observados son en general menores al 10%. Sin embargo, en el test 2 se observa que ante la aparición de la pandemia y sin disponer de información adicional, las desviaciones crecen considerablemente, especialmente para los meses más atípicos, como por ejemplo abril de 2020 que estuvo marcado por un confinamiento muy severo. Por último, en el test 3 se observa una desviación menor, en unos meses para los que las alteraciones asociadas a la COVID-19 se moderaron. Esas estimaciones únicamente se recogen para los sectores energía e IPPU.

Tabla 1: Evaluación de los modelos ARIMA

	Test 1			Test 2			Test 3		
	Octubre 2019	Noviembre 2019	Diciembre 2019	Marzo 2020	Abril 2020	Mayo 2020	Julio 2020	Agosto 2020	Septiembre 2020
Energía	4,74%	7,89%	6,87%	2,73%	37,03%	24,24%	3,96%	13,56%	21,40%
IPPU	4,28%	3,18%	22,88%	4,76%	44,55%	11,49%	10,51%	18,41%	14,29%

En definitiva, la metodología utilizada es robusta para la estimación de emisiones de GEI en energía e IPPU, lo que permite tener con cierta solvencia estimaciones adelantadas de emisiones de GEI con 2-3 meses de retraso. Además, el uso de modelos ARIMA es una buena aproximación para completar los tres últimos meses para los que no se dispone de datos, aunque estos meses están sujetos a un mayor grado de incertidumbre, especialmente cuando se producen cambios estructurales que alteran de forma drástica las tendencias históricas de las emisiones de GEI.



---

# RESULTADOS

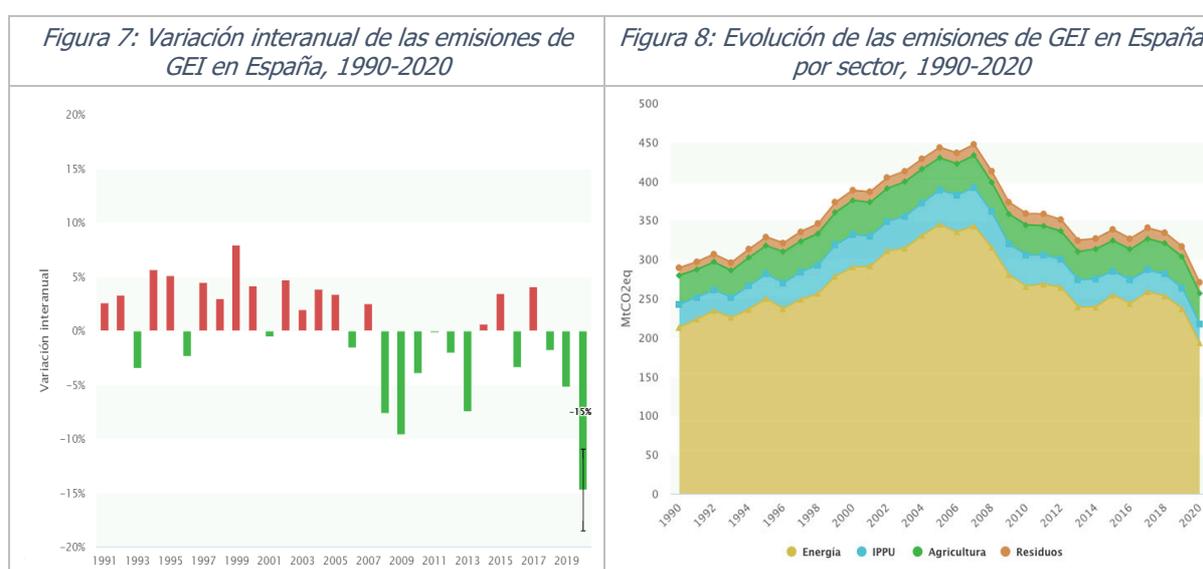
---



### 3. RESULTADOS

#### 3.1. Emisiones adelantadas en 2020

Los resultados del estudio muestran que en el año 2020 las emisiones de GEI de España se situarían en torno a las 270 MtCO<sub>2</sub>-eq frente a las 317 MtCO<sub>2</sub>-eq del año anterior<sup>14</sup>. Esto supone una reducción cercana al 15%, si bien esta cifra podría fluctuar en un rango comprendido entre el 11% y el 19%<sup>15</sup> (Figura 7). Esta reducción supone con diferencia la mayor caída anual de emisiones de toda la serie histórica, superando en 5 puntos porcentuales la mayor caída interanual que se había registrado hasta la fecha (del -9,6% en 2009 coincidiendo con la crisis financiera) y sitúa las emisiones por primera vez por debajo de los niveles de 1990. De hecho, la reducción acumulada de las emisiones en los últimos años haría que el valor de 2020 fuera un 39% inferior al de 2005 y un 7% inferior al de 1990.



Por sectores, se espera que en 2020 las emisiones del sector energético, que suponen alrededor del 75% de las emisiones de GEI totales, se reduzcan en un 19% con respecto al año anterior, situándose en torno a 193 MtCO<sub>2</sub>-eq (la caída respecto a 2005 sería de un 44% y del 9% respecto a 1990). Las emisiones de los sectores IPPU, que suponen el 8% de las emisiones de GEI totales, se reducirían en un 8% con respecto al año anterior, situándose en 24 MtCO<sub>2</sub>-eq en 2020 (la caída sería de un 45% respecto a 2005 y un 18% respecto a 1990) (Figura 8).

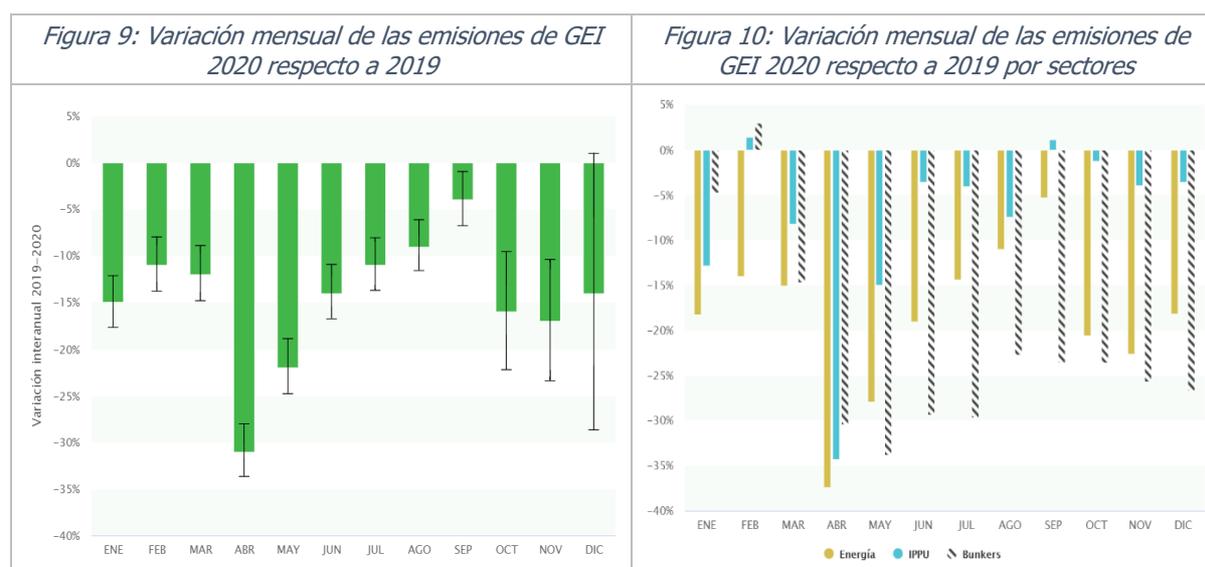
A pesar de que las emisiones de los bunkers<sup>16</sup> se contabilizan por separado en los inventarios oficiales ya que no están vinculadas al cumplimiento de los objetivos climáticos que se marcan los países, en el contexto de la crisis de la COVID-19 merece la pena destacar la abrupta caída que han experimentado. Éste ha sido uno de los sectores más afectados por la situación excepcional generada por la COVID-19, con un descenso en las emisiones de GEI del 22% con respecto a 2019.

<sup>14</sup> Las emisiones de 2019 han sido estimadas en este estudio siguiendo un enfoque de referencia.

<sup>15</sup> Ver Anexo 5 para más información acerca de los rangos de incertidumbre calculados en este trabajo.

<sup>16</sup> Estas emisiones incluyen las derivadas de los combustibles utilizados en el transporte internacional de la navegación y la aviación civil.

Dadas las particularidades del año 2020 y el carácter estacional de la aplicación de medidas de distanciamiento social, resulta de especial interés el análisis de la evolución mensual de las emisiones de GEI a lo largo del año. La Figura 9 muestra una clara relación entre la evolución de las emisiones y las diferentes fases de la crisis sanitaria de la COVID-19 (confinamiento, desescalada y segunda ola). En España, las medidas de distanciamiento social más estrictas estuvieron vigentes durante parte del mes de marzo, y los meses de abril y mayo. Abril fue el mes en el que más se redujeron las emisiones con respecto al año anterior (31%). Durante los meses de desescalada, cuando todavía las medidas de distanciamiento estaban vigentes, la reducción en las emisiones también fue notable, pero se fue atenuando paulatinamente conforme se fueron flexibilizando las restricciones. Así la disminución de las emisiones respecto a los mismos meses del año 2019 fue del 22% en mayo y del 14% en junio. En los meses que siguen (julio, agosto y septiembre), con la eliminación de las restricciones de movilidad y la llegada del verano, se vuelve a una relativa normalidad que se ve reflejada en una menor reducción de las emisiones. Según las estimaciones de este estudio se espera que en los últimos meses del año (octubre, noviembre y diciembre) la reducción de emisiones de GEI se mantenga en torno al 15% con respecto a 2019, aunque la incertidumbre para estos meses es mayor, puesto que ante el riesgo de una segunda ola de COVID-19 podría volver a darse una situación de confinamiento que redujese de forma significativa las emisiones de GEI<sup>17</sup>.



Por sectores, se observa que en el sector energético los meses con mayores tasas de reducción de emisiones son aquellos en los que se aplicaron medidas de distanciamiento social y limitaciones de movilidad más estrictas. De este modo, las emisiones del sector energético en abril descendieron un 37% respecto a valores de 2019. En mayo (-28% respecto a 2019) y junio (-19% respecto a 2019), la tasa de reducción de emisiones disminuye a medida que las medidas para frenar la expansión del virus se relajan. Con el fin del estado de alarma y la llegada de la denominada "nueva normalidad", la caída en las emisiones de GEI se frena, pero no por mucho tiempo, ya que en octubre las emisiones vuelven a descender hasta un -21%.

Asimismo, la crisis sanitaria ha tenido consecuencias relevantes en la distribución mensual de la reducción de emisiones en los sectores IPPU. En abril de 2020, mes en el que tuvo lugar la

<sup>17</sup> Ver Anexo 5 para más información acerca de los rangos de incertidumbre calculados en este trabajo.

hibernación económica en todo el país, las emisiones del sector se redujeron en un 34%. Sin embargo, la reducción de emisiones en el resto del año no ha sido tan marcada como en el sector energético y, exceptuando los meses de mayo y enero (-15% y -13% respectivamente), las variaciones mensuales se han mantenido por debajo del -8% con respecto a los mismos meses del año anterior.

Por último, las emisiones de los bunkers se han visto especialmente afectadas por la crisis de la COVID-19. En la Figura 10 se puede observar que la reducción de las emisiones mensuales por parte de los bunkers ha sido superior al 20% salvo en los tres primeros meses del año. Los meses en los que más se redujeron las emisiones coincidió con los meses de abril y mayo, con variaciones del -31% y -34% respectivamente.

### **3.2. Emisiones por bienes energéticos y sectores**

Si bien el estudio identifica la crisis sanitaria como la principal causa de los cambios anteriormente mencionados, es importante analizar en detalle cuáles han sido los factores que han dado pie a esta reducción histórica en las emisiones. En este sentido, la reducción en el consumo de petróleo ha contribuido en un 54% a la reducción de emisiones esperada en 2020 (-25 MtCO<sub>2</sub>-eq), el carbón en un 24% (-11 MtCO<sub>2</sub>-eq) y el gas en un 16% (-7 MtCO<sub>2</sub>-eq). En menor medida también ha contribuido a la reducción de emisiones el sector IPPU en un 4% (-2MtCO<sub>2</sub>-eq) y otras emisiones energéticas en un 2% (-1 MtCO<sub>2</sub>-eq) (Figura 11). Por lo que la reducción conjunta en las emisiones energéticas ha contribuido en un 96% al descenso de las emisiones globales.

Además, debido a las medidas de confinamiento, durante los meses de abril y mayo la disminución en las emisiones de GEI fue todavía más elevada que en el resto de los meses de 2020. En este periodo en el que las emisiones se redujeron un 26% con respecto al año anterior (-13 MtCO<sub>2</sub>-eq), el petróleo contribuyó a la reducción de emisiones de abril y mayo en un 59% (-8 MtCO<sub>2</sub>-eq), el carbón un 12% (-2 MtCO<sub>2</sub>-eq) y el gas un 19% (-3 MtCO<sub>2</sub>-eq). El sector IPPU contribuyó en un 9% a la reducción observada en esos dos meses (-1 MtCO<sub>2</sub>-eq).

En la Figura 12 se puede observar que las emisiones de las distintas categorías energéticas siguen una tendencia anual estacionaria, no obstante, entre los meses de marzo y mayo se puede apreciar la caída inusual de las emisiones debido al efecto de la pandemia. Aunque este estudio (basado en un enfoque de referencia, y no sectorial), no puede tener una desagregación sectorial de los cambios ocurridos, sí se puede analizar lo ocurrido en alguno de los sectores más afectados por las medidas contra la COVID-19.

Figura 11: Variación anual 2019-2020 de las emisiones de GEI por categorías

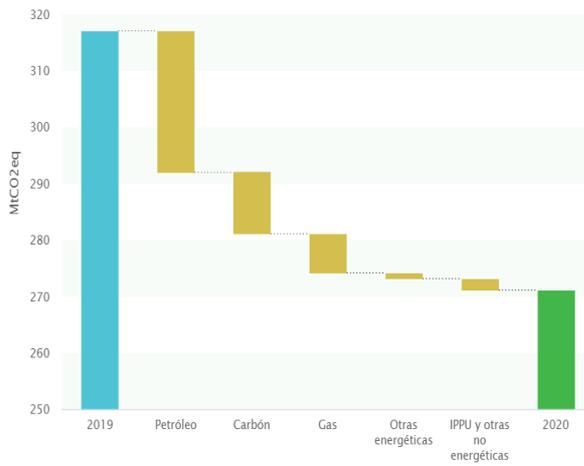


Figura 12 a: Evolución de las emisiones de la electricidad 2018, 2019 y 2020

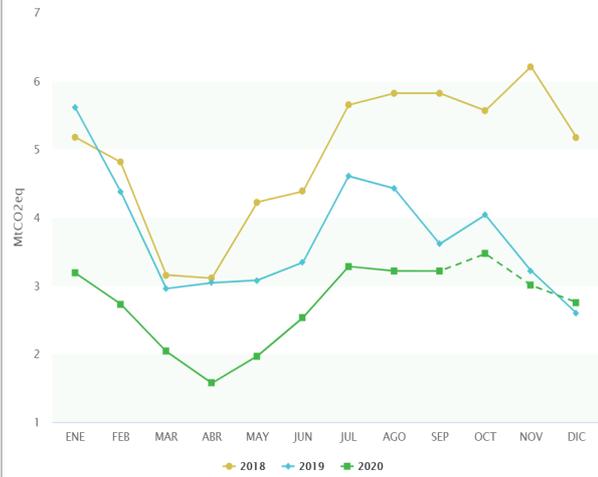


Figura 12 b: Evolución de las emisiones del petróleo 2018, 2019 y 2020 (usos no eléctricos)

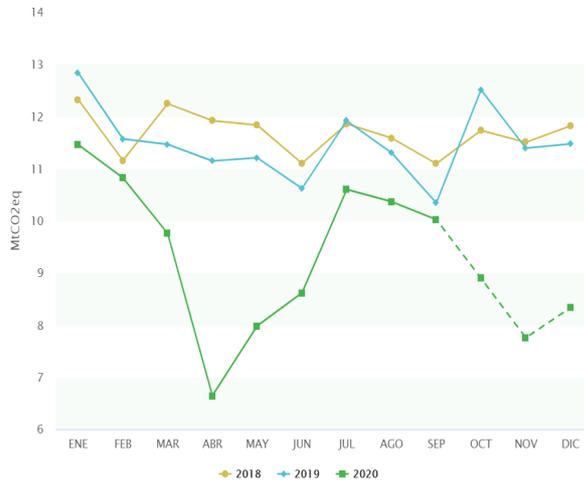


Figura 12 c: Evolución de las emisiones del carbón 2018, 2019 y 2020 (usos no eléctricos)

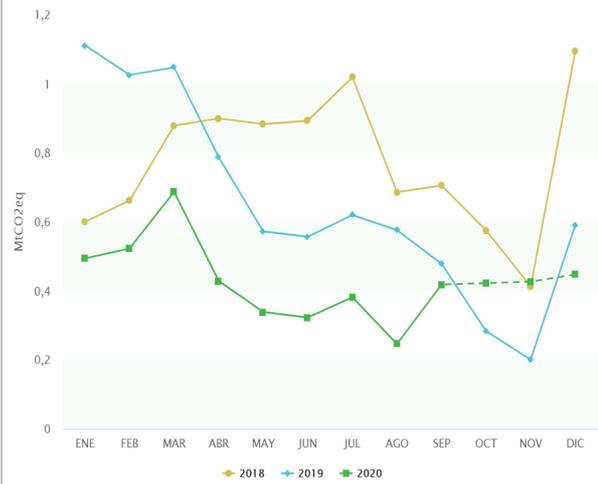


Figura 12 d: Evolución de las emisiones del gas 2018, 2019 y 2020 (usos no eléctricos)

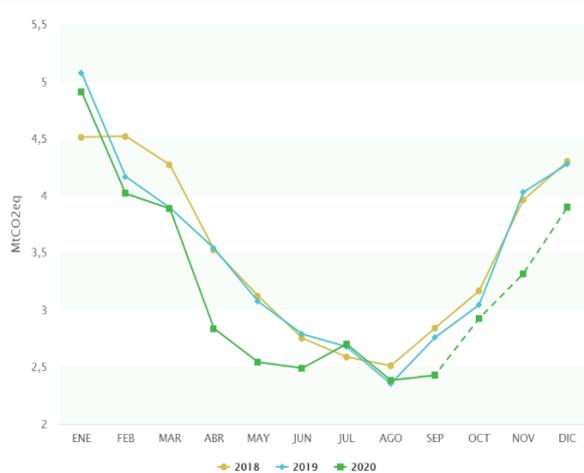
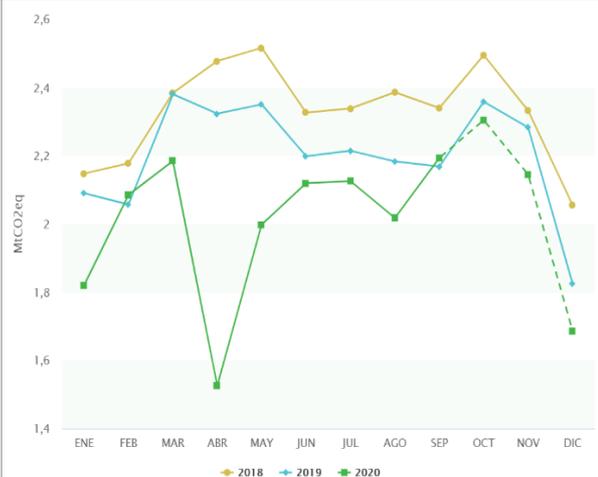


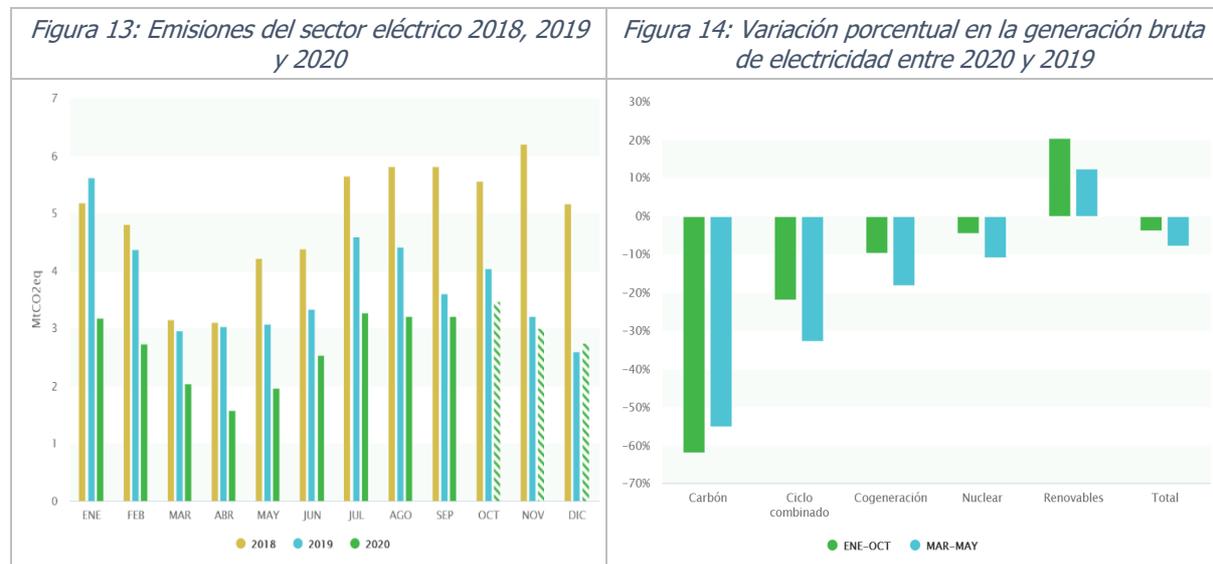
Figura 12 e: Evolución de las emisiones IPPU 2018, 2019 y 2020



### 3.2.1. Sector eléctrico

La reducción de emisiones observada en el sector eléctrico durante el año 2020 ha estado vinculada a distintos factores. Por un lado, la crisis de la COVID-19 ha reducido el consumo de electricidad de manera global. Según datos de Red Eléctrica de España, durante el primer periodo de confinamiento la demanda llegó a caer un 19% (REE, 2020). Sin embargo, esta caída varió mucho entre sectores; los datos de la Asociación de Empresas de Energía Eléctrica (AELEC) reflejan que durante este periodo la industria redujo su consumo eléctrico en un 20% y el sector servicios un 18%, mientras que el sector residencial aumentó el consumo de electricidad en un 4% debido a que los hogares se convirtieron en lugares de trabajo y ocio (AELEC, 2020). Esta reducción en la demanda ha provocado que entre enero y octubre de 2020 las emisiones del sector eléctrico se hayan reducido a su vez en un 30% con respecto al mismo periodo de tiempo en 2019. La mayor caída se produjo durante el mes de abril, un 48%, coincidiendo con la mayor bajada de la demanda (Figura 13).

La reducción de las emisiones se explica no sólo por la reducción en el consumo, sino también por los cambios en la estructura de la generación de electricidad. Las energías renovables (con un coste marginal de producción inferior al de las centrales térmicas) aumentaron su participación en el mix eléctrico un 20% respecto a 2019 (de enero a octubre), mientras que la generación con carbón disminuyó un 62% y los ciclos combinados un 22% (Figura 14). Estos cambios también han contribuido al descenso en el precio del mercado de electricidad. Según datos de OMIE<sup>18</sup>, el precio medio del mercado de la electricidad de enero a septiembre se ha reducido casi un 40% en 2020 en comparación con el mismo periodo del año anterior.



Finalmente, es importante mencionar que las emisiones en el sector eléctrico vienen reduciéndose desde principios de 2019 principalmente por la menor actividad de las centrales de carbón. Distintos factores como la reducción del precio del gas, el aumento del precio de la tonelada de CO<sub>2</sub><sup>19</sup> y el cierre de centrales, han provocado que los ciclos combinados incrementen su participación en el mix eléctrico en detrimento del carbón. Se espera que esta

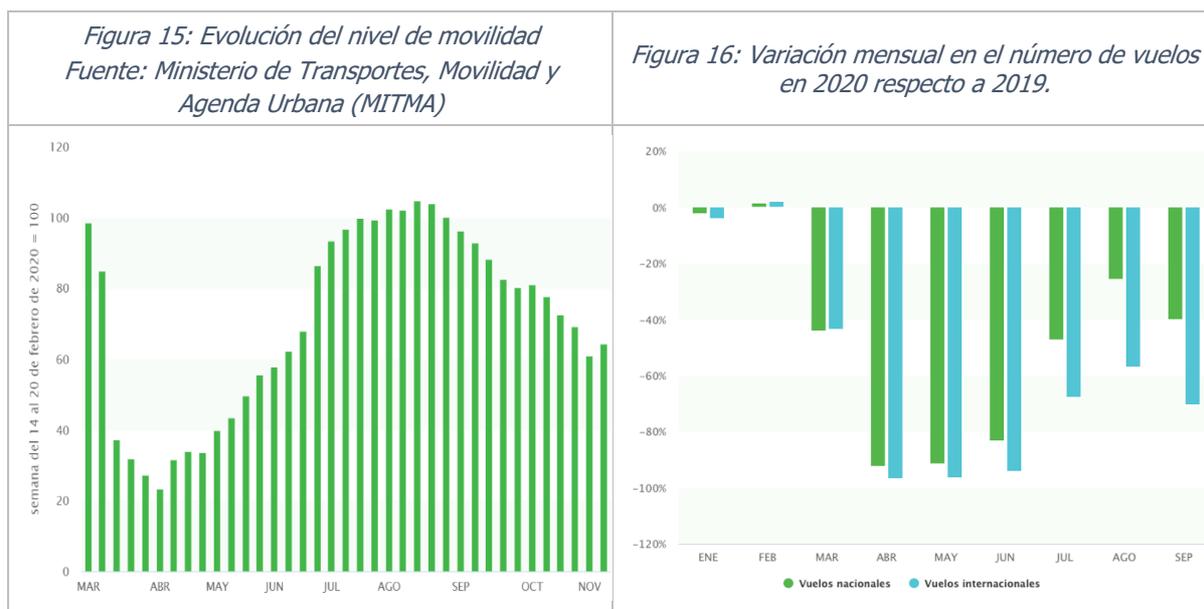
<sup>18</sup> <https://www.omie.es/>

<sup>19</sup> El precio medio de la tonelada de CO<sub>2</sub> ha pasado de los 8 €/tCO<sub>2</sub> en 2015 a los 24€/tCO<sub>2</sub> en 2020.

tendencia continúe durante los próximos meses por el cierre de varias centrales térmicas de carbón en 2020<sup>20</sup>.

### 3.2.2. Sector transporte

Las medidas de distanciamiento social y confinamiento aplicadas durante el estado de alarma han afectado tanto a la movilidad terrestre como a la aérea (Figuras 15 y 16). No obstante, la movilidad no solamente se ha visto afectada durante estos meses, y es que los desplazamientos también han registrado fuertes caídas con respecto a años anteriores en los meses de desescalada.



Estos cambios en los patrones de desplazamiento de la población han tenido una gran repercusión en el descenso de las emisiones de GEI. En este sentido, y en consonancia con la baja movilidad durante los meses de confinamiento (marzo, abril y mayo), el consumo de carburantes para la automoción se ha reducido un 42,5% con respecto al mismo periodo del año anterior (Figura 17). En los meses posteriores, el consumo de carburantes ha seguido siendo menor que en 2019, pero el descenso no ha sido tan acusado. Por otro lado, también es muy probable que se esté dando un cierto trasvase modal hacia los vehículos privados por el miedo al contagio en el transporte público, aunque no existen datos al respecto.

Por su parte, el sector de la aviación también se ha visto ampliamente afectado por la pandemia. La pérdida de una parte importante de la actividad turística y la reducción de los desplazamientos por motivos laborales han provocado un gran retroceso en el número de vuelos operados a partir de marzo. Así, se ha observado un descenso con respecto al año anterior del 76% en los vuelos nacionales y del 82% en los vuelos internacionales durante los meses de marzo, abril y mayo. En consecuencia, el consumo de queroseno para la aviación durante esos meses se ha reducido de media en un 77% (Figura 18). Además, a pesar de que con la llegada del verano el número de vuelos empezó a aumentar, los niveles se han mantenido muy por debajo de los de los años anteriores.

<sup>20</sup> El 30 de junio de 2020 siete centrales térmicas (un total de 5,5 GW) cerraron en España.

Figura 17: Variación en el consumo de carburantes 2020 respecto a 2019

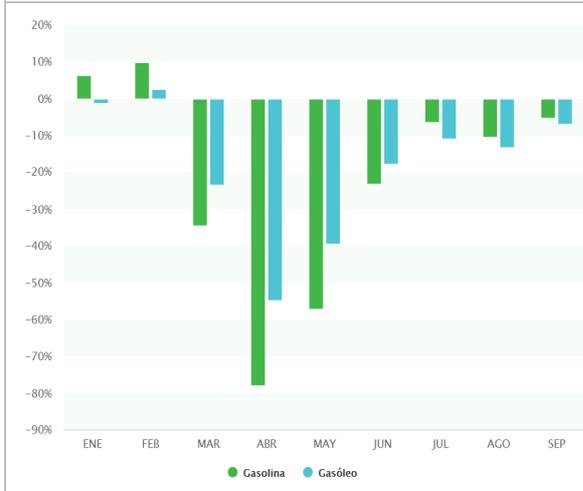
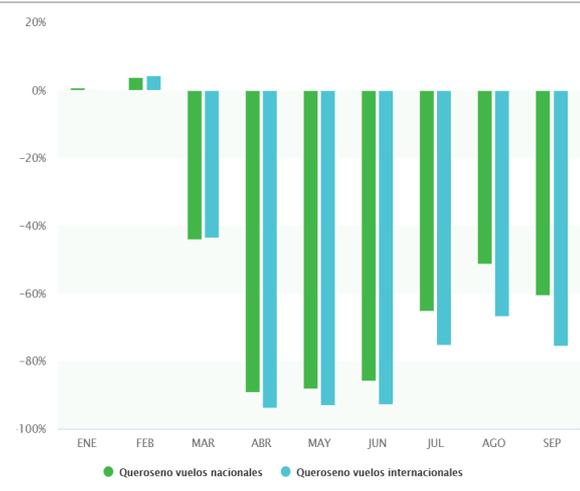


Figura 18: Variación en el consumo de queroseno para aviación 2020 respecto a 2019



### 3.2.3. Sector industrial

La industria también ha sufrido los efectos de las medidas contra la propagación de la COVID-19, la actividad se contrajo este año hasta un 30% en el mes de abril con respecto al año anterior, aunque posteriormente se ha ido recuperando (Figura 19).

Figura 19: Variación de la producción industrial

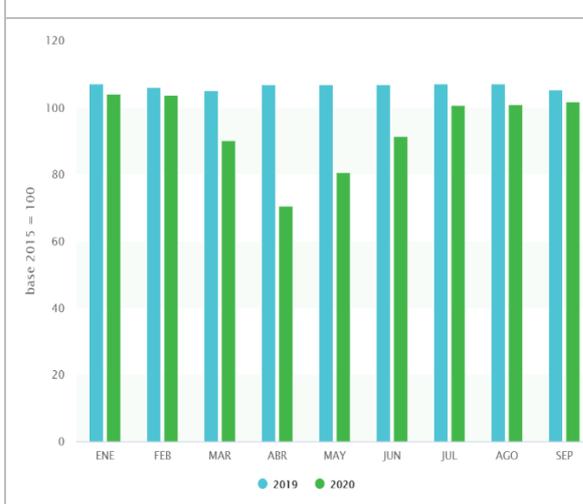
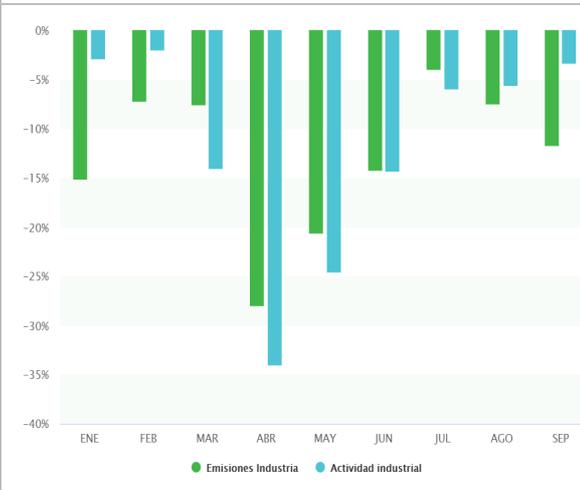


Figura 20: Variación en la actividad y emisiones de la industria 2020 respecto 2019



Las emisiones de la industria (que incluye las emisiones de la industria manufacturera<sup>21</sup>) se han reducido durante los meses de abril (-28%) y mayo (-21%) acorde con una menor actividad industrial en ese periodo (Figura 20). En este sentido, cabe destacar que la caída más acusada se produjo en la industria de minerales debido a la caída de la producción de cemento. Desde la segunda mitad del año 2019 la industria del cemento estaba reduciendo su actividad, pero la caída en el mes de abril alcanzó un descenso del 6% con respecto a 2019. Aunque las fábricas cementeras continuaron funcionando durante el estado de alarma,

<sup>21</sup> Se han excluido de este cálculo las emisiones de las refinerías.

el consumo de cemento se redujo de manera drástica debido a que la construcción sufrió una paralización durante varias semanas en marzo y abril.

La actividad de las fábricas de producción de hierro, acero y otras ferroaleaciones también estaban incluidas dentro de las actividades esenciales y pudieron continuar la producción, pero la situación excepcional de este año también les ha afectado por la reducción en la demanda. La actividad en este sector que ya venía acusando caídas desde el último trimestre de 2018, se incrementó aún más entre marzo y agosto llegando incluso a un descenso del 41% en el mes de abril con respecto al mismo mes en 2019. Finalmente, cabe mencionar que la industria química, otros de los sectores intensivos en emisiones de GEI, ha sufrido un menor impacto en su actividad.

### **3.2.4. Efecto de la COVID-19**

Los resultados muestran que las emisiones en 2020 han sufrido una caída histórica que en gran medida está asociada al efecto de la COVID-19. No obstante, las emisiones de GEI de España en los últimos años mostraban una tendencia decreciente, por lo que cabe preguntarse qué parte de la reducción de emisiones se debe a la COVID-19 y qué parte podría deberse a otros factores. Para intentar dar respuesta a esta pregunta, esta sección presenta los resultados de un análisis en el que se realiza una simulación para un hipotético escenario sin COVID-19 en 2020 en España.

La estimación 2020 sin COVID-19 se basa en la utilización de los modelos ARIMA construidos a partir de las tendencias de las series temporales de emisiones. Básicamente, se crea un escenario hipotético empleando la predicción de estos modelos econométricos para los meses desde marzo hasta diciembre de 2020. Dado que la última observación del modelo es febrero de 2020 (momento en el que todavía la COVID-19 no había golpeado la normalidad del país), el modelo realiza una predicción en un marco de normalidad<sup>22</sup> en el que no hay pandemia.

La Figura 21 presenta la variación de las emisiones entre marzo y diciembre en un escenario sin COVID-19 comparadas con las emisiones durante 2018, 2019 y 2020. Los resultados obtenidos muestran que las caídas durante 2020 habrían sido menores en un escenario sin COVID-19 e inferiores al 5% durante todos los meses y con respecto a 2019. Según estas estimaciones, la pandemia habría sido responsable del 71% de la caída de las emisiones de GEI observada este año en España (33 MtCO<sub>2</sub>-eq), mientras que el 29% restante correspondería a la senda de reducción observada en los últimos años (13 MtCO<sub>2</sub>-eq).

La Figura 22 recoge una comparación entre las emisiones brutas totales anuales del escenario sin COVID-19. En este hipotético escenario las emisiones se hubieran reducido hasta las 303 MtCO<sub>2</sub>-eq, un 4,3% respecto a 2019. Esta reducción es ligeramente inferior a la ocurrida entre 2018 y 2019 que fue del 5,9% y que se debió a varios factores, pero principalmente al menor uso de carbón, algo que también se observaba durante los primeros meses de 2020.

---

<sup>22</sup> Se ha supuesto en el escenario sin covid-19 el mismo mix eléctrico que en 2019.

Figura 21: Emisiones mensuales de GEI en España 2018, 2019, 2020 y 2020 sin COVID-19

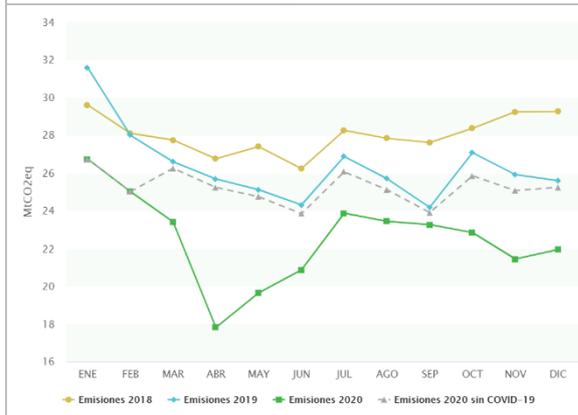
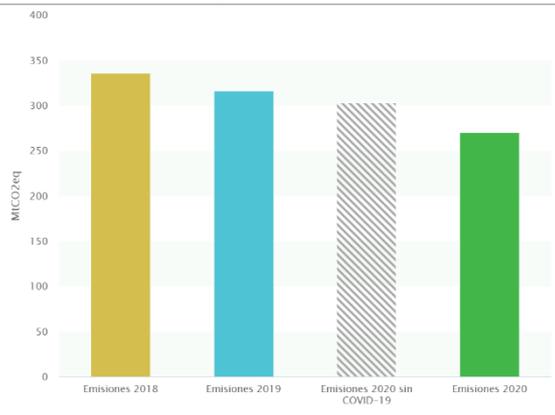


Figura 22: Emisiones de GEI en España 2018, 2019, 2020 y 2020 sin COVID-19







---

**CONCLUSIONES**

---



## 4. CONCLUSIONES

Este estudio ha analizado el impacto de la COVID-19 en las emisiones de GEI en España. Para ello, se ha desarrollado una metodología que permite adelantar las emisiones del año 2020, ofreciendo resultados mensuales y aportando un rango de incertidumbre. Las emisiones de GEI se reducirán en España de manera histórica en 2020, **alcanzando una reducción del 15% con respecto al año anterior**<sup>23</sup> con un rango de incertidumbre que se sitúa entre el 11 y el 19%. **Se espera que las emisiones brutas desciendan este año hasta los 270 millones de toneladas de CO<sub>2</sub> equivalente (MtCO<sub>2</sub>-eq)**, lo que supondría una reducción del 39% con respecto a las emisiones de 2005 y de un 7% con respecto a las de 1990.

El petróleo ha contribuido en un 54% a la reducción de emisiones esperada en 2020 (-25 MtCO<sub>2</sub>-eq), el carbón en un 24% (-11 MtCO<sub>2</sub>-eq) y el gas en un 16% (-7 MtCO<sub>2</sub>-eq). Las emisiones energéticas, que concentran alrededor del 75% de las emisiones de GEI en España, se situarían en 2020 en 193 MtCO<sub>2</sub>-eq, lo que supondría un descenso del 19% con respecto al año anterior. Por otro lado, las emisiones no energéticas procedentes de los sectores IPPU, se reducirían un 8% con respecto al año anterior, situándose en 24 MtCO<sub>2</sub>-eq.

**La reducción de emisiones más pronunciada respecto al año anterior ocurrió durante los meses de abril (-31%) y mayo (-22%) coincidiendo con una drástica reducción de la actividad económica y de la movilidad.** El sector del transporte es uno de los sectores que más se ha visto afectado por las medidas de confinamiento. Durante los meses de marzo, abril y mayo el consumo de carburantes para automoción se redujo un 42,5% con respecto al año anterior y el consumo de carburantes para la aviación en casi un 80%.

No cabe duda de que la reducción de emisiones de GEI en 2020 ha sido excepcional, y que la pandemia podría explicar según nuestras estimaciones el 71% de la reducción observada. No obstante, aunque las emisiones hayan sufrido este año una caída sin precedentes en España y a nivel global, no hay que olvidar que las concentraciones de CO<sub>2</sub> en la atmósfera continúan aumentando este año a un ritmo preocupante. Si queremos alcanzar el objetivo de mantener el aumento de temperatura global por debajo de 1,5° es necesario seguir adoptando medidas para reducir las emisiones de una manera más rápida, planificada y sostenida en el tiempo y que garanticen la calidad de vida actual y futura de todas las personas del planeta.

---

<sup>23</sup> Las emisiones de 2019 han sido estimadas en este estudio siguiendo un enfoque de referencia.





---

# REFERENCIAS

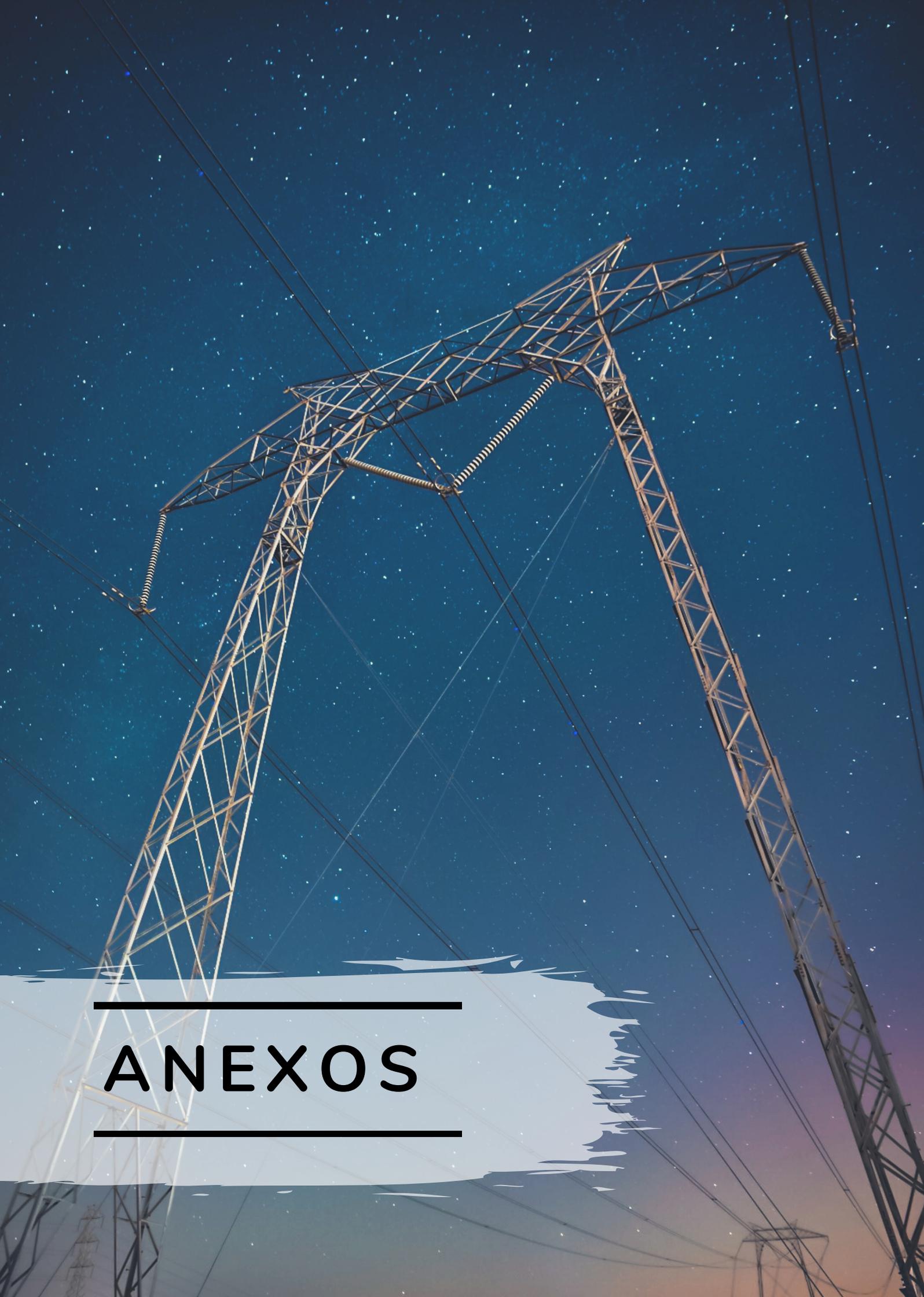
---



## REFERENCIAS

- Box, G. E. P., Jenkins, G. M., Reinsel, G. C., & Ljung, G. M. (2015). *Time Series Analysis: Forecasting and Control*. John Wiley & Sons.
- Dimri, T., Ahmad, S., & Sharif, M. (2020). Time series analysis of climate variables using seasonal ARIMA approach. *Journal of Earth System Science*, *129*(1), 149. <https://doi.org/10.1007/s12040-020-01408-x>
- Eggleston, S., Buendia, L., Miwa, K., Ngara, T., & Tanabe, K. (Eds.). (2006). *2006 IPCC guidelines for national greenhouse gas inventories* (Vol. 5). Hayama, Japan: Institute for Global Environmental Strategies.
- FMI (2020), Spain: 2020 Article IV Consultation-Press Release; Staff Report; and Statement by the Executive Director for Spain.
- Hyndman, R. J., & Khandakar, Y. (2008). Automatic Time Series Forecasting: The forecast Package for R. *Journal of Statistical Software*, *27*(1), 1–22. <https://doi.org/10.18637/jss.v027.i03>
- IEA (2020), World Energy Outlook 2020, International Energy Agency, Paris.
- Liu, Z., Ciais, P., Deng, Z. et al. Near-real-time monitoring of global CO<sub>2</sub> emissions reveals the effects of the COVID-19 pandemic. *Nat Commun* 11, 5172 (2020). <https://doi.org/10.1038/s41467-020-18922-7>
- Liu, L., Zong, H., Zhao, E., Chen, C., & Wang, J. (2014). Can China realize its carbon emission reduction goal in 2020: From the perspective of thermal power development. *Applied Energy*, *124*, 199–212. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2014.03.001>
- MITERD (2020), Informe de Inventario Nacional Gases de Efecto Invernadero, Edición 2020 (Serie 1990-2018)
- OMM (2020), Green House Gas Bulletin, Organización Meteorológica Mundial, Ginebra.
- Sen, P., Roy, M., & Pal, P. (2016). Application of ARIMA for forecasting energy consumption and GHG emission: A case study of an Indian pig iron manufacturing organization. *Energy*, *116*, 1031–1038. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2016.10.068>
- Silva, E. S. (2013). A combination forecast for energy-related co<sub>2</sub> emissions in the united states. *International Journal of Energy and Statistics*, *01*(04), 269–279. <https://doi.org/10.1142/S2335680413500191>
- Yang, H., & O'Connell, J. F. (2020). Short-term carbon emissions forecast for aviation industry in Shanghai. *Journal of Cleaner Production*, *275*, 122734. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2020.122734>





---

**ANEXOS**

---



## ANEXOS

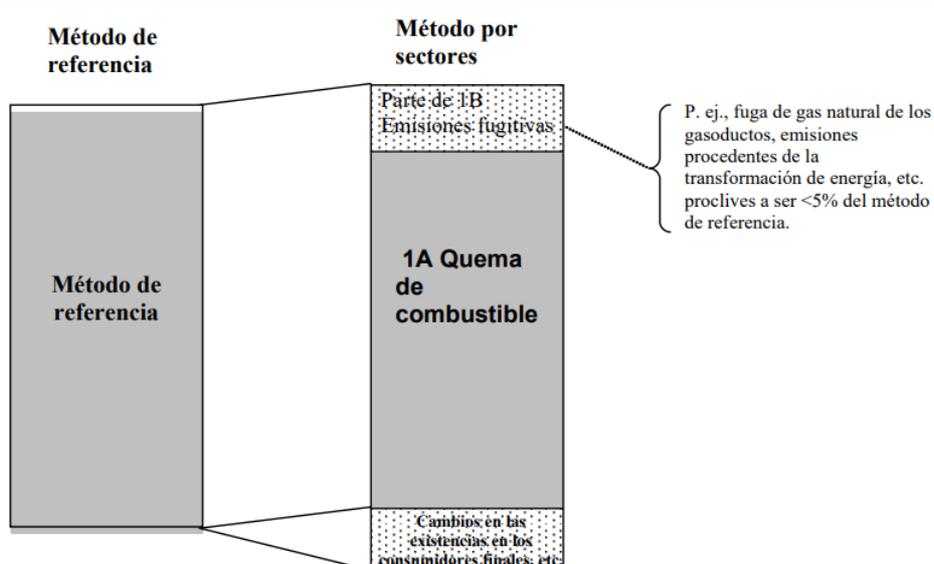
### Anexo 1: Metodología para emisiones de la Energía

Este anexo muestra la metodología utilizada para el cálculo de las emisiones mensuales de GEI de España (CO<sub>2</sub>, CH<sub>4</sub> y el N<sub>2</sub>O) de origen energético. El método está basado en la metodología del IPCC para la elaboración de inventarios nacionales de emisiones de GEI (IPCC (2006) y permite el cálculo de las emisiones mensuales con un retraso de dos meses.

Las guías del IPCC para la elaboración de inventarios nacionales de GEI establecen dos métodos alternativos para el cálculo de las emisiones producidas por la combustión de productos energéticos: el enfoque de "referencia" (reference approach, RA) o un enfoque "sectorial" (sectoral approach, SA). No obstante, la utilización de un método u otro suele tener ciertas diferencias. Esto se debe a que el primero es un método con una aproximación de arriba hacia abajo (*top-down*), que utiliza los datos de suministro energéticos de un país, pero que no tiene información detallada del modo en que se utilizan los combustibles individuales en cada sector; en contraste el segundo que es un método con una aproximación de abajo hacia arriba (*bottom-up*) sí considera de manera detallada el uso de combustibles individuales en cada sector.

El RA se compara con un enfoque sectorial asumiendo que todo el combustible se consume íntegramente en actividades de combustión o bien con fines no energéticos. Sin embargo, como se ve en la Figura 23, el método de referencia lleva implícitos pequeños consumos no computados en la categoría "Quema de combustible" de la guía IPCC (2006), debido a que parte del CO<sub>2</sub> de ciertos combustibles no es producido en una actividad de combustión, sino que es emitido en forma de fugas o evaporaciones en la etapa de producción y/o transformación (contabilizadas como "emisiones fugitivas"). La brecha aceptada para el cálculo de emisiones de CO<sub>2</sub> entre estos dos métodos es del 5% o menos.

Figura 23: Método de referencia (RA) vs Método por sectores (SA).  
Fuente y elaboración: Guía IPCC (2006)



El SA se utiliza en los inventarios oficiales de emisiones reportados a la UNFCCC, ya que constituye una forma más precisa de medir las emisiones. El SA requiere de información detallada sobre el uso de energía y la actividad de todos los sectores de la economía. Sin embargo, esta información suele publicarse con más retraso que la necesaria para aplicar el RA. Es por esto por lo que en este informe la metodología para estimar las emisiones de CO<sub>2</sub> procedentes de la combustión de productos energéticos se basa en gran medida en el método RA. Para estimar las emisiones energéticas de CH<sub>4</sub> y N<sub>2</sub>O derivadas de la combustión y las emisiones fugitivas se han utilizado métodos ligeramente diferentes.

Las emisiones energéticas de CO<sub>2</sub> del proceso de combustión representan más del 96% del total de emisiones de GEI del sector energético. El enfoque utilizado para estas emisiones se basa en el método de la guía del IPCC (2006) para calcular las emisiones bajo el RA:

1. Estimar el consumo aparente de combustible en unidades originales.
2. Convertirlo en una unidad común de energía.
3. Multiplicarlo por el contenido de carbono para computar el carbono total.
4. Computar el carbono excluido.
5. Corregir el carbono sin oxidar y convertir en emisiones de CO<sub>2</sub>.

De esta forma, las emisiones de CO<sub>2</sub> procedentes de la quema de combustible se pueden calcular de la siguiente forma:

$$E_{CO_2} = \sum_j [(CA_j \times FC_j \times CC_j \times 10^{-3} - C_{excl}) \times 44/12] \quad (1)$$

Donde:

- $E_{CO_2}$  son las emisiones de CO<sub>2</sub> (millones de toneladas de CO<sub>2</sub>, Gg CO<sub>2</sub>).
- $CA_j$  es el consumo aparente (toneladas, T) por tipo de combustible ( $j$ ) y se calcula utilizando información de la producción ( $PR_j$ ), importaciones ( $IM_j$ ), exportaciones ( $EX_j$ ), búnkeres internacionales ( $BK_j$ ) y variación en las existencias ( $VE_j$ ):

$$CA_j = PR_j + IM_j - EX_j - BK_j - VE_j \quad (2)$$

- $FC_j$  es el factor de conversión para el combustible  $j$  en unidades de energía (terajulios por tonelada, TJ/T) sobre una base de valor calórico neto.
- $CC_j$  es el contenido de carbono del combustible (toneladas de carbono por terajulio, tC/TJ).
- $C_{excl}$  es el carbono excluido, carbono en la alimentación a procesos y uso no energético excluido de las emisiones de combustión de energía (Gg C).
- 44/12 es la relación entre el peso molecular del CO<sub>2</sub> y el del C.

Algunas emisiones de CH<sub>4</sub> y N<sub>2</sub>O también se liberan con la combustión de energía. La diferencia con el CO<sub>2</sub> es que estas emisiones dependen en gran medida del proceso en el que se utiliza la energía y no tanto del tipo de combustible. Por tanto, las emisiones de CH<sub>4</sub> y N<sub>2</sub>O por combustión de energía dependen del desglose sectorial del consumo aparente:

$$E_{GEI} = \sum_{j,k} [(CA_j \times FC_j \times P_{j,k} \times FE_{j,k}) \times GWP_{GEI}] \quad (3)$$

Donde:

- $E_{GEI}$  son las emisiones de los GEI CH<sub>4</sub> y N<sub>2</sub>O (en toneladas de CO<sub>2</sub>-equivalente).
- $P_{j,k}$  es el porcentaje del combustible  $j$  que es utilizado por el sector  $k$  (entre 0 y 1).
- $FE_{j,k}$  es el factor de emisión del combustible  $j$  en el sector  $k$ .
- $GWP_{GEI}$  es "Global Warming Potential": peso del CH<sub>4</sub> y del N<sub>2</sub>O relativo a CO<sub>2</sub> para el calentamiento global.

La estimación de emisiones fugitivas depende directamente de la producción, transformación y distribución de combustibles fósiles:

$$E_{FUG} = \sum_{j,GEI} [(S_j \times FE(S)_{j,GEI} + T_j \times FE(T)_{j,GEI} \times D_j \times FE(D)_{j,GEI}) \times GWP_{GEI}] \quad (4)$$

Donde:

- $E_{FUG}$  son las emisiones fugitivas (toneladas de CO<sub>2</sub>-equivalente).
- $S_j$  es la producción nacional del combustible  $j$ .
- $FE(S)_{j,GEI}$  son los factores de emisión de cada GEI asociados a la producción del combustible  $j$  (producción de petróleo y gas, minerías, "flaring" y "venting" en la producción).
- $T_j$  es la transformación del combustible  $j$ .
- $FE(T)_{j,GEI}$  son los factores de emisión de cada GEI asociados a la transformación de combustibles (hornos de coque, refinería, "flaring" en refinerías).
- $D_j$  es la distribución del combustible  $j$ .
- $FE(D)_{j,GEI}$  son los factores de emisión de cada GEI asociados a la distribución del combustible  $j$  (transporte, transmisión y distribución).

El RA parte del cálculo del consumo combinando estadísticas sobre producción y comercio internacional de combustibles, variación neta de las existencias y uso de combustibles para el transporte internacional (búnkeres). De este consumo aparente hay que deducir en un último paso el uso doméstico con fines no energéticos.

Además, existen parámetros que inciden en las emisiones de CO<sub>2</sub>, pero de los que no disponemos de información mensual. Entre ellos:

- Factores de conversión (toneladas a TJ).
- Factores de emisión (kg CO<sub>2</sub> a TJ).
- Eficiencia de conversión de electricidad (TJ de energía primaria a TJ de electricidad).
- Participación del uso no energético en el consumo total de combustibles.
- Participaciones relativas de diferentes combustibles en la misma categoría de generación de electricidad (por ejemplo, mezcla de gas, productos petrolíferos y residuos en la cogeneración de electricidad, diferentes productos petrolíferos para la electricidad a partir de "Combustible y gas", residuos municipales no renovables y residuos industriales).

Dado que la información anual sobre esos parámetros tiene un retraso sustancial de más de un año, se utilizan los parámetros de hace dos años, usando el promedio de todos los meses en este año (por ejemplo, 2018 para estimaciones mensuales a partir de enero de 2020).

Los datos necesarios para aplicar esta metodología se obtienen de modo mensual de diferentes fuentes incluyendo Eurostat (Energy Statistics, datos anuales<sup>24</sup> y mensuales<sup>25</sup>), CORES<sup>26</sup>, Estadísticas del comercio exterior español (DataComex)<sup>27</sup>, Red Eléctrica de España<sup>28</sup>

<sup>24</sup> [https://appsso.eurostat.ec.europa.eu/nui/show.do?dataset=nrg\\_bal\\_c](https://appsso.eurostat.ec.europa.eu/nui/show.do?dataset=nrg_bal_c)

<sup>25</sup> [https://appsso.eurostat.ec.europa.eu/nui/show.do?dataset=nrg\\_cb\\_sffm](https://appsso.eurostat.ec.europa.eu/nui/show.do?dataset=nrg_cb_sffm),  
[https://appsso.eurostat.ec.europa.eu/nui/show.do?dataset=nrg\\_cb\\_oilm](https://appsso.eurostat.ec.europa.eu/nui/show.do?dataset=nrg_cb_oilm),  
[https://appsso.eurostat.ec.europa.eu/nui/show.do?dataset=nrg\\_cb\\_gasm](https://appsso.eurostat.ec.europa.eu/nui/show.do?dataset=nrg_cb_gasm), y  
[https://appsso.eurostat.ec.europa.eu/nui/show.do?dataset=nrg\\_cb\\_em](https://appsso.eurostat.ec.europa.eu/nui/show.do?dataset=nrg_cb_em)

<sup>26</sup> <https://www.cores.es/es/estadisticas>

<sup>27</sup> [https://comercio.serviciosmin.gob.es/Datacomex/principal\\_comex\\_es.aspx](https://comercio.serviciosmin.gob.es/Datacomex/principal_comex_es.aspx)

<sup>28</sup> <https://www.ree.es/es/datos/generacion>

e Inventario Nacional de Gases de Efecto Invernadero (MITERD 2019). Toda esta información se ha utilizado para la creación de una base de datos del sistema energético español actualizada mensualmente que es utilizada para el cálculo de las emisiones en base al consumo energético aparente con un retraso inferior a dos meses. La Tabla 2 detalla las fuentes de información utilizadas para cada uno de los componentes necesarios para el cálculo de las emisiones energéticas mensuales de GEI.

*Tabla 2: Fuentes y metodología para el cálculo del consumo aparente por tipo de combustible*

<b>Combustible</b>	<b>Producción</b>	<b>Comercio</b>	<b>Variación de Existencias</b>	<b>Consumo Bunkers</b>	<b>Consumo sector</b>	<b>Consumo no-energético</b>	<b>Factores conversión / emisión</b>
Petróleo crudo	Eurostat (mensual)	Eurostat (mensual)	Eurostat (mensual)		Eurostat (mensual)		MITERD (anual; a-2)
Materias primas de refinería		Eurostat (mensual)	Eurostat (mensual)		Eurostat (mensual)		MITERD (anual; a-2)
Gasolina		Eurostat (mensual)	Eurostat (mensual)		CORES (anual; a-2)		MITERD (anual; a-2)
Queroseno de aviación		Eurostat (mensual)	Eurostat (mensual)	MITMA [1]: aviación civil	MITMA [1]: aviación civil		MITERD (anual; a-2)
Otro queroseno		Eurostat (mensual)	Eurostat (mensual)		CORES (anual; a-2)		MITERD (anual; a-2)
Gasóleos Automoción		Eurostat (mensual)	Eurostat (mensual)		CORES (anual; a-2)		MITERD (anual; a-2)
Gasóleos B, C y otros		Eurostat (mensual)	Eurostat (mensual)	Eurostat (mensual)	Elect: REE / eficiencia [2] Otros: CORES (anual)		MITERD (anual; a-2)
Fuelóleo residual		Eurostat (mensual)	Eurostat (mensual)	Eurostat (mensual)	Elect: REE / eficiencia [2] Otros: CORES (anual; a-2)		MITERD (anual; a-2)
Gases licuados de petróleo (GLP)		Eurostat (mensual)	Eurostat (mensual)		CORES (anual; a-2)	Eurostat (mensual) [3]	MITERD (anual; a-2)
Nafta		Eurostat (mensual)	Eurostat (mensual)		CORES (anual; a-2)	Eurostat (mensual)	MITERD (anual; a-2)
Betún		DATA COM EX	estimado			Eurostat (anual; a-2)	MITERD (anual; a-2)
Lubricantes		DATA COM EX	estimado			Eurostat (anual; a-2)	MITERD (anual; a-2)
Coque de petróleo		Eurostat (mensual)	Eurostat (mensual)		Elect: REE / eficiencia [2] Otros: CORES (anual; a-2)	Eurostat (anual; a-2)	MITERD (anual; a-2)
Otros líquidos fósiles		Eurostat (mensual)	Eurostat (mensual)			Eurostat (anual; t.2)	MITERD (anual; a-2)
Carbón de coque		DATA COM EX	estimado		Eurostat (mensual)		MITERD (anual; a-2)

Otro carbón bituminoso	Eurostat (mensual)	Eurostat (mensual)	Eurostat (mensual)	Eurostat (mensual)	Elect: REE / eficiencia [2] Otros: Eurostat (anual; a-2)	MITERD (anual; a-2)	MITERD (anual; a-2) [4]
Carbón sub-bituminoso	Eurostat (mensual)	Eurostat (mensual)	Eurostat (mensual)	Eurostat (mensual)	Eurostat (mensual)		MITERD (anual; a-2)
Coque de coquería/coque de gas		Eurostat (mensual)	Eurostat (mensual)		MITERD (anual; a-2)	MITERD (anual; a-2)	MITERD (anual; a-2)
Gas natural	Eurostat (mensual)	Eurostat (mensual)	Eurostat (mensual)	Eurostat (mensual)	CORES (mensual)	Eurostat (mensual) [3]	MITERD (anual; a-2)
Residuos (fracción no biomasa)	= Consumo				Elect: REE / eficiencia [2] Otros: Eurostat (anual; a-2)		MITERD (anual; a-2)
Biomasa sólida	= Consumo				Elect: REE / eficiencia [2] Otros: Eurostat (anual; a-2)		MITERD (anual; a-2)
Biomasa líquida	= Consumo + export. – import.	DATA COM EX			Eurostat (mensual)		MITERD (anual; a-2)
Biomasa de gas	= Consumo				Elect: REE / eficiencia [2] Otros: Eurostat (anual; a-2)		MITERD (anual; a-2)
Residuos (fracción biomasa)	= Consumo				Elect: REE / eficiencia [2] Otros: Eurostat (anual; a-2)		MITERD (anual; a-2)

- Eurostat: datos **mensuales** para combustibles líquidos, sólidos y gaseosos con retraso de 2-4 meses (nrg\_cb\_oilm, nrg-cb-sffm, nrg\_cb\_gasm), y de producción industrial con retraso de 1-2 meses (sts\_inpr\_m)
- Eurostat: datos **anuales** del balance energético por combustible y sector, con retraso de >1 año (nrg\_bal\_s).
- MITERD, Inventario Nacional de Gases de Efecto Invernadero (GEI): datos anuales de emisiones por sector y tipo de combustible y factores de emisión con retraso de dos años (a-2)
- DATACOMEX: datos **mensuales** de importación y exportación por producto
- CORES: datos **anuales** del consumo de productos petrolíferos por sector
- CORES: datos **mensuales** del consumo, refinería y comercio internacional de productos petrolíferos por grupo, gas natural por grupo de presión
- REE: datos **mensuales** de generación eléctrica por tecnología
- MITMA aviación civil: datos **mensuales** de movimiento de aeronaves nacionales e internacionales

[1] Los porcentajes de consumo de queroseno de aviación para vuelos nacionales e internacionales (bunkers) se han calculado utilizando datos históricos de MITERD e información sobre el movimiento de aeronaves con destinos nacionales e internacionales.

[2] Para estimar el consumo de energía primaria para generación eléctrica, se divide la generación mensual (REE) por una estimación de eficiencia por tipo de tecnología que ha sido calculada dividiendo la generación de los dos años anteriores (REE) por el consumo para usos eléctricos por tecnología, también de dos años anteriores (Eurostat nrg\_bal\_s).

[3] El consumo conjunto de GLPs y Nafta para usos no-energéticos se ha estimado utilizando el Índice de Producción Industrial de la industria petroquímica ("Manufacture of basic chemicals, fertilisers and nitrogen compounds, plastics and synthetic rubber in primary forms" en Eurostat sts\_inpr\_m). Los GLP se han estimado restando a esta cantidad el consumo de Nafta en esta industria reportado mensualmente por Eurostat (nrg\_cb\_oilm). El consumo no-energético de gas natural se ha estimado se ha utilizado el mismo índice de producción.

[4] En el caso de Otro carbón bituminoso, el factor de conversión y de contenido de carbono depende en cada mes del parte de la fracción de producción nacional en el consumo total (incluido lo que viene de existencias) y la fracción del carbón importado.

## Anexo 2: Metodología para emisiones IPPU

El sector de Procesos Industriales y Uso de Productos (IPPU, por sus siglas en inglés) engloba seis categorías de industrias: industria de minerales, industria química, industria del metal, productos no energéticos derivados de combustibles y uso de disolventes, productos empleados como sustitutos de las sustancias que agotan la capa de ozono y producción y uso de otras sustancias. Para el cálculo de las emisiones se han utilizado diferentes enfoques.

Para las industrias mineral, química y del metal, en primer lugar, se ha realizado una estimación directa de las emisiones de la producción de cemento y de acero con datos del Ministerio de Industria, Comercio y Turismo<sup>29</sup> y de la Asociación Mundial del Acero<sup>30</sup>. Las emisiones mensuales se han obtenido multiplicando la producción por sus respectivos factores de emisión anuales obtenidos del último inventario disponible:

$$E_{s,t} = P_{s,t} \times FEI_{s,a-2} \quad (5)$$

donde  $E_{s,t}$  son las emisiones mensuales del subsector  $s$  (cemento o acero) en el mes  $t$ ,  $P_{s,t}$  es la producción mensual del subsector  $s$  en el mes  $t$  provenientes de las fuentes mencionadas anteriormente y  $FEI_{s,a-2}$  representa el Factor de Emisión Implícito anual del subsector reportado en el último Inventario Nacional disponible con dos años de decalaje. Es decir, para las emisiones mensuales de 2020 se ha utilizado el factor de emisión implícito del año 2018.

En segundo lugar, se han obtenido de Eurostat<sup>31</sup> los índices de producción industrial mensuales y anuales coincidentes con los subsectores de las industrias minera, química y siderúrgica: cal, vidrio, amoniaco, aluminio, entre otros (ver Tabla 3 para más detalles). Estos índices reflejan el crecimiento mensual y anual de la producción de los diferentes subsectores respecto a un año base. Para el cálculo de las emisiones se ha supuesto que éstas crecen al mismo ritmo que la producción, es decir con las emisiones reportadas en el último Inventario Nacional disponible en esos mismos sectores:

$$E_{s,t} = E_{s,a-2} \times \frac{IPI_{s,t}}{IPI_{s,a-2}} \quad (6)$$

Donde:

- $E_{s,a-2}$  son las emisiones del subsector  $s$  reportadas en Inventario Nacional con dos años de decalaje.
- $IPI_{s,t}$  es al valor del Índice de Producción Industrial mensual del subsector  $s$  en el mes  $t$  (Eurostat).
- $IPI_{s,a-2}$  es el Índice de Producción Industrial anual del subsector  $s$  en con dos años de decalaje (Eurostat).

En tercer lugar, las emisiones no cubiertas por las estimaciones directas se han estimado mediante un método indirecto. Este método consiste en utilizar el índice de la OCDE de

<sup>29</sup> <https://industria.gob.es/es-es/estadisticas/Paginas/Estadistica-Cemento.aspx>

<sup>30</sup> <https://www.worldsteel.org/>

<sup>31</sup> [https://ec.europa.eu/eurostat/databrowser/view/sts\\_inpr\\_a/default/table?lang=en](https://ec.europa.eu/eurostat/databrowser/view/sts_inpr_a/default/table?lang=en)

producción industrial<sup>32</sup> para estimar las emisiones mensuales para los subsectores de IPPU que no han podido ser cubiertos con los datos de Eurostat ni con las fuentes mencionadas previamente en esta sección. Para ello se ha supuesto que las emisiones de estos sectores crecen al mismo ritmo que la producción industrial reportada por la OCDE:

$$E_{IPPU\_OCDE,t} = E_{IPPU,a-2} \times \frac{IPI_{OCDE,t}}{IPI_{OCDE,a-2}} \quad (7)$$

Donde:

- $E_{IPPU,a-2}$  son las emisiones totales de IPPU reportadas en Inventario Nacional con dos años de decalaje.
- $IPI_{OCDE,t}$  es el valor del índice de producción industrial mensual reportado por la OCDE en el mes  $t$  (Eurostat).
- $IPI_{OCDE,a-2}$  es el Índice de Producción Industrial anual reportado por la OCDE con dos años de decalaje (Eurostat).

A continuación, estas emisiones se han repartido entre los diferentes subsectores de acuerdo con su participación media en los últimos cuatro años:

$$E_{s,t} = E_{IPPU\_OCDE,t} \times \frac{1}{4} \sum_{a=2015}^{2018} \frac{E_{s,a}}{E_{IPPU,a}} \quad (8)$$

Donde:

- $E_{IPPU\_OCDE,t}$  es el resultado de la anterior fórmula (7)
- $E_{s,a}$  son las emisiones de cada subsector en el año  $t$  y
- $E_{IPPU,a}$  son las emisiones de los totales IPPU en el año  $a$  ambas según el Inventario Nacional.

Finalmente, para obtener el total de emisiones por categoría industrial  $i$  en cada mes  $t$  se han sumado las emisiones de cada subsector correspondiente:

$$E_{i,t} = \sum_s E_{s,t} \quad (9)$$

La Tabla 3 proporciona un resumen de la equivalencia entre los indicadores y subsectores mencionados hasta ahora en esta sección del anexo, así como de sus fuentes.

Tabla 3: Equivalencias entre categorías IPPU e indicadores de producción

<b>Industria</b>	<b>Subsector</b>	<b>Indicador</b>	<b>Fuente Indicador</b>
Industria de minerales	Producción de cemento*	Producción de Clinker	Ministerio de Industria, Comercio y Turismo
Industria de minerales	Producción de cal	Manufacture of lime and plaster	EUROSTAT
Industria de minerales	Producción de vidrio	Manufacture of glass and glass products	EUROSTAT
Industria de minerales	Otros procesos	Industrial Production	OCDE
Industria química	Amoniaco y ácido nítrico	Manufacture of fertilisers and nitrogen compounds	EUROSTAT
Industria química	Caprolactama, glioxal y ácido glioxílico	Manufacture of chemicals and chemical products; basic	EUROSTAT

<sup>32</sup> <https://data.oecd.org/industry/industrial-production.htm>

		pharmaceutical products and pharmaceutical preparations	
Industria química	Carburo	Industrial Production	OCDE
Industria química	Ceniza de sosa	Industrial Production	OCDE
Industria química	Producción petroquímica y negro de carbón	Manufacture of basic chemicals, fertilisers and nitrogen compounds, plastics and synthetic rubber in primary forms	EUROSTAT
Industria química	Otros	Manufacture of basic pharmaceutical products and pharmaceutical preparations	EUROSTAT
Industrias del metal	Producción de acero*	Crude steel production	Asociación Mundial del Acero
Industrias del metal	Producción de hierro, toba y ferroaleaciones	Manufacture of basic iron and steel and of ferro-alloys	EUROSTAT
Industrias del metal	Fugas en la producción de hierro y acero	Industrial Production	OCDE
Industrias del metal	Producción de aluminio	Aluminium production	EUROSTAT
Industrias del metal	Producción de plomo	Industrial Production	OCDE
Industrias del metal	Producción de zinc	Industrial Production	OCDE
Industrias del metal	Otros	Industrial Production	OCDE

\*Categorías con factor de emisión obtenido directamente del Inventario Nacional

Para los gases fluorados se ha optado por utilizar las emisiones del último año disponible<sup>33</sup> como mejor estimación y suponer que estas se producen de forma uniforme a lo largo del año, esto es, hemos obtenido las emisiones mensuales dividiendo las anuales por 12 meses:

$$E_{f,t} = \frac{E_{f,a-1}}{12} \quad (10)$$

donde  $E_{f,a-1}$  son las emisiones anuales de gases fluorados en el año anterior según el Inventario Nacional.

En el caso de los procesos restantes, *Productos no energéticos derivados de combustibles y uso de disolventes* y *Producción y uso de otras sustancias*, ante su baja variación interanual, se ha optado por aplicar la variación del último año disponible dividiendo también las emisiones de manera equitativa entre los 12 meses.

$$E_{s,t} = \frac{1}{12} \times E_{s,a-2} \times \left( 1 + \frac{E_{s,a-2} - E_{s,a-3}}{E_{s,a-3}} \right) \quad (11)$$

donde  $E_{s,a-2}$  y  $E_{s,a-3}$  son las emisiones anuales de los sectores en los años  $a - 2$  y  $a - 3$  respectivamente según el Inventario Nacional.

### Anexo 3: Metodología ARIMA para la proyección de emisiones

Los ARIMA son modelos estadísticos que tiene su origen en las aportaciones de Box y Jenkins de 1970 (Box et al., 2015). Estos modelos han sido ampliamente utilizados para la modelización de series temporales con el objetivo principal de realizar predicciones. Los modelos ARIMA son univariantes, es decir, solo utilizan información del comportamiento

<sup>33</sup> Si bien las emisiones de gases fluorados han disminuido de forma notable los últimos años, en gran medida como consecuencia del impuesto a los gases fluorados, se espera que en los próximos años esta tendencia se ralentice.

histórico de una serie temporal para construir un modelo capaz de explicar su comportamiento futuro. Un modelo ARIMA está compuesto por varios componentes: uno autorregresivo (AR), otro de integración (I) y un tercero de medias móviles (MA).

El modelo AR puro se basa en la idea de que una observación de una serie temporal en un momento dado del tiempo puede explicarse como una combinación lineal de otras observaciones previas más un error aleatorio. Un modelo AR de orden  $p$  o AR( $p$ ) se define como

$$y_t = \mu + \sum_{j=1}^p \phi_j y_{t-j} + a_t \quad (12)$$

donde  $y_t$  representa la variable analizada (en este caso, emisiones de GEI) en el momento  $t$ ,  $\mu$  es una constante,  $p$  es un número entero no negativo que determina el orden del proceso autorregresivo,  $\phi = (\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_p)$  es un vector de coeficientes del modelo AR y  $a_t$  es el error aleatorio del modelo con estructura de ruido blanco<sup>34</sup>.

El modelo MA utiliza las desviaciones observadas por el modelo en su predicción de periodos anteriores para mejorar su predicción actual. Un modelo MA de orden  $q$  o MA( $q$ ) se define como

$$y_t = \mu + a_t - \sum_{j=1}^q \theta_j a_{t-j} \quad (13)$$

donde, además de los elementos ya definidos,  $q$  es un número entero no negativo que determina el orden del proceso de medias móviles y  $\theta = (\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_q)$  es el vector de los coeficientes del modelo MA.

Los modelos AR( $p$ ) y MA( $q$ ) pueden combinarse dando lugar a un modelo ARMA de órdenes  $p$  y  $q$  o ARMA ( $p, q$ ) que se define como

$$y_t = \mu + \sum_{j=1}^p \phi_j y_{t-j} + a_t - \sum_{j=1}^q \theta_j a_{t-j} \quad (14)$$

El modelo ARMA ( $p, q$ ) puede emplearse directamente en aquellas series temporales que cumplan la condición de estacionariedad (media y varianza constantes a lo largo del tiempo). Sin embargo, esta condición no se da en muchas series temporales, haciéndose necesarias algunas transformaciones para conseguir que la serie temporal llegue a ser estacionaria. Dichas transformaciones se refieren principalmente al cálculo de la serie en diferencias, aunque en ocasiones también es necesario aplicar otras transformaciones adicionales (por ejemplo, aplicar logaritmos). En caso de que la serie temporal necesite ser diferenciada para cumplir la condición de estacionariedad en media podremos denominar al modelo como ARIMA( $p, d, q$ ), donde  $p$  representa el orden del proceso autorregresivo;  $d$  identifica el orden de integración, es decir, el número de diferenciaciones necesarias hasta conseguir que la serie temporal sea estacionaria; y, por último,  $q$  determina el orden del proceso de medias móviles. De esta forma se define un modelo ARIMA( $p, d, q$ ) como

$$\phi(B)(1 - B)^d y_t = \mu + \theta(B)a_t \quad (15)$$

donde, además de los elementos ya definidos,  $B$  es el operador de retardos que actúa retardando un periodo la variable que multiplica (por ejemplo:  $By_t = y_{t-1}$ ),  $d$  es el número

<sup>34</sup> En series temporales, un proceso de ruido blanco se refiere a una serie temporal puramente aleatoria.

de diferenciaciones aplicadas a la serie temporal hasta convertirla en estacionaria,  $\phi(B) = 1 - \phi_1 B^1 - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p$  representa un proceso autorregresivo de orden  $p$  y  $\theta(B) = 1 - \theta_1 B^1 - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q$  identifica un proceso de medias móviles de orden  $q$ .

Cuando la serie temporal para la que se construye el modelo tiene un comportamiento estacional<sup>35</sup> es necesario incorporar términos adicionales dando lugar a un modelo SARIMA (por sus siglas en inglés, *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average*) multiplicativo. En este estudio, las series temporales de emisiones de GEI para las que se crean los modelos ARIMA tienen una frecuencia mensual, por lo que, puede ocurrir que dichas series presenten procesos de estacionalidad mensual. En ese caso, será necesario realizar una diferenciación estacional de la serie temporal y el modelo será un ARIMA  $(p, d, q)(P, D, Q)_s$ , donde  $P, D$  y  $Q$  representan los órdenes de autocorrelación, diferenciación y medias móviles estacionales respectivamente y  $s$  el número de estaciones (en este caso, 12). Un modelo SARIMA o ARIMA  $(p,d,q)(P,D,Q)_s$  se define como

$$\Phi(B^s) \phi(B)(1 - B^s)^D(1 - B)^d y_t = \mu + \Theta(B^s) \theta(B) a_t \quad (16)$$

donde, además de los elementos ya definidos,  $D$  representa el número de diferencias estacionales aplicadas a la serie temporal,  $\Phi(B^s) = 1 - \Phi_1 B^{s1} - \Phi_2 B^{s2} - \dots - \Phi_P B^{sP}$  representa un proceso autorregresivo estacional de orden  $P$  y  $\Theta(B) = 1 - \Theta_1 B^{s1} - \Theta_2 B^{s2} - \dots - \Theta_Q B^{sQ}$  identifica un proceso de medias móviles estacional de orden  $Q$ .

Una vez explicados los modelos ARIMA, es necesario seleccionar el modelo que mejor se ajusta a cada serie temporal de emisiones de GEI, es decir, se deben determinar los valores de  $p, d, q, P, D, Q, d$  y  $D$  que dan lugar a un modelo ARIMA específico para cada serie. Tradicionalmente este proceso ha supuesto seguir una serie de pasos (el denominado proceso de Box y Jenkins) a través de los cuales se seleccionaba el mejor modelo (Sen et al., 2016). En este caso, nos valemos de los desarrollos recientes en el campo de la modelización ARIMA y empleamos un algoritmo automático<sup>36</sup> que elige el modelo minimizando uno de los criterios de información habituales, en este caso, el indicador AICc (*Akaike Information Criterion corrected*) que es una corrección del indicador AIC (*Akaike Information Criterion*) que se define como

$$AIC = -2 \ln L + 2k \quad (17)$$

donde  $L$  es el máximo de la función de verosimilitud en el modelo estimado y  $k$  es el número total de parámetros del modelo.

Dado que el indicador AIC no siempre funciona adecuadamente en series temporales cortas porque tiende a elegir modelos con demasiados parámetros, se emplea el indicador AICc que se define como

$$AICc = AIC + \frac{2(k+1)(k+2)}{N-k-2} \quad (18)$$

donde  $AIC$  es el indicador definido en la ecuación 17,  $N$  identifica el número de observaciones de la serie temporal y  $k$  es el número total de parámetros del modelo.

<sup>35</sup> Una serie temporal es estacional cuando muestra tendencias predecibles y persistentes que dan lugar a un patrón estable de variabilidad que se replica en ciertos momentos del tiempo.

<sup>36</sup> Se utiliza la función `auto.arima` del software de programación R (para una descripción detallada de dicha función véase <https://www.rdocumentation.org/packages/forecast/versions/8.13/topics/auto.arima>). También puede verse una descripción teórica detallada de la optimización del proceso en Hyndman y Khandakar (2008).

Tras estimar una batería de modelos para cada serie temporal, se ha seleccionado el mejor modelo para cada serie siguiendo el criterio del indicador AICc. Los modelos seleccionados pueden verse en la Tabla 4.

Para la validación del modelo se emplea el estadístico Q de Ljung-Box (LBQ) que permite contrastar las siguientes hipótesis (i)  $H_0$ : los errores del modelo son aleatorios (son un ruido blanco) (ii)  $H_a$ : los errores del modelo no son aleatorios (no son un ruido blanco). En la columna LBQ de la Tabla 4 pueden observarse los resultados de los contrastes de hipótesis que se realizan con un nivel de significación del 5% para determinar si la hipótesis nula ( $H_0$ ) es aceptada ( $p\text{-valor} \geq 0.05$ ), es decir, los errores del modelo son un ruido blanco y, por lo tanto, el modelo está bien especificado y es válido para la predicción; o, por el contrario, se rechaza la hipótesis nula y se acepta la hipótesis alternativa ( $H_a$ ) ( $p\text{-valor} < 0.05$ ), es decir, los residuos del modelo no son un ruido blanco y, por lo tanto, el modelo no es adecuado. Todos los modelos son validados para la predicción.

Por último, se procede a realizar predicciones para los últimos tres meses del año 2020 (octubre, noviembre y diciembre) utilizando los modelos validados. Para una descripción detallada de cómo se realiza la predicción en el software de programación R véase el trabajo de Hyndman y Khandakar (2008).

Tabla 4: Resultados modelos ARIMA por serie temporal y sector

Sector <sup>1</sup>	Modelo	Coeficientes del modelo <sup>2</sup>							Indicadores de la desviación	
		AR1	AR2	MA1	MA2	SAR1	SMA1	drift	MAPE <sup>3</sup>	LBQ <sup>20</sup> Lags
S1	ARIMA(0,1,2)x(1,1,0)[12]	-	-	-0,233	-0,281*	-0,638***	-	-	4,03	Ho
S2	ARIMA(0,1,2)x(0,1,1)[12]	-	-	-0,160	-0,281*	-0,748*	-	-	10,85	Ho
S3	ARIMA(1,1,1)x(1,0,0)[12]	0,591**	-	-0,911***	-	0,532***	-	-	4,63	Ho
S4	ARIMA(1,1,1)	0,568***	-	-0,887***	-	-	-	-	26,1	Ho
S5	ARIMA(0,1,1)x(1,1,0)[12]	-	-	-0,597***	-	-0,659***	-	-	4,32	Ho
S6	ARIMA(0,1,0)x(1,0,0)[12]	-	-	-	-	0,531***	-	-	4,14	Ho
S7	ARIMA(0,1,0)x(0,0,1)[12]	-	-	-	-	-	0,678**	-	0,17	Ho
S8	ARIMA(0,1,2)x(1,0,0)[12]	-	-	-0,442***	-0,398**	0,636***	-	-	4,67	Ho
S9	ARIMA(0,1,0)x(1,1,0)[12]	-	-	-	-	-0,375*	-	-	3,27	Ho
S10	ARIMA(0,0,1)x(0,1,0)[12]	-	-	0,459***	-	-	-	-11,493***	3,22	Ho
S11	ARIMA(2,1,0)x(0,1,0)[12]	-0,278*	-0,589***	-	-	-	-	-	7,22	Ho
S12	ARIMA(0,0,0)x(0,1,1)[12]	-	-	-	-	-	-0,809	-0,536***	2,27	Ho
S13	ARIMA(0,1,2)x(1,0,0)[12]	-	-	-0,407***	-0,250*	0,635***	-	-	4,77	Ho
S14	ARIMA(0,1,0)x(0,0,1)[12]	-	-	-	-	-	0,744*	-	0,07	Ho
S15	ARIMA(0,1,0)x(0,1,0)[12]	-	-	-	-	-	-	-	0,49	Ho
S16	ARIMA(0,1,0)x(1,0,0)[12]	-	-	-	-	-0,710***	-	-	0,93	Ho

Notas:

<sup>1</sup> Los sectores considerados son los siguientes: **S1**, emisiones de GEI de energía; **S2**, emisiones de GEI de generación de electricidad; **S3**, emisiones de GEI de combustibles líquidos (no electricidad); **S4**, emisiones de GEI de combustibles sólidos (no electricidad); **S5**, emisiones de GEI de gas (no electricidad); **S6**, emisiones de GEI de otros combustibles fósiles (no electricidad); **S7**, emisiones de GEI de biomasa (CO<sub>2</sub> excluido y no electricidad); **S8**, emisiones de GEI fugitivas; **S9**, emisiones de GEI de bunkers; **S10**, emisiones de GEI de IPPU; **S11**, emisiones de GEI de industria de minerales; **S12**, emisiones de GEI de industria química; **S13**, emisiones de GEI de industrias del metal; **S14**, emisiones de GEI de productos no energéticos derivados de combustibles y uso de disolventes; **S15**, emisiones de GEI de productos empleados como sustitutos de las sustancias que agotan la capa de ozono; **S16**, emisiones de GEI de producción y uso de otras sustancias.

<sup>2</sup> Los parámetros tienen diferentes niveles de significatividad: \*\*\* = 99.9%; \*\* = 99%; \* = 95%.

<sup>3</sup> El indicador MAPE representa la desviación porcentual absoluto medio (por sus siglas en inglés, *Mean Absolute Percentage Error*) y sirve para analizar la validez y capacidad predictiva del modelo (en general, se acepta que un MAPE inferior a 10 es adecuado).

## Anexo 4: Evaluación de la robustez metodológica

Este anexo recoge el análisis de ajuste de la metodología con detalle en cada una de las subcategorías dentro de los bloques energía, IPPU y residuos y agricultura.

Como método de validación de los resultados se han comparado las estimaciones obtenidas mediante la metodología descrita entre los años 2016 y 2019 con las publicadas en el Inventario Nacional de Gases de Efecto Invernadero. La Tabla 5 y las Figuras 24-27 permiten comprobar la cercanía entre las emisiones estimadas con esta metodología y las publicadas por MITERD en los sectores energía e IPPU.

Tabla 5: Emisiones estimadas y datos del Inventario por subcategorías, 2016-2019

Emisiones (Mt CO <sub>2</sub> -eq)	2016		2017		2018		2019	
	Estimaciones	Datos	Estimaciones	Datos	Estimaciones	Datos	Estimaciones	Datos <sup>37</sup>
Petróleo	136,8	138,0	141,9	138,7	142,6	139,7	138,9	
Carbón	43,9	41,4	53,5	50,4	43,7	44,6	20,0	
Gas	56,7	56,8	62,0	61,8	61,7	61,4	70,9	
Otros combustibles fósiles	3,1	2,4	2,8	2,6	2,5	2,5	2,3	
Biomasa (CO <sub>2</sub> excluido)	1,1	1,1	1,1	1,2	1,1	1,2	1,2	
<b>Total combustibles</b>	<b>241,6</b>	<b>239,8</b>	<b>261,4</b>	<b>254,6</b>	<b>251,6</b>	<b>249,3</b>	<b>233,2</b>	<b>230,8</b>
Emisiones Fugitivas	4,2	4,0	3,9	4,1	4,1	4,0	3,8	4,0
<b>Total energía</b>	<b>245,8</b>	<b>243,8</b>	<b>265,3</b>	<b>258,7</b>	<b>255,7</b>	<b>253,4</b>	<b>237,0</b>	<b>234,9</b>
Industria de minerales	12,8	12,2	12,9	12,4	13,0	12,7	12,3	11,8
Industria química	4,4	4,2	4,3	4,1	4,3	4,2	4,1	4,2
Industrias del metal	3,4	3,9	3,3	3,0	3,2	3,3	3,0	2,8
Productos no energéticos derivados de combustibles y uso de disolventes	0,8	0,8	0,8	0,8	0,9	0,9	0,9	0,9
Productos empleados como sustitutos de las sustancias que agotan la capa de ozono	8,9	8,8	8,8	7,2	7,2	6,1	6,1	5,6
Producción y uso de otras sustancias	0,6	0,6	0,5	0,6	0,6	0,6	0,6	0,6
<b>Total IPPU</b>	<b>30,9</b>	<b>30,4</b>	<b>30,5</b>	<b>28,1</b>	<b>29,0</b>	<b>27,8</b>	<b>26,9</b>	<b>26,0</b>
<b>Total Agricultura</b>	<b>37,9</b>	<b>38,8</b>	<b>38,6</b>	<b>39,9</b>	<b>38,8</b>	<b>39,6</b>	<b>39,9</b>	<b>39,1</b>
<b>Total Residuos</b>	<b>13,4</b>	<b>13,9</b>	<b>14,2</b>	<b>13,6</b>	<b>13,9</b>	<b>13,5</b>	<b>13,6</b>	<b>13,6</b>
<b>Total sectores</b>	<b>327,8</b>	<b>326,9</b>	<b>347,1</b>	<b>340,3</b>	<b>336,4</b>	<b>334,3</b>	<b>316,9</b>	<b>313,5</b>

<sup>37</sup> No hay datos por tipo de combustible

Figura 24: Estimaciones energía vs. datos Inventario Nacional, 2016-2019

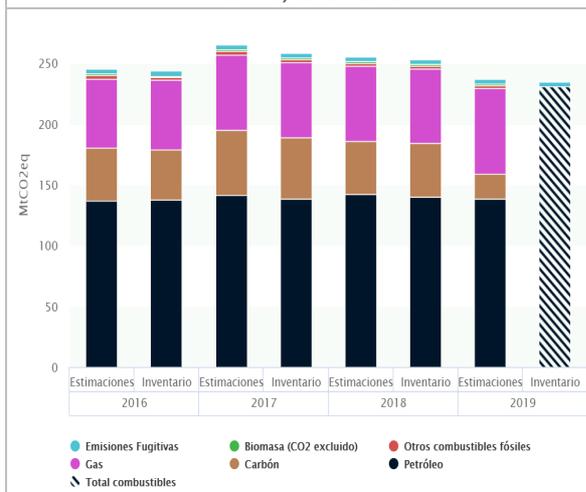
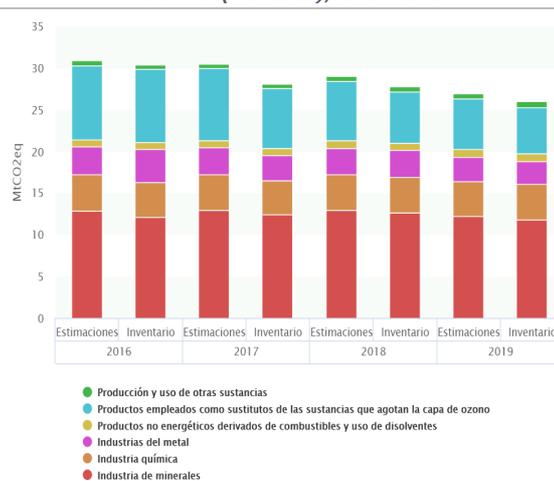


Figura 25: Estimaciones IPPU vs. datos Inventario Nacional (MITERD), 2016-2019



Como se puede apreciar en las Figuras 26 y 27 también en los sectores de agricultura y residuos las estimaciones desarrolladas por este estudio se acercan considerablemente a las publicadas en el Inventario Nacional y las desviaciones no superan el 3% en el sector de la agricultura y el 6% en el sector residuos (Tabla 6).

Figura 26: Estimaciones agricultura vs. datos del Inventario Nacional, 2016-2019

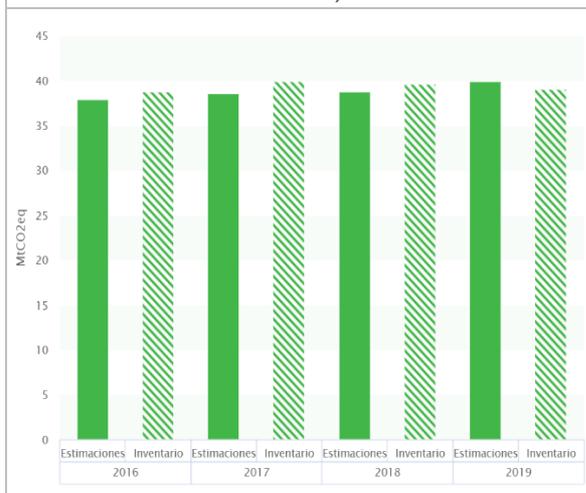
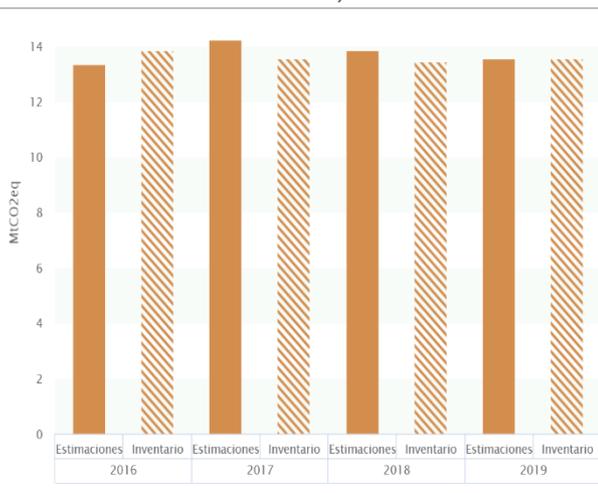


Figura 27: Estimaciones residuos vs. datos del Inventario Nacional, 2016-2019



Para calcular los datos relativos a la desviación anual observada con respecto a las emisiones publicadas en el Inventario Nacional (Tabla 6) se han comparado las desviaciones de cada sector con las correspondientes del Inventario. La desviación media observada a lo largo de las estimaciones de los 4 años varía alrededor de 2% para energía y 4,3% en IPPU, con un mayor ajuste en los dos últimos años del análisis para ambas categorías.

Tabla 6: Desviaciones respecto a los datos del Inventario

%	2016	2017	2018	2019
<b>Energía</b>	<b>0,77</b>	<b>2,47</b>	<b>0,89</b>	<b>0,82<sup>38</sup></b>
Petróleo	0,85	2,27	2,06	
Carbón	5,71	5,95	2,06	
Gas	0,19	0,31	0,48	
Otros combustibles fósiles	20,47	8,20	0,32	
Biomasa (CO <sub>2</sub> excluido)	3,80	4,52	2,74	
<i>Total combustibles</i>	<i>1,84</i>	<i>2,63</i>	<i>1,66</i>	<i>1,06</i>
Emisiones Fugitivas	3,63	3,26	1,51	4,84
<b>IPPU</b>	<b>1,66</b>	<b>7,72</b>	<b>4,38</b>	<b>3,55</b>
Industria de minerales	5,00	4,00	2,50	3,51
Industria química	5,61	3,43	1,10	2,11
Industrias del metal	16,89	6,58	3,16	5,95
Productos no energéticos derivados de combustibles y uso de disolventes	0,95	3,40	1,03	0,33
Productos empleados como sustitutos de las sustancias que agotan la capa de ozono	1,83	18,27	14,68	8,03
Producción y uso de otras sustancias	6,73	20,28	7,60	10,33
<b>Desviación Agricultura</b>	<b>2,64</b>	<b>2,10</b>	<b>2,17</b>	<b>1,66</b>
<b>Desviación Residuos</b>	<b>4,25</b>	<b>4,99</b>	<b>5,98</b>	<b>3,87</b>
<b>Desviación Total</b>	<b>2,07</b>	<b>2,85</b>	<b>1,69</b>	<b>1,24<sup>39</sup></b>

Los modelos ARIMA utilizados para proyectar las emisiones de GEI de los sectores energía e IPPU de los últimos tres meses del año 2020 suponen una incertidumbre adicional a las desviaciones asociadas a la metodología ya explicadas en las sub-secciones anteriores. Para evaluar la magnitud de las desviaciones cometidas por los modelos ARIMA se han realizado tres pruebas: test 1 (predicción de los tres últimos meses del año 2019), test 2 (predicción de los tres primeros meses de la pandemia con confinamiento estricto) y test 3 (predicción de los tres primeros meses de nueva normalidad de la pandemia). La Tabla 7 ofrece los resultados para todas las series temporales utilizadas. En general, los modelos ARIMA estiman las emisiones de forma adecuada (desviaciones mensuales menores al 10%), lo que demuestra que son un buen complemento para estimar en el corto plazo las emisiones de los meses que no cubre nuestra metodología de adelanto de emisiones de GEI. Sin embargo, para ciertos meses y tipos de emisiones, los modelos ARIMA tienden a cometer mayores errores, especialmente cuando se producen cambios estructurales (reducción de movilidad, cierre de negocios no esenciales, cierre de centrales térmicas etc.) que los modelos no todavía no han detectado.

<sup>38</sup> y <sup>31</sup> Al no existir datos disponibles sobre las emisiones por tipo de combustible para 2019, esta desviación se calcula sumando las desviaciones absolutas de “combustibles totales” y “fugitivas”. Existe la posibilidad de que esta desviación sea mayor al aplicar el mismo método que para 2016, 2017 y 2018 si una desviación negativa en 1 tipo de combustible compensa una desviación positiva en otro tipo de combustible y viceversa.

Tabla 7: Desviaciones mensuales por subsectores en modelos ARIMA

%	Test 1			Test 2			Test 3		
	Octubre 2019	Noviembre 2019	Diciembre 2019	Marzo 2020	Abril 2020	Mayo 2020	Julio 2020	Agosto 2020	Septiembre 2020
Energía	4,74	7,89	6,87	2,73	37,03	24,24	3,96	13,56	21,40
Petróleo (no electricidad)	7,49	0,80	1,16	17,47	70,95	42,48	16,82	17,38	19,40
Carbón (no electricidad)	148,85	322,22	13,77	11,08	55,19	106,26	5,84	83,14	14,27
Gas (no electricidad)	1,42	1,77	13,33	5,20	22,19	19,66	16,83	25,11	6,93
Otros combustibles fósiles (no electricidad)	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Biomasa (CO <sub>2</sub> excluido, no electricidad)	0,15	0,06	0,09	0,56	1,33	0,93	0,38	0,55	0,85
Emisiones fugitivas	0,14	19,75	8,22	0,13	15,86	8,84	3,87	7,59	2,61
Generación de electricidad	53,51	47,59	26,87	53,51	47,59	26,87	14,74	5,08	2,85
IPPU	4,28	3,18	22,88	4,76	44,55	11,49	10,51	18,41	14,29
Industria de minerales	6,31	7,24	52,82	16,27	125,61	10,02	28,71	37,70	21,24
Industria química	2,38	9,73	13,87	1,66	10,08	6,95	7,74	0,06	6,11
Industrias del metal	1,20	11,57	30,31	7,99	65,15	36,92	2,39	4,83	24,45
Productos no energéticos derivados de combustibles y uso de disolventes	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Productos empleados como sustitutos de las sustancias que agotan la capa de ozono	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Producción y uso de otras sustancias	0,83	1,58	2,26	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00

## Anexo 5: Incertidumbre en los resultados

Las emisiones resultantes para 2020 en este informe están condicionadas por varios factores de incertidumbre. Esta incertidumbre surge por el uso del método de referencia para las emisiones de energía (ver Anexo 1), el uso de índices de producción mensual como *proxy* de la variación de las emisiones en algunas industrias (ver Anexo 2) o la incertidumbre inherente a las predicciones dadas por los modelos ARIMA (ver Anexo 3) para los últimos meses. También, existe incertidumbre derivada de uso de datos históricos para estimar las emisiones futuras de agricultura y residuos, así como el uso de factores de emisión con varios años de decalaje.

Esta sección muestra como se ha tratado la incertidumbre en la estimación de las emisiones de GEI y cómo se han agregado finalmente.

En primer lugar, respecto al rango de incertidumbre de las emisiones de energía, IPPU, agricultura y residuos, las emisiones estimadas en cada categoría se multiplican por el promedio o el máximo de las desviaciones en 2016, 2017 y 2018 como se describe en la Tabla 7 para cada mes de 2020. Si la media de estas desviaciones es superior a la desviación de 2018 se utiliza la media, mientras que si la media es inferior a la desviación de 2018 se utiliza el máximo de los tres valores. Este enfoque se elige para evitar que los valores atípicos ascendentes o descendentes en 2016 o 2017 tengan una gran influencia en el nivel de incertidumbre aplicado, ya que se asume que 2018 proporciona la mejor referencia de esos 3 años por ser el último año. La desviación en 2019 no se utiliza para calcular la incertidumbre, porque no ha sido posible calcular las desviaciones en 2019 por separado para combustibles fósiles líquidos, sólidos y gaseosos.

En segundo lugar, la incertidumbre relativa a las emisiones predichas con los modelos ARIMA (octubre, noviembre y diciembre) se calcula multiplicando los niveles de emisión estimados por las desviaciones históricas de ARIMA (Tabla 8). Para cada categoría, la selección se basa en qué "ejercicio" se utiliza para definir la incertidumbre, según la relevancia de la estacionalidad y el impacto esperado de las condiciones relacionadas con la pandemia observadas durante 2020. En cuanto a las emisiones del mes de diciembre de 2020 procedentes de la generación eléctrica y las del uso de combustibles líquidos y gaseosos para usos no eléctricos, se ha añadido un nivel de incertidumbre adicional debido a que en el momento de la elaboración de este documento se desconoce si se modificarán las medidas y restricciones impuestas por la COVID-19 para el último mes del año.

Dado que las predicciones de ARIMA se basan en datos mensuales proporcionados mediante el uso de métodos 'bottom-up', la incertidumbre en las predicciones ARIMA para octubre, noviembre y diciembre no puede verse como independiente de estas estimaciones. Por lo tanto, la incertidumbre en ARIMA se suma a la incertidumbre general en cada categoría. Dado que la incertidumbre en la parte ARIMA se aplica por separado a las emisiones del sector eléctrico y a las emisiones no eléctricas para los diferentes combustibles (ver Tabla 7), las incertidumbres se han calculado para este conjunto de categorías por separado.

Finalmente, la suma de los valores de incertidumbre absoluta de todas las subcategorías ( $\sigma_i$ ) se divide por las emisiones totales estimadas (E) en ese mes (t) para obtener el nivel de incertidumbre como porcentaje de las emisiones mensuales totales ( $\sigma_t$ ). La ecuación 20 describe este proceso para obtener niveles de incertidumbre mensuales.

$$\sigma_t = \frac{\sum_{i,t} ABS(\sigma_{i,t} \times E_{i,t})}{E_t} \quad (19)$$

La Tabla 8 define en detalle qué niveles de incertidumbre se han obtenido mensualmente en cada categoría

Tabla 8: Niveles de incertidumbre aplicados a los resultados mensuales

Categorías	%	Meses de 2020			
		Enero a Septiembre	Octubre	Noviembre	Diciembre
<b>Energía</b>					
Fósiles líquidos	Total	2,27	2,27	2,27	2,27
	No-eléctrico (ARIMA)		4,15	4,15	12,49
Fósiles sólidos	Total	4,58	4,58	4,58	4,58
	No-eléctrico (ARIMA)		34,41	34,41	34,41
Fósiles gaseosos	Total	0,48	0,48	0,48	0,48
	No-eléctrico (ARIMA)		1,42	1,77	17,89
Otros combustibles fósiles	Total	9,66	9,66	9,66	9,66
	No-eléctrico (ARIMA)		0,00	0,00	0,00
Biomasa (CO <sub>2</sub> excluido)	Total	3,69	3,69	3,69	3,69
	No-eléctrico (ARIMA)		0,10	0,10	0,10
Emisiones Fugitivas	Total	2,80	2,80	2,80	2,80
	Total (ARIMA)		4,69	4,69	4,69
Generación de electricidad (ARIMA)			7,56	7,56	15,05
<b>IPPU</b>					
Industria de minerales	Total	3,84	3,84	3,84	3,84
	Total (ARIMA)		6,31	7,24	52,82
Industria química	Total	3,38	3,38	3,38	3,38
	Total (ARIMA)		2,38	9,73	13,87
Industrias del metal	Total	8,88	8,88	8,88	8,88
	Total (ARIMA)		1,20	11,57	30,31
Productos no energéticos derivados de combustibles y uso de disolventes		1,79	1,79	1,79	1,79
Productos empleados como sustitutos de las sustancias que agotan la capa de ozono		11,59*	11,59*	11,59*	11,59*
Producción y uso de otras sustancias		11,54	11,54	11,54	11,54
<b>Agricultura</b>		2,80	2,80	2,80	2,80
<b>Residuos</b>		2,76	2,76	2,76	2,76
<b>Total</b>	<b>Hacia arriba**</b>	2,65-2,83	6,23	6,35	14,70
	<b>Hacia abajo**</b>	2,85-3,11	6,46	6,60	14,95

\*Solo aplicamos esta incertidumbre hacia abajo, ya que en principio estas emisiones disminuirán, pero no podemos predecir en qué medida.

\*\* La incertidumbre total es asimétrica debido a la aplicación asimétrica de la incertidumbre en la categoría "Productos empleados como sustitutos de las sustancias que agotan la capa de ozono".



